

OPTIMIZACIÓN DE CARGA DE VEHÍCULOS ELÉCTRICOS CON ASISTENCIA SOLAR FOTOVOLTAICA Y ALMACENAMIENTO DE ENERGÍA

Antonia López Llamas

Escuela Superior de Ingenieros. Universidad de Sevilla, lolaaan7@gmail.com

Carlos Vivas Venegas

Dpto Ingeniería Sistemas y Automática. Universidad de Sevilla, vivas@us.es

Francisco R. Rubio

Dpto Ingeniería Sistemas y Automática. Universidad de Sevilla, rubio@us.es

Resumen

Este trabajo aborda el problema del modelado y gestión de una estación de carga inteligente para vehículos eléctricos (EVCS) que sea adecuada para la carga rápida y ultrarrápida de CC al tiempo que proporciona un estrés mínimo en la red eléctrica. La estación de carga se gestiona de forma que sea alimentada por energía fotovoltaica (PV) o por la red eléctrica, con el soporte adicional de un sistema de almacenamiento basado en batería. Se explora una estrategia de control de horizonte deslizante formulando el problema como una optimización mixta cuadrática entera (MIQP) para gestionar de forma eficiente la política de intercambios de energía de la instalación. Complementariamente, para mitigar la fuente de incertidumbre sobre la demanda de energía y la producción solar se han utilizado estrategias de predicción basadas en machine learning. Las simulaciones ilustran la viabilidad de la estrategia de control propuesta y su mejor comportamiento en relación a estrategias heurísticas.

Palabras clave: Estación de Carga, Vehículo Eléctrico, Energía Fotovoltaica, Almacenamiento de Energía, Control Horizonte Deslizante, Optimización.

1 INTRODUCCIÓN

Se estima que para 2035 habrá un total de 130 millones de vehículos eléctricos (EVs) circulando por Europa [6]. Durante los últimos años, se han mejorado muchos aspectos del ecosistema de los vehículos eléctricos: paquetes de baterías mejores y más baratos, una creciente infraestructura de carga de EV pública y privada, desarrollo colaborativo de estándares de carga de EV hacia la interoperabilidad y un suministro de EV más amplio y variado, entre otros [4].

A medida que el costo de los vehículos eléctricos se vuelve cada vez más asequible, la principal barrera de desarrollo para su expansión es la infraestructura de carga requerida. Los tiempos de carga se han reducido a entre 20 y 30 minutos para unos 400 kilómetros de autonomía, y se esperan más reducciones en los próximos años. Sin embargo, para hacer posible la transición a la movilidad eléctrica, se requerirán más de 65 millones de cargadores, siendo aproximadamente 220.000 los instalados en Europa a fecha de redacción de este trabajo (Junio 2022) [1].

Sin embargo, las estaciones de carga rápida tienen un impacto significativo en la red de distribución de energía al drenar potencias importantes de la red de manera intermitente, propiciando picos de voltaje y corrientes irregulares e impredecibles. Para aliviar el impacto de las estaciones de carga rápida en la red, algunos estudios han considerado complementar el suministro de la red eléctrica de servicios públicos con fuentes de energía alternativas, generalmente energía solar fotovoltaica (PV). La generación de energía basada en PV se puede ubicar en los techos de los estacionamientos de las EVCS o como plantas de energía PV cercanas dedicadas. El uso de energía renovable en las EVCS es beneficioso en el sentido de que puede ayudar a minimizar el efecto de carga de las EVs en la red y reduce los costos de suministro de servicios públicos reduciendo emisiones de CO₂.

Además, las EVCS pueden equiparse con sistemas de almacenamiento de energía basados en baterías (BESS), lo que proporciona un efecto amortiguador para hacer frente a las exigentes cargas transitorias y ayudar a estabilizar el rendimiento de la red. Este enfoque se sigue, por ejemplo, en [3], donde se investiga la posibilidad de respaldar los EVCS con energía solar fotovoltaica en los lugares de trabajo de los Países Bajos. El concepto se puede extender a EVCS rápidas centralizadas, parques industriales, áreas comerciales, etc. Otros ejemplos son [7], donde se examina el rendimiento

de una EVCS con apoyo PV y BESS en una microrred de un campus para ayudar a maximizar la autonomía, o [10] donde se analiza el control y funcionamiento de un EVCS rápido con soporte fotovoltaico y BESS de ion de Litio en conexión a la red local. Estos trabajos muestran que complementar EVCS con un BESS es una solución factible para ayudar a reducir el estrés en la red eléctrica y mejorar el impacto ambiental de los EVCS. Siguiendo esta línea, se propone una estrategia de gestión de la energía para una EVCS con apoyo solar PV y BESS. El sistema de almacenamiento permite acumular energía en momentos donde haya excedente de energía renovable y utilizarla a conveniencia en otros momentos. Para asegurar el servicio, la estación se encuentra conectada a la red eléctrica, pudiendo tomar o ceder energía de la misma en función de las circunstancias. El esquema de control propuesto emplea una estrategia de control de horizonte deslizante que se formula como un problema de optimización cuadrática entera mixta (MIQP) que minimiza el costo operativo, los problemas de degradación y las restricciones físicas y de operación de la planta.

