




Estrategia de carga inteligente de vehículos eléctricos para múltiples agregadores, utilizando optimización heurística

Smart charging strategy of electric vehicles for multiple aggregators, using heuristic optimization

Carlos Méndez^a, Jerson Mejía^a, Sergio Rivera^{a*} , Gustavo Coria^b ,
Ángel Sánchez^b y Andrés Romero^b 
^a Facultad de Ingeniería, Universidad Nacional de Colombia
^b Instituto de Energía Eléctrica, Universidad Nacional de San Juan,
Argentina

Resumen. El presente artículo propone una solución, mediante métodos heurísticos, al problema de carga de 150 vehículos eléctricos, a través de 32 agregadores dependientes de un transformador principal. La solución propuesta está basada en estudios realizados con anterioridad para un método de optimización analítica, que funciona hasta con un máximo de 7 agregadores. Esta solución se logra mediante el uso de ecuaciones lineales que limitan el costo y la carga disponible para el sistema, mediante el uso de la función “fmincom” del software Matlab[®], que utiliza métodos de solución analíticos de optimización. Adicionalmente, se realiza una estrategia de optimización heurística basada en el método DEEPSO (combinación de enjambre de partículas y evolución diferencial) y usando las mismas restricciones pero verificando que la estrategia cumpla el objetivo propuesto. Se muestran gráficas de los resultados obtenidos en la optimización, y se realiza un análisis comparativo de los métodos.

Palabras claves. Gestión energética y de almacenamiento de energía en vehículos, optimización y métodos computacionales y numéricos; redes inteligentes.

Abstract. The present paper proposes a solution, by means of heuristic methods, to the problem of charging 150 electric vehicles, through 32 aggregators from a main transformer. The proposed solution is based on previous studies for an analytical optimization method, which works with up to 7 aggregators. This solution is achieved through the use of linear equations that limit the cost and the available load for the system, by using the “fmincom” function of the Matlab[®] software, which uses analytical optimization solution methods. Additionally, a heuristic optimization strategy is carried out based on the DEEPSO method (combination of particle swarm and differential evolution) and using the same restrictions but verifying that the strategy fulfills the proposed objective. The results obtained in the optimization are shown, and a comparative analysis of the methods is carried out.

Keywords. Energy management and storage of energy in vehicles; optimization and computational numerical methods; intelligent Networks.

* e-mail: srriverar@unal.edu.co

Como Citar. C. méndez, J. mejía, S. Rivera, G. Coria, A. Sánchez y A. Romero, "Estrategia de carga inteligente de vehículos eléctricos para múltiples agregadores, utilizando optimización heurística", *Jou. Cie. Ing.*, vol. 12, no 1, pp. 20-32, 2020. doi:10.46571/JCI.2020.1.3

Recibido: 08/08/2019 **Revisado:** 31/01/2020 **Aceptado:** 03/02/2020

1. Introducción

De la mano de la incorporación de las nuevas tecnologías relacionadas con vehículos eléctricos, viene la necesidad de implementar procedimientos adecuados de cargabilidad y programación de la operación de la red. Con estos se logra que el sistema funcione dentro de los límites de operación apropiados, buscando evitar picos de carga que conlleven a daños en elementos de transmisión y distribución, tales como transformadores, líneas, protecciones, entre otros [1]. También se convierte en una necesidad el hecho de minimizar la función de costos que representa la integración de estas nuevas propuestas.

Bajo esta misma línea, y teniendo en cuenta que se ha discutido en varias referencias, se evidencia la necesidad de desplegar estrategias de coordinación del control de carga, ya que, sin dicha coordinación, la carga que representarían los vehículos eléctricos a gran escala podría llegar a convertirse en un problema sustancial para la operación de la red existente. A su vez, teniendo en cuenta los altos costos que puede generar el uso de energía para lograr la carga diaria de vehículos eléctricos, se han desarrollado algoritmos para el sistema de carga con el fin de disminuir estos costos totales [2, 3].

El presente artículo se centrará en el desarrollo de la coordinación de carga bajo el concepto de múltiples agregadores. Estos están conectados a una red con jerarquía centralizada, donde los principales objetivos serán: coordinar la carga conectada al sistema de distribución, por medio de diferentes agregadores para lograr control total de la misma, lograr la minimización del costo de la electricidad, y coordinar la carga de los vehículos eléctricos conectados a cada agregador de forma individual, tomando en cuenta las restricciones y los límites de cada transformador de distribución. Cabe mencionar, que estos análisis serán aplicables para un escenario en donde los vehículos eléctricos se conectan a la red desde un número considerable de parqueaderos y en un sistema de operación, en el cual, el costo de la energía varía con el tiempo.

El sistema por optimizar, está basado en estudios realizados en China para una población que cuenta con 150 vehículos eléctricos [4]. Se tendrán en cuenta restricciones representadas matemáticamente mediante ecuaciones lineales, las cuales se encargan de limitar la capacidad de carga de los vehículos eléctricos, la potencia entregada por cada agregador, y los costos de la energía necesaria para poder cargar todos los PEVs (Plug-In Electric Vehicles) [5].

Teniendo en cuenta que las horas de partida y llegada de los vehículos varían diariamente, se genera un vector con valores aleatorios para tiempos de partida, llegada, y estado de carga de cada uno de los vehículos. El principal aporte se centra en que cuando existen muchos agregadores la optimización analítica difícilmente converge, por eso se propone optimización heurística [6].

