

## Algoritmo para la Localización y Despacho de Bancos de Baterías en Redes de Distribución

Loyarte, Ariel S; Sanseverinatti, Carlos I.; Manassero, Ulises; Sangoi, Emmanuel

### Ariel S Loyarte

aloyarte@frsf.utn.edu.ar

Centro de Investigación y Desarrollo en Ingeniería Eléctrica y Sistemas Energéticos (CIESE), Facultad Regional Santa Fe, Universidad Tecnológica Nacional (UTN-FRSF), Argentina

### Carlos I. Sanseverinatti

Centro de Investigación y Desarrollo en Ingeniería Eléctrica y Sistemas Energéticos (CIESE), Facultad Regional Santa Fe, Universidad Tecnológica Nacional (UTN-FRSF). / Instituto de Desarrollo Tecnológico para la Industria Química (INTEC, UNL-CONICET)., Argentina

### Ulises Manassero

Centro de Investigación y Desarrollo en Ingeniería Eléctrica y Sistemas Energéticos (CIESE), Facultad Regional Santa Fe, Universidad Tecnológica Nacional (UTN-FRSF), Argentina

### Emmanuel Sangoi

Centro de Investigación y Desarrollo en Ingeniería Eléctrica y Sistemas Energéticos (CIESE), Facultad Regional Santa Fe, Universidad Tecnológica Nacional (UTN-FRSF), Argentina

### Ingenio Tecnológico

Universidad Tecnológica Nacional, Argentina

ISSN-e: 2618-4931

Periodicidad: Frecuencia continua

vol. 4, e030, 2022

ingenio@frlp.utn.edu.ar

URL: <http://portal.amelica.org/ameli/journal/266/2663014005/>



Esta obra está bajo una Licencia Creative Commons Atribución-NoComercial-SinDerivar 4.0 Internacional.

**Resumen:** La utilización de medios de almacenamiento de energía en redes eléctricas se encuentra en pleno crecimiento en razón de los múltiples beneficios que aportan al sistema. En este trabajo, se presenta un algoritmo de optimización orientado a la gestión de bancos de baterías en redes radiales de distribución. El objetivo consiste en seleccionar la combinación de capacidades, posiciones en la red y la estrategia de operación más adecuada de los bancos de baterías. Se pretende optimizar un indicador global que incluye costos asociados a la adquisición de la energía por parte de la empresa distribuidora, pérdidas, operación y mantenimiento de las baterías, y penalizaciones por energía no suministrada ante escenarios de falla. La resolución se plantea en dos etapas acopladas: un algoritmo de Optimización por Enjambre de Partículas establece la ubicación y capacidades de los bancos a incorporar, y otros métodos tradicionales basados en gradientes obtienen el despacho de potencias, las pérdidas en la red y minimizan el impacto de los cortes de suministro. El algoritmo se evalúa sobre una red de distribución real, demostrando su validez para abordar un problema complejo con un número elevado de variables, siendo efectivo para optimizar el costo global.

**Palabras clave:** Almacenamiento, Baterías, Optimización, Redes de Distribución.

**Abstract:** The use of energy storage devices in electrical networks is increasing due to the several benefits they bring to the system. In this work, an optimization algorithm oriented to the management of battery banks in radial distribution networks is presented. The main objective is to select the most appropriated combination of storage capacity, location on the network and operation strategy of the battery banks. The goal is to optimize a global cost indicator that includes the acquisition of the energy by the distribution company, losses, operation and maintenance of batteries, and penalties for the energy not supplied in failure scenarios. The resolution is proposed by a two-level procedure: a Particle Swarm Optimization algorithm determines the location and capacity of the battery banks, and other traditional gradient-based methods estimate the network losses and minimize the impact of power outages. In order to evaluate its performance, the procedure is applied to a real distribution network, showing the validity of the implemented method to address a complex problem with a high number of variables, and being effective in optimizing the overall cost.