El problema de optimización así planteado es de naturaleza incierta, ya que la demanda por parte de los vehículos eléctricos tiene una naturaleza cíclica con una componente estocástica importante, así como la producción solar que no es conocida con anticipación para el horizonte de predicción. Para aliviar esta incertidumbre se han empleado técnicas de Machine Learning y redes LSTM (Long-Short-Term Memory) para obtener estimaciones de las magnitudes no conocidas en el problema de optimización. Los resultados se han validado a través de simulaciones en MATLAB/Simulink y muestran resultados que mejoran técnicas de gestión heurísticas convencionales.

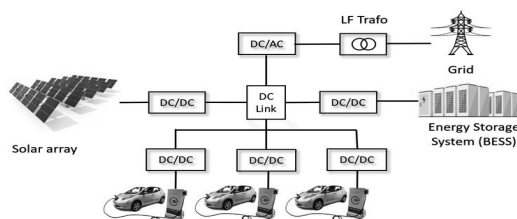


Figura 1: Esquema estación de carga de vehículos eléctricos

2 ARQUITECTURA DE LA PLANTA

La estación de carga propuesta está destinada a ser alimentada principalmente por generación de energía fotovoltaica, con apoyo adicional de

energía de la red eléctrica, si es necesario, a través del correspondiente convertidor elevador de CC/CC y el convertidor de potencia bidireccional, respectivamente. Un sistema de almacenamiento basado en baterías de apoyo (BESS) también está conectado al bus de CC, por lo que puede actuar como un grupo de energía auxiliar para ser administrado por el sistema de control.

La arquitectura de la estación de carga se muestra en la figura 5. Se ha supuesto a efectos de simulación que está constituida por X puntos de recarga capaces de proporcionar una potencia máxima de 30kW, un sistema de baterías con una capacidad máxima de 17,6 kW y un sistema fotovoltaico de 50 m².

La carga de los EVs es suministrada por un bus de CC común que recibe energía de la planta fotovoltaica, del sistema de almacenamiento o de la red eléctrica, según disponibilidad y las condiciones de funcionamiento. Los principales componentes del sistema incluyen un convertidor de potencia bidireccional conectado a la red, el convertidor elevador de CC-CC con la función de seguimiento del punto de máxima potencia (MPPT) que proporciona generación de energía fotovoltaica al bus de CC variable y un cargador de batería EV con una CC bidireccional. Convertidor DC-buck boost para recarga de los EVs, respectivamente. La electrónica de potencia y el modelado de bajo nivel de puntos de carga están fuera del alcance de este trabajo. Se asume que los controladores en este trabajo proporcionan las consignas a los convertidores de potencia cuyo control de bajo nivel se supone implementado apropiadamente.

En el resto del trabajo, la convención para las variables de potencia será considerar valores positivos cuando los diferentes elementos (red, PV, EV, BESS) proporcionan energía al bus, y negativos cuando extraen energía del mismo.

3 MODELO MATEMÁTICO

El diseño del modelo matemático de la estación de carga de vehículos eléctricos se basa en un balance potencias elemental discretizado, ya que la potencia consumida por los vehículos, P^{EV} , debe ser en todo momento igual a la suma de las potencias suministradas por las diferentes fuentes.

$$P^{EV}(k) = P^{PV}(k) + P^{GRID}(k) + P^{BES}(k) \quad (1)$$

donde los términos del miembro derecho de la ecuación representan la potencia obtenida de los paneles fotovoltaicos, P^{PV} , la aportada por la red, P^{GRID} , y la suministrada por el sistema de baterías, P^{BES} .

3.1 SISTEMA FOTOVOLTAICO

La producción fotovoltaica tiene carácter cíclico y estocástico. Para la simulación del modelo propuesto se han tomado datos de una estación meteorológica del GTER (Grupo de Investigación de Termodinámica y Energías Renovables) ubicada en la Escuela Técnica Superior de Ingeniería de Sevilla, a la que los autores tienen acceso. Las series disponibles permiten conocer no solo la producción fotovoltaica medida para una franja temporal concreta, sino otra serie de parámetros meteorológicos importantes para los algoritmos de predicción basados en redes neuronales que se comentarán más adelante.