De esta manera, el artículo presenta en la sección 2 la arquitectura del sistema de carga inteligente y casos de estudio. La sección 3 presenta las restricciones del sistema de carga. Las dos siguientes secciones tratan la solución del problema de optimización mediante métodos analíticos y heurísticos, respectivamente. Finalmente se presentan las conclusiones.

2. Arquitectura del sistema de carga y casos de estudio

El sistema bajo análisis cuenta con la siguiente estructura:

El primario de un transformador principal se conecta a una barra de media tensión correspondiente a una subestación, en donde actúa un operador del sistema de distribución [6]. A la barra del secundario de dicho transformador se conectan los transformadores de distribución locales, los cuales son los que suplen la demanda de carga residencial base y la carga debida

a los parqueaderos de PEVs. Cabe notar que la tensión de operación es reducida dos veces antes de que la energía sea utilizada por los consumidores, la primera por el transformador de la subestación y la segunda por el transformador de distribución local [5, 6]. De esta forma la carga residencial base y la carga demandada por los PEVs están directamente conectadas al transformador de distribución local el cual tiene una cargabilidad limitada.

Cada parqueadero con estaciones de carga es operado por un agregador, el cual tiene el control de encendido o apagado y dispone de la capacidad de carga de cada punto de conexión. Sin embargo, los parqueaderos conectados a la misma subestación no necesariamente son operados por el mismo agregador. Otra de las características del sistema es que cada agregador compra la energía a la empresa de servicios públicos a un precio diferenciado de acuerdo con el tiempo de uso, y la vende a los consumidores al por menor para generar ganancias.

2.1. Restricciones del sistema de carga

Para lograr una optimización adecuada del sistema, es necesario conocer las restricciones que limitan el sistema de carga de los vehículos en términos de energía necesaria y capacidad de carga, las cuales están definidas en la tabla 1.

El comportamiento de estas variables se rige bajo las ecuaciones 1 a 10, descritas a continuación: Inicialmente el agregador calcula el SOC (State Of Charge) máximo posible para cada PEV, al momento de su partida. Esto se realiza mediante la ecuación (1), donde B_{n_i} es el valor de la capacidad de la batería [6].

$$SOC_{n_i}^{D,a} = \min \left(SOC_{n_i}^D, SOC_{n_i}^A + \frac{H_{n_i} p^p \max \Delta t}{B_{n_i}} \right), \forall n_i \in N_i, \forall i \in I \quad (1)$$

Los límites mínimos y máximos de energía para cada PEV en un intervalo de tiempo $[t_k, t_k + H_i - 1]$, están dados por las ecuaciones (2) a (5).

La ecuación (2) indica el estado de energía de un PEV después de su partida

$$e_{n_i}^{\max}(t_{k+j}) = e_{n_i}^{\min}(t_{k+j}) = SOC_{n_i}^{D,a} B_{n_i}, j = H_{n_i}, \dots, H_i, \forall n_i \in N_i, \forall i \in I \quad (2)$$

La ecuación (3) indica que el estado de energía del PEV en un intervalo puede ser máximo este valor debe ser menor que su estado de energía en un tiempo $(k+j+1)$, ($j = 0, \dots, H_{n_i} - 1$), pero no puede ser menor que el estado inicial de energía en el momento de llegada ($SOC_{n_i}^A B_{n_i}$).

$$e_{n_i}^{\min}(t_{k+j}) = \max(e_{n_i}^{\min}(t_{k+j+1}) - \rho P_{\max} \Delta t, SOC_{n_i}^A B_{n_i}), j = 0, \dots, H_{n_i} - 1, \forall n_i \in N_i, \forall i \in I \quad (3)$$

La ecuación (4) indica el estado inicial de energía del PEV.

$$e_{n_i}^{\min}(t_k) = SOC_{n_i}^A B_{n_i}, \forall n_i \in N_i, \forall i \in I \quad (4)$$

La ecuación (5) limita el estado de energía máximo del PEV $\rho P_{\max} \Delta t$, debe ser mayor que el estado en el periodo inmediatamente anterior, y este, a su vez, no puede ser mayor que $SOC_{n_i}^A B_{n_i}$.

Símbolo	Descripción
I	Cantidad de parqueaderos
N_i	Cantidad de puertos de carga en el parqueadero $i, i \in I$
A_i	Capacidad del transformador de distribución local, el cual suministra energía a la comunidad local y al parqueadero $i, i \in I$
$\xi_i(t_{k+1})$	Proporción de capacidad del transformador local que puede ser utilizada para carga de PEV en el intervalo de tiempo $(k + j)$
λ	Factor de potencia promedio de la potencia de carga
ρ	Eficiencia de carga
$e_{n_i}^{max}(t_{k+1})$	Límite superior de energía del PEV en el puerto de carga n_i del parqueadero i en el intervalo de tiempo $(k + j)$, medida en kWh
$e_{n_i}^{min}(t_{k+1})$	Límite inferior de energía del PEV en el puerto de carga n_i del parqueadero i en el intervalo de tiempo $(k + j)$ medida en kWh
$p_{n_i}^{max}(t_{k+1})$	Valor máximo de potencia del PEV en el puerto de carga n_i del parqueadero i en el intervalo de tiempo $(k + j)$, medida en kW
$E_{n_i}^{max}(t_{k+1})$	Límite superior de energía del agregador en el parqueadero i durante el intervalo de tiempo $(k + j)$, medida en kWh
$E_{n_i}^{min}(t_{k+1})$	Límite inferior de energía del agregador en el parqueadero i durante el intervalo de tiempo $(k + j)$, medida en kWh
$P_{n_i}^{max}(t_{k+1})$	Valor máximo de potencia del agregador en el parqueadero i durante el intervalo de tiempo $(k + j)$, medida en kW
H_{n_i}	Número de intervalos con los cuales debe ser cargado el PEV al SOC (estado de carga) deseado
H_i	Máximo número de intervalos de carga para todos los PEVs
$SOC_{n_i}^{D,a}$	SOC máximo posible del vehículo en el puerto n_i del parqueadero