**Keywords:** Storage, Batteries, Optimization, Distribution Networks.

## INTRODUCCIÓN

En los últimos años, la creciente inclusión de generación distribuida, la mayor participación de fuentes de naturaleza intermitente en la matriz de producción eléctrica y el desarrollo de microrredes y redes inteligentes, han motivado los avances tecnológicos en materia de almacenamiento, aplicados a los sistemas eléctricos de potencia (Kim, 2017). En redes convencionales de distribución, su atractivo responde a la inserción de generación alternativa de pequeña/mediana escala y a los requerimientos de aplanar el perfil de la demanda. Además, permite mejorar de forma considerable la prestación del servicio a los usuarios. En una configuración radial de la red, logra atenuar el impacto de fallas en los distribuidores, reduciendo la frecuencia y duración de los cortes de suministro (Hajeforosh et al., 2020). Para la empresa distribuidora, esto implica menores costos de penalización por energía no suministrada (ENS) y una atenuación del lucro cesante.

Actualmente, se registra un importante desarrollo de tecnologías de almacenamiento para redes eléctricas y una consecuente reducción paulatina de los costos de producción (Ahmed et al., 2020; Kebede et al., 2022). Si bien existen varias tecnologías disponibles, los bancos de baterías (BES, del inglés Battery Energy Storage) son los más utilizados por su rentabilidad y versatilidad en aplicaciones sobre redes de distribución. Pueden emplearse para la regulación de flujos de potencia, protección de los sistemas, reemplazo de fuentes de reserva y regulación del factor de potencia (Ribeiro et al., 2001). Sobresalen principalmente las baterías de plomo-ácido, de ion de litio y de sodio-azufre (Luo et al., 2015). Las baterías de plomo-ácido poseen buena madurez tecnológica y bajo costo. Las baterías de ion de litio y de sodio-azufre comenzaron a emplearse ampliamente en los últimos años por su alta densidad energética. En particular, las baterías de ion de litio se presentan como una de las alternativas más prometedoras y de mayor interés científico-tecnológico (Wali et al., 2021; Kebede et al., 2022).

Independientemente de la tecnología considerada, los puntos de almacenamiento de energía en la red deben ser escogidos criteriosamente. En la etapa de planificación, resulta relevante definir no sólo la mejor ubicación de los bancos de baterías, sino también sus capacidades, a fin de maximizar los beneficios. Un incorrecto dimensionamiento del banco o una mala ubicación del mismo pueden conllevar efectos contraproducentes, tanto en aspectos económicos como técnicos-operativos. Algunos de los inconvenientes más comunes pueden ser la presencia de sobretensiones y la sobrecarga de vínculos (Babacan et al., 2017). En este sentido, resulta valioso el desarrollo de herramientas matemáticas que ayuden a implementar estrategias de decisión sistematizadas, basadas en métodos numéricos de optimización.

Un gran número de publicaciones científicas se enfocaron en tratar esta problemática. En general, el análisis es abordado como un problema de optimización multi-objetivo que busca hallar la capacidad y la localización óptima del banco de baterías, condicionado por las restricciones que impone la operación y configuración de la red. El objetivo normalmente se centra en mejorar aspectos asociados a la calidad de la energía, disminuir los costos del sistema y/o favorecer la penetración de recursos energéticos intermitentes (Wong et al., 2019). Los algoritmos genéticos y de optimización por enjambre de partículas (PSO, del inglés Particle Swarm Optimization) han demostrado obtener buenos resultados. En Loyarte et al. (2017), por ejemplo, se verificó la viabilidad de la PSO para resolver este tipo de problemas, obteniendo mejoras apreciables en los perfiles de tensión, en condiciones de alta penetración de generación distribuida renovable. En Siddique et al. (2021) se compara el desempeño de la PSO con un algoritmo genético de clasificación, para definir la posición y capacidad óptima de la generación distribuida y de distintos bancos de baterías, con el fin de minimizar las fluctuaciones de tensión. En Nayak et al. (2021) se emplea una variante de la PSO

en una red de distribución desbalanceada y con alta penetración de energía renovable intermitente. En este último caso, se busca la mejor ubicación para generadores eólicos y bancos de baterías, optimizando los ciclos de carga y descarga en estas últimas, con el objeto de mejorar la calidad de la energía en la red.