3.2 SISTEMA DE ALMACENAMIENTO DE ENERGÍA

Se ha decidido adoptar un modelo simple en el que se tiene en cuenta una eficiencia (η_{ch}^{BES} y η_{disc}^{BES}) y rendimiento (μ_{ch}^{BES} y μ_{disc}^{BES}) asimétricos para carga y descarga. Si la acción de control obtenida en un instante determinado ($P_{control}^{BES}(t_k)$) es negativa, se interpreta como baterías en estado carga.

$$P_{ch}^{BES} = -P_{control}^{BES}(t_k)\mu_{ch}^{BES}\eta_{ch}^{BES}$$

En caso contrario, las batería están descargando.

$$P_{disc}^{BES} = P_{control}^{BES}(t_k)\frac{\mu_{disc}^{BES}}{\eta_{disc}^{BES}}$$

Las restricciones físicas de operación del sistema incluyen la potencia mínima (P_{min}^{BES}) y máxima (P_{max}^{BES}) a la que pueden cargarse/descargarse las baterías, así como restricciones de operación, como los niveles máximo (SOC_{max}^{BES}) y mínimo (SOC_{min}^{BES}) del estado de carga de las baterías para evitar su degradación. Por conveniencia para el tratamiento matemático posterior, la potencia del sistema de baterías se define como:

$$P^{BES}(k) = -P_{ch}^{BES} + P_{disc}^{BES} \quad (2)$$

3.3 RED ELÉCTRICA

La red eléctrica es, en este modelo, un elemento pasivo con capacidad para ceder o absorber potencia del sistema dentro de unos límites físicos, P_{max}^{GRID} para la obtención de energía de la red y P_{min}^{GRID} para ceder energía. Con el objeto de garantizar la factibilidad del problema de optimización planteado, se considera que la red por sí sola puede satisfacer los requerimientos del sistema en las condiciones más desfavorables, es decir P_{max}^{GRID} es mayor o igual que la máxima potencia exigible por la demanda de EVs, y P_{min}^{GRID} es mayor que la potencia nominal del sistema fotovoltaico.

3.4 VEHÍCULOS ELÉCTRICOS

Los vehículos eléctricos conectados a la planta se modelan como una demanda agregada estocástica no conocida con antelación. Para obtener datos realistas para los modelos de simulación, se han tomado series temporales de la base de datos ACN-Data [11] convenientemente escaladas y normalizadas a las dimensiones y características del sistema simulado. Estas mismas series temporales han permitido entrenar redes neuronales LSTM para predicción de la demanda EV empleadas por los modelos de optimización, como se describe a continuación.

Nombre	Unidades	Valor
P_{min}^{BES}	W	-15000
P_{max}^{BES}	W	15000
Cap_{max}^{BES}	W	17600
SOC_{min}^{BES}	%	0.05
SOC_{max}^{BES}	%	0.95
μ_{ch}^{BES}	%	0.8
μ_{disc}^{BES}	%	0.8
η_{ch}^{BES}	%	0.90
η_{disc}^{BES}	%	0.95
$CCost^{BES}$	€/Wh	0.125
$Cost_{degr, ch}^{BES}$	€/W ² h	1e-9
$Cost_{degr, disc}^{BES}$	€/W ² h	1e-9
$Cycles^{BES}$	ciclos	3000

Tabla 1: Definición de parámetros

4 PREDICCIÓN DE LA DEMANDA Y PRODUCCIÓN SOLAR

Como se ha mencionado, una estrategia de optimización de horizonte deslizante determinista requeriría conocer todas las variables del problema a optimizar dentro del horizonte temporal considerado. No es este nuestro caso sin embargo, ya que la producción solar fotovoltaica y la demanda de EVs no es conocida a futuro. Con el objeto de soslayar esta dificultad, este trabajo propone el uso de herramientas de Machine Learning para obtener una estimación de estas magnitudes en un horizonte temporal conocido. Se realizaron pruebas con modelos de redes neuronales simples (ANN), recurrentes (RNN), con LSTM, convolucionales (CNN), bidireccionales (Bi-LSTM) y combinaciones de ellas, seleccionando el modelo con mejores resultados.

En el caso de la estimación de demanda de energía de EVs, se toma como entrada los datos históricos de las últimas 96 horas, obteniendo como resultado la predicción de demanda en la hora siguiente. Se estimó como arquitectura más conve-

niente el modelo con redes LSTM con una ventana temporal de 4 días para un horizonte de predicción de 24h, siendo el MAE (error absoluto medio) de 4.41 kW y el RMSE (error cuadrático medio) de 4.10 kW sobre los datos de verificación. La figura 2 muestra un ejemplo del comportamiento del estimador para un ciclo de 72 horas.