Tabla 1: Variables de las restricciones del sistema, basada en [5]

$$e_{n_i}^{max}(t_{k+j}) = \min(e_{n_i}^{max}(t_{k+j+1}) + \rho P_{max} \Delta t, SOC_{n_i}^A B_{n_i}), j = 1, \dots, H_{n_i} - 1, \forall n_i \in N_i, \forall i \in I \quad (5)$$

La potencia máxima de carga para cada PEV en un intervalo de tiempo (t_k, t_{k+H_i-1}) , está limitada por la potencia nominal del puerto, siendo ésta la potencia máxima de carga, y siendo cero la potencia mínima. Esto se describe mediante las ecuaciones (6) y (7).

$$p_{n_i}^{max}(t_{k+j}) = P_{max}, j = 0, \dots, H_{n_i} - 1, \forall n_i \in N_i, \forall i \in I \quad (6)$$

$$p_{n_i}^{max}(t_{k+j}) = 0, j = H_{n_i}, \dots, H_i - 1, (\text{cuando } H_{n_i} < H_i), \forall n_i \in N_i, \forall i \in I \quad (7)$$

Después de tener un valor para estos límites máximos para cada punto de carga dentro de un parqueadero, se obtienen los límites de energía y potencia para cada agregador, mediante la sumatoria de energía y potencia de cada punto de carga. Estos límites están representados en las ecuaciones (8), (9) y (10).

$$E_i^{min}(t_{k+j}) = \sum_{n_i \in N_i} e_{n_i}^{min}(t_{k+j}), j = 0, \dots, H_i, \forall i \in I \quad (8)$$

$$E_i^{max}(t_{k+j}) = \sum_{n_i \in N_i} e_{n_i}^{max}(t_{k+j}), j = 0, \dots, H_i, \forall i \in I \quad (9)$$

$$P_i^{max}(t_{k+j}) = \left(\sum_{n_i \in N_i} p_{n_i}^{max}(t_{k+j}) A_i \xi_i(t_{k+j}) \lambda \right), j = 0, \dots, H_i - 1, \forall i \in I \quad (10)$$

Posterior a poseer las restricciones de carga y potencia para cada agregador, se establecen las funciones para minimizar los costos del uso de energía, y el control de la carga máxima. Para definir estas funciones, en la tabla 2 (basada en [5]) se definen las variables que intervienen en las funciones de optimización.

Las ecuaciones (11) a (15), buscan optimizar el modelo en términos de costos y carga máxima del transformador primario.

La ecuación (11) se divide en tres partes: la primera parte busca minimizar los costos de electricidad de todos los agregadores en el número de intervalos, para el cual todos los PEVs conectados al transformador primario esperan ser cargados al SOC deseado; la segunda parte busca limitar la variable θ , para evitar superar los límites de capacidad en cada intervalo de tiempo, y también busca asegurar la viabilidad de la optimización en caso de una demanda de carga excesiva; la última parte indica las preferencias de carga temprana [5, 6].

$$\min_{\theta, p_i^{pref}}(t_k) = \sum_{i \in I} \sum_{j=0}^{H-1} c(t_{k+j}) \cdot p_i^{pref}(t_{k+j}) \cdot \Delta t + \mu \sum_{j=0}^{H-1} \theta(t) - k \sum_{j=0}^{H-1} (H-j) p_i^{pref}(t_{k+j}) \quad (11)$$

La ecuación (12) limita la potencia máxima en las curvas de potencia principal. Esto teniendo en cuenta que en ningún intervalo de tiempo, la potencia principal para cada parqueadero debe exceder el límite máximo de potencia de carga.

$$p_i^{pref}(t_{k+j}) \leq P_i^{max}(t_{k+j}), j = 0, \dots, H_i - 1, \forall i \in I \quad (12)$$

La ecuación (13) indica que la potencia principal debe ser 0 para intervalos de tiempo fuera del número de intervalos H.

$$p_i^{pref}(t_{k+j}) = 0, j = H_i, \dots, \forall i \in I \quad (13)$$

$A_t(t_{k+j})$	Límite máximo de la carga total, que busca mantener el DSO en el intervalo de tiempo $(k+j)$
$L_b(t_{k+j})$	Carga base total en el transformador primario durante el intervalo de tiempo $(k+j)$ medida en kW.
H	Número de intervalos mediante el cual todos los PEVs conectados al transformador primario, esperan ser cargados a un SOC deseado.
$c(t_{k+j})$	Precio de compra TOU de electricidad para los agregadores en el intervalo de tiempo $(k+j)$. Es medido en \$/kWh.
$p_i^{pref}(t_{k+j})$	Variable de decisión continua. Indica la carga principal para el agregador i en el intervalo de tiempo $(k+j)$ Es medida en kW.
$\theta(t_{k+j})$	Variable de decisión continua, usada para suavizar el límite máximo de potencia de carga en el intervalo $(k+j)$ en caso de presentarse algún problema de viabilidad durante la optimización. Es medido en kW.
μ	Factor de penalización positivo de valor alto para la variable θ
k	Factor positivo de valor pequeño, relacionado con las consideraciones tempranas de carga.