Dada la complejidad matemática de estos problemas, es habitual que la metodología de optimización se realice en dos etapas acopladas (Wong et al., 2019). En Yuan et al. (2020), por ejemplo, se utiliza un método metaheurístico denominado Coyote (COA, del inglés Coyote Optimization Algorithm) que permite definir, en un primer nivel, la localización del banco de baterías en la red y, en la etapa siguiente, el tamaño óptimo del mismo para minimizar las pérdidas totales. En Lu et al. (2017) se presenta un algoritmo de optimización robusto que busca, en un primer nivel, decidir sobre la mejor ubicación y capacidad del banco de baterías con el fin de minimizar los costos de inversión. Luego, los resultados se incluyen en una segunda etapa, donde se obtiene el costo de operación total y se verifican las condiciones operativas para las distintas alternativas. De forma similar, en Ahmadi et al. (2021) se aplica optimización multi-objetivo en dos etapas; primeramente se definen aspectos económicos relacionados con la posición y la capacidad de los bancos, junto con la localización de la generación distribuida presente en la red. En la segunda etapa se consideran cuestiones asociadas a los perfiles de tensión obtenidos con cada alternativa y se decide al respecto.

En este trabajo se propone una estrategia de decisión para lograr la incorporación óptima de bancos de baterías en una red eléctrica de distribución primaria. A tales efectos, se desarrolla un algoritmo de optimización de dos niveles basado en PSO, permitiendo definir la capacidad y ubicación de las baterías para minimizar un indicador global que combina: i) los costos de operación y mantenimiento, ii) las penalizaciones por ENS ante fallas en el sistema, y iii) las pérdidas totales en la red. En un primer nivel, el algoritmo obtiene la ubicación y capacidad óptima de los bancos con el fin de minimizar i) y ii). Luego, este resultado se utiliza en el segundo nivel para computar iii) y retroalimentar a la PSO antes de avanzar a la siguiente iteración de cálculo. El desempeño de esta herramienta se evalúa sobre una red de distribución de la provincia de Santa Fe (Argentina).

## DESARROLLO

### Formulación del problema

Una empresa distribuidora eléctrica abastece su demanda adquiriendo la energía del sistema interconectado, normalmente a un precio que depende de la banda horaria. En el horario “pico”, después de las 18:00 hs y hasta las 23:00 hs, el costo de la unidad de energía tiene un valor  $c_{pico}$  (en USD/MWh), más elevado que en otros momentos del día. En las horas de “valle”, después de las 23:00 hs y hasta las 05:00 hs, el costo de adquisición de la unidad de energía,  $c_{valle}$ , es el menor posible. Mientras que la franja horaria restante (comúnmente llamada “resto”), ofrece un costo intermedio ( $c_{resto}$ ). Luego, si en un día de consumo promedio, la energía entregada a la red desde el centro de distribución (CD) es  $E_{pico}$ ,  $E_{valle}$  y  $E_{resto}$ , en las respectivas franjas de pico, valle y resto, el costo anual estimado por la energía adquirida es:

$$C_{adq} = (c_{pico} \cdot E_{pico} + c_{valle} \cdot E_{valle} + c_{resto} \cdot E_{resto}) \cdot 365 \quad (1)$$

Eventualmente, la distribuidora podría incorporar sistemas de almacenamiento de energía, para ser abastecidos (cargados) en la franja horaria más económica, y luego descargados en una franja más costosa. Adicionalmente, empleando la electrónica de potencia adecuada, el control sobre el despacho de los almacenadores podría contribuir a reducir las pérdidas técnicas (disipadas en la red) y el costo anual asociado, el que puede calcularse según:

$$C_1 = (c_{pico} \cdot PE_{pico} + c_{valle} \cdot PE_{valle} + c_{resto} \cdot PE_{resto}) \cdot 365 \quad (2)$$

donde  $PE_{pico}$ ,  $PE_{valle}$  y  $PE_{resto}$  son las pérdidas de energía estimadas (en MWh) para un día típico en las respectivas franjas de horario pico, valle y resto.

No obstante, la operación y mantenimiento anual de la red (O&M) deberá en tal caso considerar no sólo los costos de adquisición de la energía, sino también los vinculados a la gestión y mantenimiento de los almacenadores ( $C_{alm}$ ). De modo que  $C_{adq}$  debe sustituirse por:

$$C_2 = (c_{pico} \cdot E_{d,pico} + c_{valle} \cdot E_{d,valle} + c_{resto} \cdot E_{d,resto}) \cdot 365 + C_{alm} \quad (3)$$

donde  $E_{d,pico}$ ,  $E_{d,valle}$  y  $E_{d,resto}$  corresponden a la energía diaria demandada en los horarios de pico, valle y resto, respectivamente.