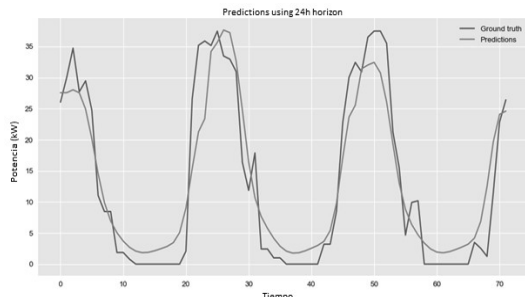


Figura 2: Predicción demanda de potencia EVs

Para la producción fotovoltaica, se emplea como entradas la irradiancia solar NIP pyrheliometer, la temperatura, la humedad relativa, la presión barométrica y la irradiancia teórica de las últimas 24 horas, obteniendo la potencia esperada en la próxima hora. La arquitectura más conveniente se estimó como la red CNN+LSTM con una ventana temporal de 1 día, obteniendo un MAE de 55.60 kW y un RMSE de 104.61 kW sobre los datos de testeo, como muestra la figura 3.

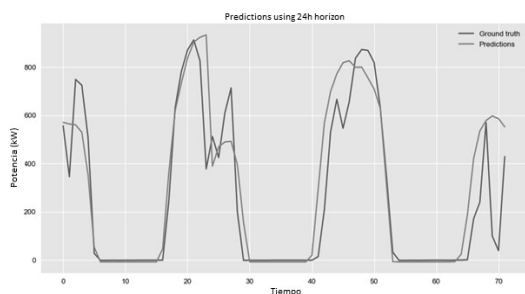


Figura 3: Predicción generación sistema fotovoltaico

5 FORMULACIÓN DEL PROBLEMA DE OPTIMIZACIÓN

El objetivo de la optimización es conseguir la planificación de acciones más conveniente sobre la planta en un horizonte temporal determinado (sin pérdida de generalidad se ha considerado $SH = 24h$), de modo que se minimice un índice de comportamiento que puede incluir criterios económicos, mediambientales, operativos, etc,

todo ello satisfaciendo las restricciones físicas y de operación de la planta. Siguiendo el esquema de control de horizonte deslizante, en cada instante de tiempo k se plantea una optimización que proporciona las acciones óptimas sobre la planta $\{u_j\}$, con $j = k, \dots, k + SH - 1$. De este modo se aplica a la planta la primera de las acciones de control de la secuencia, u_k , y se procede a recalcular la solución para $k + 1$. El objetivo de optimización planteado en este trabajo aplica un enfoque de minimización del coste de operación y explotación de la planta que se resume en la expresión:

$$\min_u J(t) = \sum_{k=1}^{SH} (J_{GRID}(t_k|t) + J_{BES}(t_k|t)) \quad (3)$$

Donde J_{GRID} y J_{BES} son términos de optimización que implican a los subsistemas de red y almacenamiento, respectivamente. En esta expresión t_k debe interpretarse como el instante de tiempo k unidades posterior a t .

Se consideran estos dos subsistemas porque son los únicos susceptibles de ser operados de forma económica, es decir, podemos regular la cantidad de energía de compramos o vendemos a la red eligiendo las franjas más convenientes para ello, del mismo modo que podemos elegir almacenar o usar la energía de las baterías con el mismo criterio de explotación económica.

Siguiendo un esquema similar al empleado en la ecuación (2), podemos desglosar la potencia adquirida de la red y potencia suministrada a la red para poder ponderar por separado el comportamiento de compra y venta.

$$P^{GRID}(t) = P_{pur}^{GRID}(t) - P_{sale}^{GRID}(t) \quad (4)$$

De este modo, el término $J_{GRID}(t_k|t)$ refleja la penalización en la que se incurre por utilizar la potencia suministrada por la red eléctrica en el instante t_k , conocidos los datos del instante t . Este término podría reducir el coste total del sistema si la planta vende potencia a la red.

$$J_{GRID}(t_k|t) = (-\Gamma_{sale}^{pred}(t_k|t)P_{sale}^{pred}(t_k|t) + \Gamma_{pur}^{pred}(t_k|t)P_{pur}^{pred}(t_k|t))T_s \quad (5)$$

Siendo $\Gamma_{sale}^{pred}(t_k|t)$ y $\Gamma_{pur}^{pred}(t_k|t)$ los precios esperado de venta y compra respectivamente de potencia a la red eléctrica k unidades de tiempo en el futuro; datos en general conocidos de acuerdo a las reglas del mercado eléctrico.