Tabla 2: Variables de las restricciones del sistema, basada en [5]

La ecuación (14) limita la curva de carga principal, para que satisfaga los límites de energía del agregador.

$$E_i^{min}(t_{k+j}) \leq \sum_{\tau=0}^{j-1} \rho \cdot p_i^{pref}(t_{k+\tau}) \cdot \Delta t + E_i^{max}(t_k) \leq E_i^{max}(t_{k+j}), \quad j = 1, \dots, H_i, \forall i \in I \quad (14)$$

La ecuación (15) asegura que la carga total no exceda el límite superior impuesto por el DSO.

$$\sum_{i \in j} p_i^{pref}(t_{k+j}) \leq A_T(t_{k+j}) - L_b(t_{k+j}) + \theta(t_{k+j}), \quad j = 0, \dots, H - 1 \quad (15)$$

Teniendo en cuenta que el objetivo de la optimización es lograr la carga de todos los vehículos con un costo mínimo, en la tabla 3 se muestran los valores del costo de energía en \$/kWh, para las diferentes horas del día.

Horas del día	\$/kWh
(8:00-12:00] y (17:00-21:00]	0.138
(12:00-17:00] y (21:00-24:00]	0.109
(0:00-8:00]	0.058

Tabla 3: Costos por TOU [5].

3. Solución mediante optimización analítica

En esta sección, se muestran las funciones objetivo utilizadas en cada uno de los tres casos de optimización analítica incluidas en este artículo, las cuales serán la base para el uso de la función “fmincom” de Matlab[®], la cual intentará buscar que esta función llegue a un mínimo local [6]. Se realiza una simulación, obteniendo de manera aleatoria los tiempos de partida, llegada y estado de carga de cada PEV; se utilizan las mismas variables de carga para cada uno de los casos, y se realiza el estudio usando 4 agregadores [6]. Los resultados de las tres optimizaciones en simultáneo, pueden ser observados en la Figura 1.

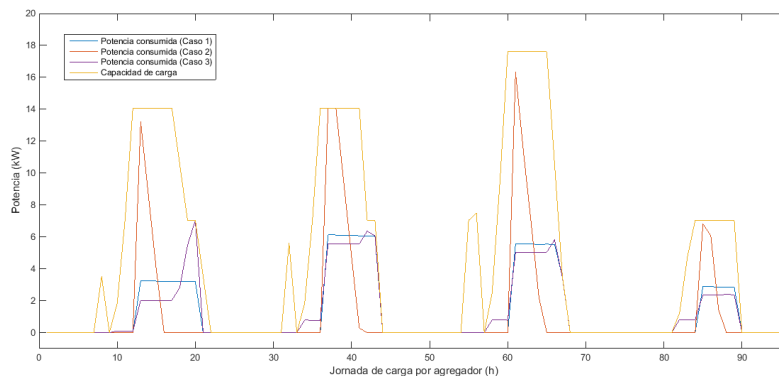


Figura 1: Resultados de la optimización analítica.

La gráfica en color amarillo indica la capacidad de potencia máxima de cada agregador durante las 24 horas del día, mientras que las otras gráficas representan cada uno de los tres tipos de optimización, los cuales se describen a continuación:

En el primer caso, se realiza la optimización de cada agregador por separado; su función objetivo se expresa en la ecuación (16), y a su vez está limitada por las ecuaciones (12), (13) y (14), las cuales establecen los límites de potencia y energía del punto de carga y del transformador asociados a cada agregador.

$$e^{\min} \cdot p_i^{\text{pref}} j(t_k) = \sum_{j=0}^{H-1} c(t_{k+j}) \cdot p_i^{\text{pref}}(t_{k+j}) \cdot \Delta t + \mu \sum_{j=0}^{H-1} \theta(t) - k \sum_{j=0}^{H-1} (H-j) p_i^{\text{pref}}(t_{k+j}), \forall i \in I \quad (16)$$

Los resultados de este primer caso de optimización pueden ser observados en la Figura 2.

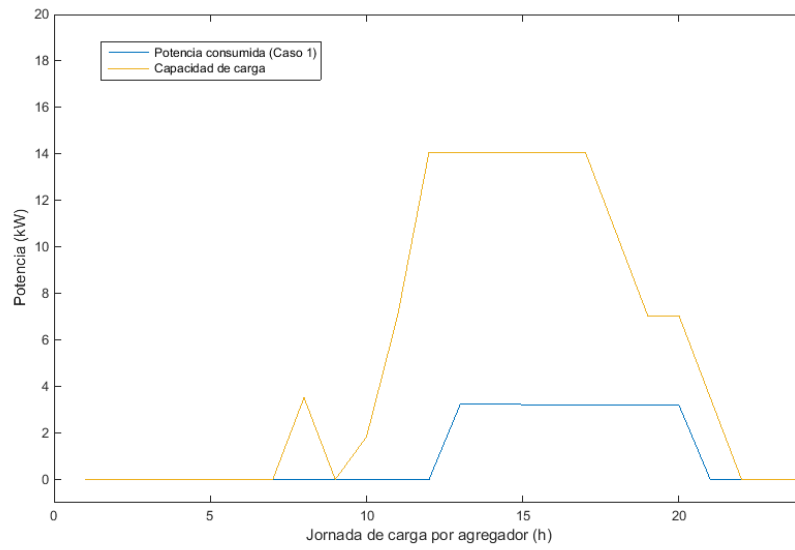


Figura 2: Resultados de la Optimización agregador por agregador.

En el segundo caso, se realiza una optimización teniendo en cuenta todos los agregadores en forma simultánea. Su función objetivo se expresa en la ecuación (17), también está limitada por las ecuaciones (12), (13) y (14), las cuales establecen los límites de potencia y energía del punto de carga, y del transformador asociados a cada agregador.

$$e^{\min} \cdot p_i^{\text{pref}} j(t_k) = \sum_{i \in I} \left(\sum_{j=0}^{H-1} c(t_{k+j}) \cdot p_i^{\text{pref}}(t_{k+j}) \cdot \Delta t + \mu \sum_{j=0}^{H-1} \theta(t) - k \sum_{j=0}^{H-1} (H-j) p_i^{\text{pref}}(t_{k+j}) \right) \quad (17)$$

Los resultados de este segundo caso de optimización pueden ser observados en la Figura 3.

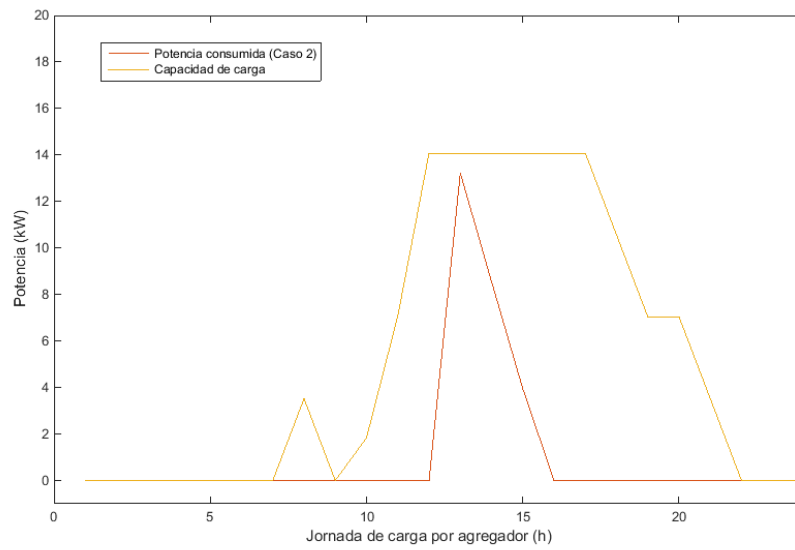


Figura 3: Resultados de Optimización con todos los agregadores simultáneamente.

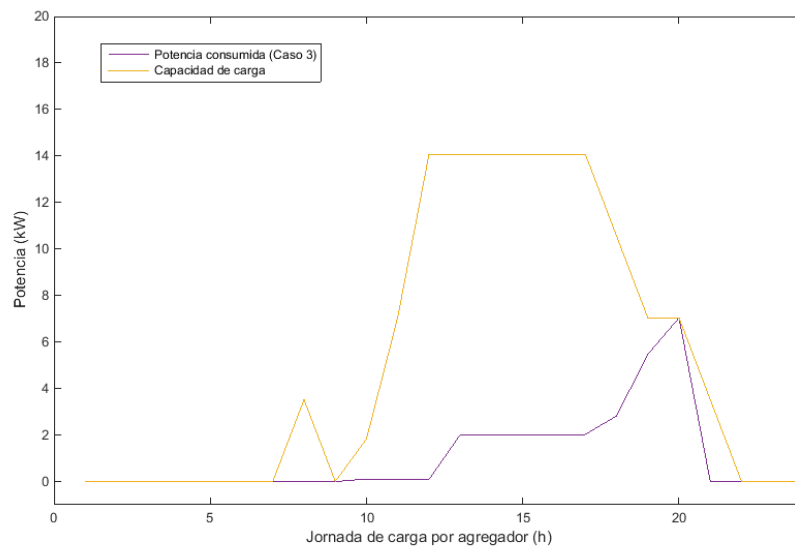


Figura 4: Resultados de Optimización con todos los agregadores con restricción del transformador de distribución.

En el tercer caso de optimización, la optimización se realiza teniendo en cuenta todos los agregadores en forma simultánea, su función objetivo se expresa en la ecuación (18), también está limitada por las ecuaciones (12), (13) y (14), las cuales establecen los límites de potencia y energía del punto de carga y del transformador asociados a cada agregador. Como función adicional, este caso tiene en cuenta la potencia máxima disponible para el transformador de distribución principal, de modo que la carga total de todos los agregadores no sobrepase la

capacidad del primero, la función de esta restricción está expresada en la ecuación (19).

$$e^{min} \cdot p_i^{pref} j(t_k) = \sum_{i \in I} \left(\sum_{j=0}^{H-1} c(t_{k+j}) \cdot p_i^{pref}(t_{k+j}) \cdot \Delta t + \mu \sum_{j=0}^{H-1} \theta(t) - k \sum_{j=0}^{H-1} (H-j) p_i^{pref}(t_{k+j}) \right) \quad (18)$$

$$\sum_{i \in j} p_i^{pref}(t_{k+j}) \leq A_T(t_{k+j}) - L_b(t_{k+j}) + \theta(t_{k+j}), \quad j = 0, \dots, H-1 \quad (19)$$

Los resultados de este tercer caso de optimización pueden ser observados en la Figura 4.