Del mismo modo, $P_{sale}^{pred}(t_k|t)$ y $P_{pur}^{pred}(t_k|t)$ representan las potencias que se anticipa vender y comprar respectivamente a la red eléctrica k unidades de tiempo en el futuro.

El término $J_{BES}(t_k|t)$ está formado por dos partes. El primero está relacionado con la

depreciación de las baterías después de cada kWh cargado o descargado. El segundo penaliza cuadráticamente la carga y descarga de las baterías, ya que el deterioro de las mismas se acentúa a altas potencias, tanto para carga como para descarga.

$$J_{BES}(t_k|t) = \frac{CCost^{BES}}{2Cycles_{BES}} (P_{ch}^{pred}(t_k|t) + P_{disc}^{pred}(t_k|t))T_s + (Cost_{degr,ch}^{BES}(P_{ch}^{pred}(t_k|t))^2 + Cost_{degr,disc}^{BES}(P_{disc}^{pred}(t_k|t))^2)T_s \quad (6)$$

Siendo, $CCost^{BES}$ el coste inicial de las baterías, $P_{ch}^{pred}(t_k|t)$ y $P_{disc}^{pred}(t_k|t)$ las potencias de carga/descarga k unidades de tiempo en el futuro. $Cost_{degr,ch}^{BES}$ y $Cost_{degr,disc}^{BES}$ son los costes asociados a la degradación de las baterías durante la carga/descarga

De este modo, el problema de optimización adopta la forma:

$$\min_u J(t) = \sum_{k=1}^{SH} ((-\Gamma_{sale}^{pred}(t_k|t)P_{sale}^{GRID}(t_k|t) + \Gamma_{pur}^{pred}(t_k|t)P_{pur}^{GRID}(t_k|t))T_s + \frac{CCost^{BES}}{2Cycles_{BES}} (P_{ch}^{BES}(t_k|t) + P_{disc}^{BES}(t_k|t))T_s + (Cost_{degr,ch}^{BES}(P_{ch}^{BES}(t_k|t))^2 + Cost_{degr,disc}^{BES}(P_{disc}^{BES}(t_k|t))^2)T_s) \quad (7)$$

5.1 RESTRICCIONES OPERATIVAS Y TÉCNICAS

Para que el problema de optimización presente soluciones aplicables, es necesario imponer restricciones adicionales a las variables del problema

5.1.1 Potencia de la red eléctrica

Ambos términos de la expresión de la potencia de la red eléctrica en la ecuación (4), se consideran positivos y no podrán ser diferentes de cero a la vez. Para indicar en el modo en el que se está trabajando (modo compra, modo venta) se definen dos variables de decisión binarias, δ_{pur}^{GRID} y δ_{sale}^{GRID} . Se definen una serie de restricciones para asegurar que el sistema funcionará de forma correcta:

$$P_{pur}^{GRID}(t_k) \geq 0$$

$$P_{sale}^{GRID}(t_k) \geq 0$$

$$\delta_{pur}^{GRID}(t_k) + \delta_{sale}^{GRID}(t_k) = 1$$

$$P_{pur}^{GRID}(t_k) = P^{GRID}(t_k)\delta_{pur}^{GRID}(t_k) \quad (8)$$

$$P^{GRID}(t_k) \leq 0 \iff \delta_{sale}^{GRID}(t_k) = 1 \quad (9)$$

$$P_{min}^{GRID} \leq P^{GRID}(t_k) \leq P_{max}^{GRID} \quad (10)$$

5.1.2 Potencia de las baterías

De modo similar, el subsistema de baterías impone restricciones que implican la inclusión de variables binarias, δ_{ch}^{BES} y δ_{disc}^{BES} , que indican para cada instante k si el sistema opera en modo carga o descarga, respectivamente. Las restricciones son:

$$P_{disc}^{BES}(t_k) \geq 0$$

$$P_{ch}^{BES}(t_k) \geq 0$$

$$\delta_{disc}^{BES}(t_k) + \delta_{ch}^{BES}(t_k) = 1$$

$$P_{disc}^{BES}(t_k) = P^{BES}(t_k)\delta_{disc}^{BES}(t_k) \quad (11)$$

$$P^{BES}(t_k) \leq 0 \iff \delta_{ch}^{BES}(t_k) = 1 \quad (12)$$

$$P_{min}^{BES} \leq P^{BES}(t_k) \leq P_{max}^{BES} \quad (13)$$

$$SOC_{min}^{BES} \leq SOC^{BES} \leq SOC_{max}^{BES} \quad (14)$$

5.2 RESTRICCIONES FÍSICAS

Finalmente, debemos imponer como restricción adicional el balance de energía en cada instante k entre todos los elementos de la instalación, tal como refleja la ecuación (1).