3.1. Análisis de resultados

Como se mencionó anteriormente, la simulación se realizó generando valores aleatorios para el estado de carga de cada vehículo. En las gráficas se puede observar que la potencia de carga suministrada por cada agregador está limitada por la disponibilidad de potencia de cada agregador durante las 24 horas del día. La distribución de las 24 horas del día en la gráfica inicia a las 12 del mediodía, de forma que finaliza a las 11:59am del día siguiente. A nivel general, se puede observar que la carga de vehículos se realiza a partir de la media noche, cuando el costo de la energía en \$/kWh es menor, según se puede observar en la tabla 1.

En el primer caso, cuando la optimización se realiza agregador por agregador, se observa en la Figura 1 que la curva de carga aumenta cuando inician las horas de menor demanda. Cuando el sistema alcanza un valor pico, el valor de la potencia de carga permanece en un rango de variabilidad muy pequeño, pudiéndose considerar un valor constante. Al finalizar las horas de menor demanda, el sistema ha logrado la carga de todos los vehículos y disminuye la potencia de carga a un valor de cero.

Para el segundo caso, cuando la optimización se realiza simultáneamente para todos los agregadores, se observa en la Figura 2 que el sistema comienza su carga tan pronto inician las horas de menor demanda, buscando a su vez llegar a la capacidad máxima el agregador. Cuando el sistema se encuentra cargado casi en su totalidad, empieza a disminuir su potencia de carga de manera controlada hasta llegar a un valor de cero.

En el tercer caso de optimización, donde se tienen en cuenta todos los agregadores simultáneamente y la restricción de potencia de carga dada por la capacidad del transformador de distribución, la carga del sistema puede iniciar cuando el agregador aumenta su capacidad de potencia o cuando inician las horas de menor demanda. En este caso su comportamiento no es predecible debido a la naturaleza aleatoria de la variable del estado inicial de carga, y a que se debe considerar el estado de carga de cada PEV y la demanda de carga de cada agregador.

4. Solución mediante optimización heurística

Cuando se trabaja la optimización analítica, sus resultados cumplen el objetivo de la optimización, logrando la carga total de todos los vehículos para sistemas de carga con un costo mínimo, funcionando adecuadamente cuando se cuenta con un número pequeño de agregadores [6]. No obstante, cada uno de los casos descritos anteriormente, tiene limitaciones cuando se trabaja con cierta cantidad de agregadores.

El primer caso de optimización logra el objetivo de optimizar los 32 agregadores. Sin embargo, aplicar esta optimización no es factible, debido a que la potencia de carga utilizada supera la capacidad máxima del transformador de distribución. Este mismo inconveniente se muestra cuando se trabaja el segundo caso de optimización, donde alcanza a ser más visible que la capacidad de potencia de carga del transformador de distribución, es superada en las primeras

horas del día. Adicional a esto, el segundo caso de optimización sólo converge cuando se trabaja hasta con un máximo de 7 agregadores.

El tercer caso de optimización, que define el comportamiento ideal del sistema, funciona de manera adecuada cuando se trabaja hasta con un máximo de 12 agregadores. Desde este punto, la demanda de carga supera la oferta de cada agregador.

Debido a la inviabilidad de usar optimización analítica para dar solución a este sistema de 32 agregadores, se requiere de un método repetitivo que contemple las variables de naturaleza aleatoria, y logre converger hacia un mínimo local. Por este motivo, se utiliza el método DEEPSO para optimización heurística.

4.1. Explicación del método DEEPSO

DEEPSO (Differential Evolutionary Particle Swarm Optimization) es una combinación de diferentes métodos y algoritmos de optimización, como lo son: El concepto de evolución diferencial, algoritmos evolutivos, y optimización por enjambre de partículas [7].

DEEPSO es parte de otro algoritmo denotado EPSO (Evolutionary Particle Swarm Optimization) en el que ya se une la capacidad de exploración de los enjambres de partículas, y la capacidad de auto adaptación de los algoritmos evolutivos.

En DEEPSO se añade el esquema de evolución diferencial (DE), el cual entrega una muestra de un gradiente local de la función objetivo, seleccionando dos individuos aleatorios de la población [8] [9]. El mismo tipo de muestra es producido por la ecuación de movimiento de optimización por enjambre de partículas, pero escogiendo la posición actual, y la mejor posición obtenida anteriormente. De esta forma, surge la idea de que el esquema de evolución diferencial podría funcionar al incluirlo en la ecuación de movimiento de optimización por enjambre de partículas.

Por otra parte, en el modelo de evolución diferencial, la ecuación de generación de un nuevo individuo tiene un parámetro que varía dentro de cierto rango. Sin embargo, esta variación tiene una probabilidad exacta, permaneciendo fija la mayoría de las veces, por lo que puede ser visto como un método de auto-adaptación. En este caso, hay que resaltar que el algoritmo llamado EPSO, que también es auto-adaptativo; por lo tanto, debería funcionar actuando sobre un parámetro de evolución diferencial. De esta forma se vinculan los diferentes métodos, y es posible ver el carácter híbrido del método llamado DEEPSO. Se espera que, utilizando la combinación adecuada de métodos, se encuentre un método más robusto y más general en el ámbito de la optimización [6].

4.2. ¿Por qué se utiliza el método DEEPSO?

La razón principal para utilizar un método de optimización híbrido y de carácter metaheurístico, es que cada uno de los métodos puros mantiene ciertos sesgos en su obtención de resultados. En este caso, se pretende que el método usado sea el óptimo para encontrar resultados correctos en todas las direcciones [10] [11]. La segunda razón para utilizar este método, es que en ocasiones anteriores ya ha sido usado en el análisis de optimización de la operación de sistemas de potencia, obteniendo resultados acertados. Lo anterior se puede evidenciar en el ejemplo de la Figura 6, en donde se observan las principales fortalezas de la nueva aproximación. Cabe aclarar que, para una búsqueda más extensiva de la optimización de la función de costos que se trata en este documento, se pueden utilizar otros métodos.

4.3. Análisis de resultados

Al momento de analizar los resultados del proceso de optimización heurística, es necesario tomar en cuenta que se utiliza la misma función objetivo del tercer caso de optimización analítica (ecuación 18), y las mismas restricciones de potencia y energía asociadas a los transformadores de distribución, y al transformador principal (ecuaciones 12, 13, 14 y 19).

En la Figura 5, se pueden observar los resultados de la optimización heurística para el sistema con 32 agregadores optimizados simultáneamente.

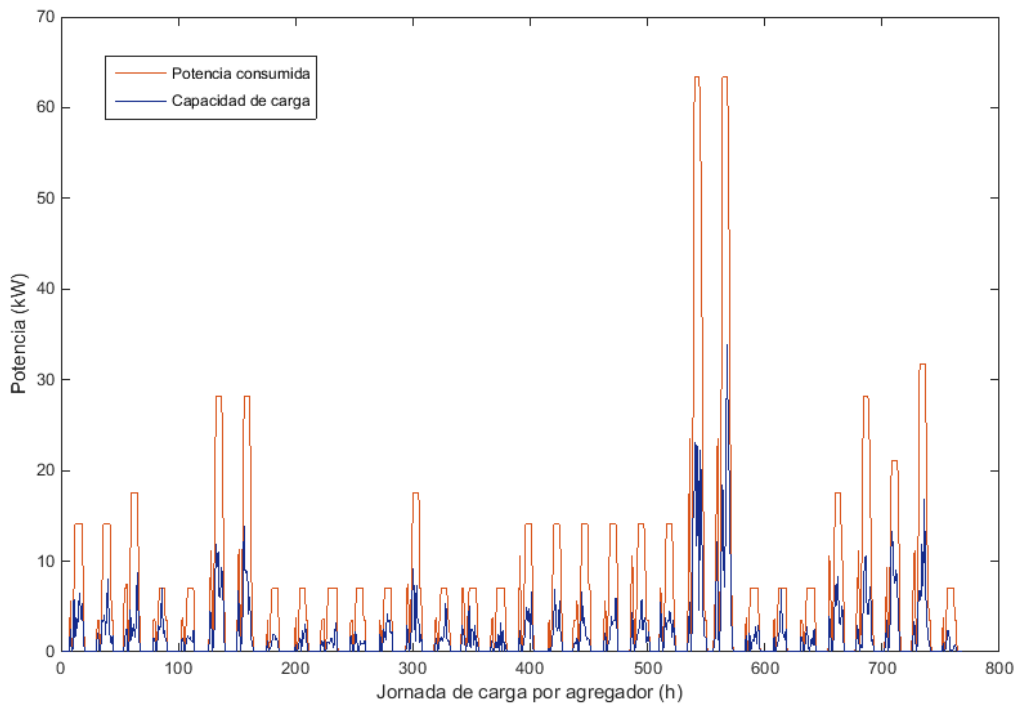


Figura 5: Resultados Optimización Heurística.

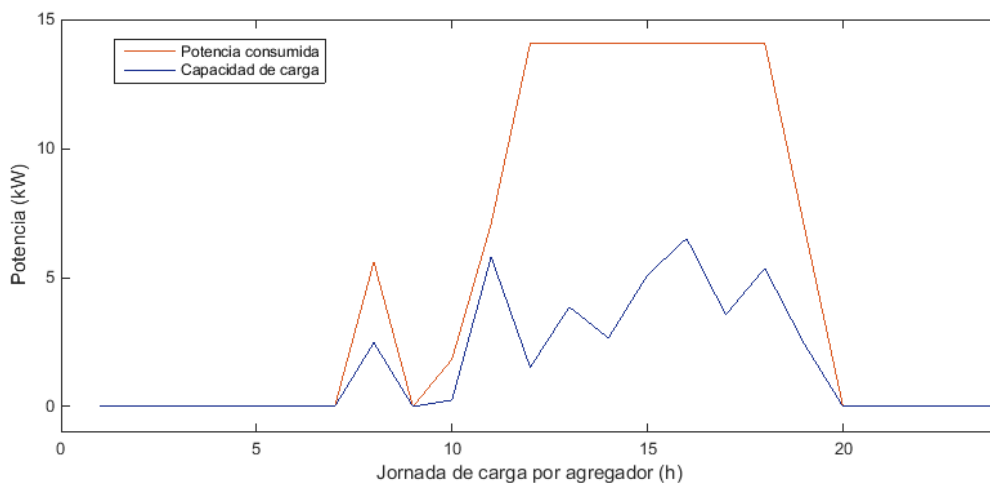


Figura 6: Resultados Optimización Heurística por agregador.