Esta ecuación, al tratarse de una restricción de igualdad permite reducir en una unidad el número de variables de decisión. En particular se ha excluido la variable P_{pur}^{GRID} de la lista de variables de control, ya que su valor se determina utilizando la ecuación de balance de potencia.

$$P_{pur}^{GRID}(t_k|t) = P_{sale}^{GRID}(t_k|t) - (P_{disc}^{BES}(t_k|t) - P_{ch}^{BES}(t_k|t)) - P^{PV}(t_k|t) + P^{EV}(t_k|t) \quad (15)$$

5.3 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA DE OPTIMIZACIÓN

El problema de optimización planteado hasta el momento es no lineal al incorporar productos cruzado en las variables de decisión. Con el objeto de obtener una formulación tratable por algoritmos de optimización eficientes, se propone recurrir a emplean transformaciones MLD (Mixed logic dynamics) [2] para obtener una representación más conveniente.

Por ejemplo, las ecuaciones (11) y (8) incluyen el producto cruzado de una variable lógica y una continua. Tras adaptarlas, se transforman en cuatro restricciones lineales. De este modo (11) se transforma en

$$P_{disc}^{BES}(t_k) \leq P_{max}^{BES}\delta_{disc}^{BES}(t_k) \quad (16)$$

$$P_{disc}^{BES}(t_k) \geq P_{min}^{BES}\delta_{disc}^{BES}(t_k) \quad (17)$$

$$P_{disc}^{BES}(t_k) \leq P^{BES}(t_k) - P_{min}^{BES}(1 - \delta_{disc}^{BES}(t_k)) \quad (18)$$

$$P_{disc}^{BES}(t_k) \geq P^{BES}(t_k) - P_{max}^{BES}(1 - \delta_{disc}^{BES}(t_k)) \quad (19)$$

De igual forma, en las ecuaciones 12 y 9 aparece una expresión bidireccional entre una variable continua y otra lógica. Tras aplicar la transformación MLD, se obtienen dos restricciones lineales. Por ejemplo, la 12 se sustituye por:

$$P^{BES}(t_k) \leq P_{max}^{BES}(1 - \delta_{ch}^{BES}(t_k)) \quad (20)$$

$$P^{BES}(t_k) \geq \epsilon + (P_{min}^{BES} - \epsilon)\delta_{ch}^{BES}(t_k) \quad (21)$$

donde la variable auxiliar ϵ debe tener un valor suficientemente pequeño no nulo, normalmente se toma igual a $10e^{-3}$.

El problema así transformado adopta la forma de un problema de programación cuadrática de enteros mixtos (MIQP), ya que la función objetivo es cuadrática en las variables de decisión con restricciones formadas por componentes enteras y continuas. El problema así planteado puede formularse de acuerdo al modelo estándar:

$$\min_u J(t) = x^T Q x + c^T x + \alpha \quad (22)$$

Sujeta a:

- Restricciones lineales de igualdad: $Ax = b$
- Restricciones limitantes: $l \leq x \leq g$

Este problema es resoluble mediante algoritmos eficientes y bien conocidos implementados en una variedad de herramientas de software de optimización. Los algoritmos más eficientes conocidos utilizan la técnica de ramificación y poda, eliminando inicialmente las restricciones de variables lógicas para relajar el MIQP inicial y obtener una solución de partida a la que se van añadiendo restricciones de forma ordenada, generando un árbol de búsqueda. El proceso de poda emplea técnicas de decisión eficientes para eliminar las ramas que tengan una solución no válida o menos eficiente.

6 RESULTADOS OBTENIDOS

Se han realizado una serie de simulaciones para verificar la validez del algoritmo propuesto. Se presentan, sin pérdida de generalidad, periodos de cálculo correspondientes a tres días de duración para evaluar el funcionamiento de la estación de carga de vehículos eléctricos.

Para contrastar los resultados se han planteado los mismos escenarios de optimización empleando el método heurístico propuesto en [5].

Se debe tener en cuenta que durante el primer día de la simulación la acción de control no se aplica, ya que se necesitan 24 horas para recopilar

datos y poder realizar predicciones en base a los mismos. El control de la planta comienza a partir del segundo día.

6.1 BALANCE DE POTENCIA

Se han representado los intercambios de energía producidos en la estación de carga de vehículos eléctricos para comprobar el balance de potencia.