A nivel general, se nota una tendencia respecto a la potencia entregada por cada agregador, ya que se observa un uso de aproximadamente 20% a 35% de la capacidad total de carga en

cada uno de ellos. Esto muestra que el sistema es capaz de suplir satisfactoriamente la demanda de los 150 vehículos, a través de los 32 agregadores con los que se está modelando la red.

Por otra parte, al revisar el funcionamiento individual, se evidencia un comportamiento común en todos los agregadores: durante todo su ciclo útil se están cargando vehículos, a diferencia de las soluciones analíticas en las que solo hay carga durante un periodo de tiempo.

Se puede ver en la Figura 6, que la potencia entregada aumenta de manera rápida cuando inicia la hora con el precio más bajo de la jornada, según la tabla 3. Llama la atención que a lo largo de las 24 horas, existe una variación del consumo, aunque sin sobrepasar un valor que está alrededor del 30 % de la capacidad total del agregador.

5. Conclusiones

Cuando se trabaja con sistemas de carga que posean una cantidad pequeña de agregadores, usar la optimización analítica es una opción factible. No obstante, cuando el sistema requiere de un número grande de agregadores, la optimización heurística se vuelve necesaria para poder dar cumplimiento al objetivo de optimización.

El método DEEPSO resulta muy conveniente cuando se trabaja con sistemas de optimización para variables de naturaleza aleatoria. Esto se logra por su capacidad de exploración en enjambres de partículas para buscar un mínimo local mediante un proceso de iteración continua y finita.

Para este caso particular, la optimización heurística a través del método DEEPSO, logra tener niveles de carga bajos respecto a la capacidad total de cada transformador, haciendo uso de todo su ciclo útil de carga y logrando de esta manera, suplir la demanda total del sistema a un precio bajo.

6. Agradecimientos

Este artículo es uno de los productos del proyecto: Conexión de Vehículos Eléctricos y de Vehículos Eléctricos Híbridos en Sistemas de Distribución de Energía Eléctrica: Evaluación de las Diferentes Tecnologías de Almacenamiento de Energía y su Impacto en la Red; financiado por MINCYT-COLCIENCIAS (CO/13/01), en colaboración con el Instituto de Energía Eléctrica de la Universidad Nacional de San Juan. De este proyecto también se desarrolló la tesis de pregrado de la Universidad Nacional de Colombia titulada: Optimización de un Sistema de Carga de Vehículos Eléctricos a Través de Múltiples Agregadores de los estudiantes Carlos Méndez y Jerson Mejía y dirigida por el profesor Sergio Rivera.

Referencias

- [1] Chao Peng, Jianxiao Zou, Lian Lian, Liying Li: "An optimal dispatching strategy for V2G aggregator participating in supplementary frequency regulation considering EV driving demand and aggregator's benefits, *Applied Energy*," Volume 190, 2017, pp 591 a 599.
- [2] Wencong Su, Mo-Yuen Chow, "Computational intelligence-based energy management for a large-scale PHEV/PEV enabled municipal parking deck, *Applied Energy*," Volume 96, 2012, pp 171 a 182.
- [3] D. Wu, D. C. Aliprantis and L. Ying: "Load Scheduling and Dispatch for Aggregators of Plug-In Electric Vehicles" *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 3, no. 1, pp. 368 a 376, Mayo 2012.
- [4] Yonghua Song, Xia Yang and Zongxiang Lu: "Integration of plug-in hybrid and electric vehicles: Experience from China" *IEEE PES General Meeting, Minneapolis, MN*, 2010, pp. 1 a6.
- [5] Zhiwei Xu, Zechun Hu, Yonghua Song, Wei Zhao, Yongwang Zhang: "Coordination of PEVs charging across multiple aggregators, *Applied Energy*," Volume 136, 2014, pp 582 a 589, ISSN 0306-2619,
- [6] C. Méndez y J. Mejía, Director Sergio Rivera: "Optimización de un Sistema de Carga de Vehículos Eléctricos a través de Múltiples Agregadores, Tesis Pregrado," Universidad Nacional de Colombia, 2017.
- [7] V. Miranda and R. Alves: "Differential Evolutionary Particle Swarm Optimization (DEEPSO): A Successful Hybrid 2013 BRICS Congress on Computational Intelligence and 11th Brazilian Congress on Computational Intelligence," Ipojuca, 2013, pp. 368 a 374.

-
- [8] B. Khan and P. Singh: "Selecting a Meta-Heuristic Technique for Smart Micro-Grid Optimization Problem: A Comprehensive Analysis" *IEEE Access*, vol. 5, no. , pp. 13951 a 13977, 2017.
 - [9] N. Liu et al., "A Heuristic Operation Strategy for Commercial Building Microgrids Containing EVs and PV System," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 62, no. 4, pp. 2560 a 2570, April 2015.
 - [10] Z. Wang, X. H. Wang, L. Z. Wang, X. F. Hu and W. H. Fan: "Research on electric vehicle (EV) driving range prediction method based on PSO-LSSVM 2017" *IEEE International Conference on Prognostics and Health Management (ICPHM), Dallas, TX, USA*, 2017, pp. 260 a 265.
 - [11] J. Zhao, F. Wen, Z. Y. Dong, Y. Xue and K. P. Wong: "Optimal Dispatch of Electric Vehicles and Wind Power Using Enhanced Particle Swarm Optimization," *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 8, no. 4, pp. 889 a 899, Nov. 2012.