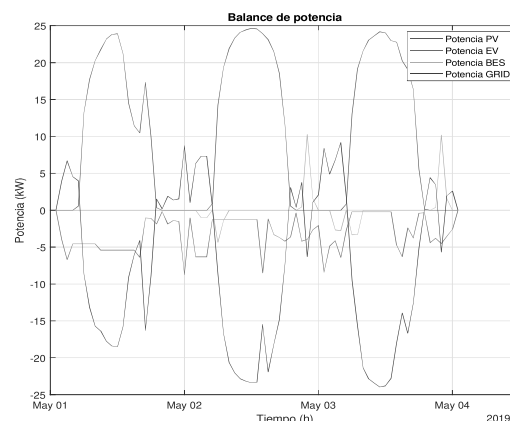


Figura 4: Balance de potencia

Como se puede observar, el sistema recarga el conjunto de baterías horas antes de que se necesite descargarlas. El algoritmo decide el instante de carga para el cual el coste que produce el sistema es mínimo, tratando de que se cumpla alguna de estas dos condiciones:

- El precio de la red eléctrica es bajo.
- Hay un excedente de la energía procedente del sistema fotovoltaico.

Normalmente, la descarga de las baterías se produce cuando se prevé una alta demanda de energía por parte de los vehículos eléctricos y ocurren las dos condiciones que se indican a continuación de forma simultánea.

- El precio de la red eléctrica es más alto que el desgaste que se produce en el sistema de almacenamiento al descargarse.
- No hay generación de energía en el sistema fotovoltaico.

Si se presta atención la gráfica de la figura 4 al final del día 02 de mayo, se puede ver cómo se descargan las baterías para abastecer la demanda de los vehículos, pero hay un excedente que se vende a la red eléctrica. Esto ha sucedido debido a que la predicción de la demanda fue más elevada que

la que se produjo realmente, provocando que la acción de control calculada para el sistema de almacenamiento fuera más elevada de lo necesario.

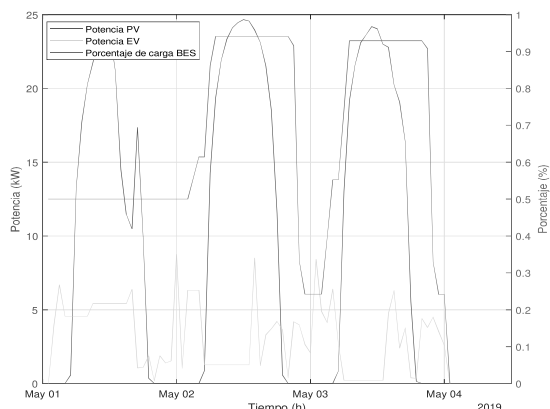


Figura 5: Estado de carga de baterías frente a producción solar y demanda EV

6.2 FUNCIÓN DE OPTIMIZACIÓN

En este escenario, la energía renovable producida por la planta fotovoltaica es superior a la demandada por los vehículos, por lo que la mayoría del tiempo se está cediendo energía a la red para obtener un beneficio económico, como se muestra en la gráfica 6. Según lo esperado, se puede comprobar que los puntos en los que se toma energía de la red es en periodo nocturno, cuando la irradiancia es nula y el precio de la electricidad es más bajo.

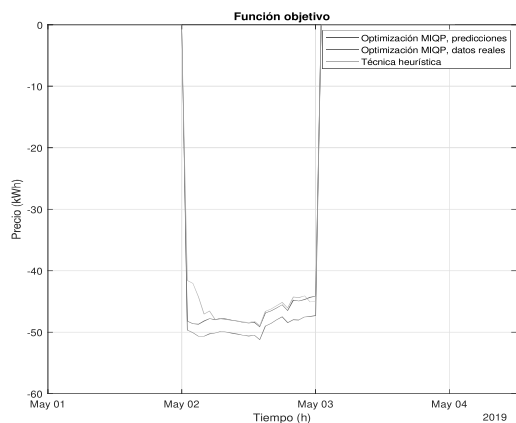


Figura 6: Función de optimización

La figura 6 muestra una comparativa entre el índice de optimización obtenido para este escenario para tres casos diferentes: (i) Método de optimización incorporando las estimaciones

obtenidas para producción solar y demanda EV, (ii) Método de optimización suponiendo conocidas la producción solar y demanda EV (caso ideal determinista) y (iii) Método heurístico en [5].

Como puede observarse el rendimiento obtenido para el caso ideal determinista es el mayor de todos, pero no es implementable en la realidad. Se incluye como referencia del mejor comportamiento esperable del sistema considerando predicciones perfectas de las variables estocásticas. Además, el método de optimización propuesto con estimación de producción solar y demanda EV, presenta resultados superiores al método heurístico, corroborando la validez del enfoque propuesto. Resultados similares se han obtenido en una variedad de escenarios de simulación que por razones de espacio no es posible especificar en este documento.

7 CONCLUSIONES

Se ha realizado un modelado matemático de una estación de carga de vehículos eléctricos y una estrategia de predicción de la demanda y producción solar para reducir la incertidumbre. Además, se ha diseñado un control de horizonte deslizante basado en una optimización cuadrática entera mixta con la que se formula una estrategia de gestión de la energía para maximizar el uso de la energía renovable y reducir el coste de explotación de la estación.

Los resultados de simulación muestran un comportamiento superior frente a estrategias heurísticas clásicas, logrando maximizar el beneficio económico de explotación de la planta en presencia de incertidumbres de demanda de carga y producción solar.

Agradecimientos

Los autores agradecen a la Agencia Estatal de Investigación, Ministerio de Ciencia e Innovación por financiar este trabajo en el seno del proyecto PID2020-115561RB-C32.

English summary

ELECTRIC VEHICLE CHARGING OPTIMISATION WITH SOLAR PHOTOVOLTAIC ASSISTANCE AND ENERGY STORAGE

Abstract

This work addresses the problem of modeling and managing an intelligent electric vehicle charging station (EVCS) that is

suitable for DC fast and ultrafast charging while providing minimal stress on the power grid. The charging station is managed to be powered by photovoltaics (PV) or by the electricity grid, with the additional support of a battery-based storage system. A sliding horizon control strategy is explored by formulating the problem as a mixed integer quadratic optimization (MIQP) to efficiently manage the facility's energy exchange policy. In addition, to mitigate the source of uncertainty about energy demand and solar production, prediction strategies based on machine learning have been used. The simulations illustrate the feasibility of the proposed control strategy and its best behavior in relation to heuristic strategies.

Keywords: Charging Station, Electric Vehicle, Photovoltaic System, Energy Storage System, Predictive Control Model, Optimisation Technique

Referencias

- [1] Acea, (2021) *Making the transition to zero-emission mobility*, Bélgica, https://www.acea.auto/files/ACEA_progress_report_2021.pdf
- [2] Bemporad, A. y Morari, M., (1999) *Control of systems integrating logic, dynamics, and constraints*, Automatica (35) no. 3, pp. 407-427.
- [3] Chandra Mouli, G. R.; Bauer, P. ; Zeman, M., System design for a solar powered electric vehicle charging station for workplaces Applied Energy, Elsevier, 2016, 168, 434-443
- [4] Clark, L. H., Alex. Charging the Future: Challenges and Opportunities for Electric Vehicle Adoption, Harvard Kennedy School HKS Faculty Research Working Paper Series RWP18-026, 2018
- [5] Eltoumi, F., (2020) *Charging Station for Electric Vehicles Using Hybrid Sources*, Universidad de Franco Condado, Francia.
- [6] Eurelectric, (2022) *Can utilities turn EVs into a grid asset?*, Bélgica, <https://evision.eurelectric.org/event/2022/report/>
- [7] Esfandyari, A.; Norton, B.; Conlon, M.; McCormack, S. J. Performance of a campus photovoltaic electric vehicle charging station in a temperate climate Solar Energy, Pergamon, 2019, 177, 762-771
- [8] Farzin, H., Fotuhi-Firuzabad, M. y Moeini-Aghaie, M., (2017) *Reliability Studies of Modern Distribution Systems Integrated With Renewable Generation and Parking Lots*, IEEE Transactions on Sustainable Energy (8), no.1, pp.431-440.
- [9] GreenPeace (2021), *El gas fósil no es una alternativa*, Inglaterra, <https://es.greenpeace.org/es/en-profundidad/los-combustibles-fosiles-tambien-nos-matan/el-gas-fosil-no-es-una-alternativa/>.
- [10] González-Rivera, E., Gracia-Triviño, P., Sarrías-Mena, R., Torreglosa, J., Jurado, F. y Fernández-Ramírez, L., (2021) *Model Predictive Control-Based Optimized Operation of a Hybrid Charging Station for Electric Vehicles*, IEEE Access (9), pp. 115766-115776.
- [11] Zachary, L., Tongxin, L. y Steven, L., (2019) *ACN-Data: Analysis and Applications of an Open EV Charging Dataset*, Proceedings of the Tenth International Conference on Future Energy Systems (e-Energy '19).
- [12] Dai, Q.; Liu, J.; Wei, Q. Optimal Photovoltaic/Battery Energy Storage/Electric Vehicle Charging Station Design Based on Multi-Agent Particle Swarm Optimization Algorithm. Sustainability 2019, 11, 1973.
- [13] Ul-Haq, A.; Cecati, C.; Al-Ammar, E.A. Modeling of a Photovoltaic-Powered Electric Vehicle Charging Station with Vehicle-to-Grid Implementation. Energies 2017, 10, 4



© 2022 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution CC-BY-NC 4.0 license (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/deed.es>).