Cuando el almacenamiento se realiza con bancos de baterías, el costo anual asociado para un banco  $s$  puede computarse según (Mongird et al., 2020):

$$C_{alm,s} = c_{f,s} \cdot P_{nom,s} + c_{v,s} \cdot \sum_{h=0}^{23} (|p_{s,h}| \cdot \Delta t) \cdot 365 \quad (4)$$

con  $c_{f,s}$  (en USD/MW-año) el costo fijo anual del banco  $s$ , de potencia nominal  $P_{nom,s}$  (en MW), y con  $c_{v,s}$  (en USD/MWh-año) el costo variable del mismo, por unidad de energía operada (en MWh). En la Ec. (4), esta última se computa teniendo en cuenta una discretización de un día típico en 24 escalones de duración  $\Delta t = 1$  hora. En cada escalón, el planteo simplifica la operación del banco, contemplando una potencia entregada  $p_{s,h}$  (a la hora  $h$ ). Se asume  $p_{s,h} > 0$  si el banco aporta a la red (descarga), y  $p_{s,h} < 0$  si consume dicha potencia de la red (carga). El valor absoluto sugiere que el término de costo variable no depende de la condición de carga o descarga del banco.

De lo anterior, se deduce que para un conjunto  $S$  de bancos de baterías acoplados a la red, el costo anual asociado de O&M es:

$$C_{alm} = \sum_{s \in S} C_{alm,s} \quad (5)$$

Luego, el costo anual total de O&M en la red resulta:

$$C_{O\&M} = C_1 + C_2 \quad (6)$$

Nótese que la determinación de  $C_{O\&M}$  es compleja, puesto que depende del comportamiento de la demanda en cada nodo de la red y del criterio considerado para realizar el despacho de los almacenadores y del CD. La definición de dicho criterio no es simple, debido a que requiere de un modelo matemático de la red (electrotécnico), normalmente no lineal. Además, la operación se ve restringida a condiciones de balance energético (potencias activa y reactiva), niveles de tensión en márgenes considerados aceptables y estado de carga de líneas inferiores al límite térmico.

Por otro lado, cabe destacar que los sistemas de almacenamiento también permiten atenuar los costos de penalización por energía no suministrada (ENS). Estos cargos presentan habitualmente montos

diferenciados por el tipo de usuario afectado:  $p_{com}$  para consumos comerciales,  $p_{res}$  para residenciales y  $p_{ind}$  para industriales (en USD/MWh). En consecuencia, si  $ENS_{com}^{ENS}$ ,  $ENS_{res}^{ENS}$  y  $ENS_{ind}^{ENS}$  son las respectivas cantidades estimadas de ENS anual (en MWh) para cada tipo de usuario, el costo asociado de penalización para la distribuidora toma el valor:

$$C_3 = p_{com} \cdot ENS_{com}^{ENS} + p_{res} \cdot ENS_{res}^{ENS} + p_{ind} \cdot ENS_{ind}^{ENS} \quad (7)$$

Pese al aspecto simple de la Ec. (7), la evaluación de  $C_3$  no es sencilla, puesto que depende de las alternativas de reconfiguración que admita la red ante fallas, de la cantidad y capacidades de los bancos de baterías, y de la estrategia de despacho de los mismos.

Finalmente, el costo total anual de operación de la red, cuando se incorporan bancos de baterías, es:

$$C_T = C_{O\&M} + C_3 \quad (8)$$

$$C_T = C_1 + C_2 + C_3 \quad (9)$$

Ante el escenario de una empresa distribuidora analizando la incorporación de bancos de baterías a una red radial en media tensión, se plantea el desarrollo de un algoritmo capaz de tomar las decisiones operativas y de planificación más relevantes, con el objetivo de minimizar  $C_T$ . Esta problemática se aborda en las siguientes secciones, proponiéndose la selección de los bancos a instalar de entre los disponibles en una serie de combinaciones consideradas factibles económicamente. A los efectos de optimizar  $C_T$ , el algoritmo también determina la ubicación más conveniente (nodos), y el despacho de cada banco y del CD. El despacho horario debe respetar las condiciones operativas habituales, asociadas a balances de potencia, niveles de tensión y corrientes contenidas dentro de los márgenes admisibles.

## Hipótesis simplificadoras

Se consideran las siguientes hipótesis simplificadoras, en razón de posibilitar la eficaz implementación de un método numérico de resolución.

- Se considera en cada nodo la demanda de un día exigente (verano, escenario conservador), discretizando el intervalo en períodos  $\Delta t = 1$  hora. Dentro del espacio temporal de cada subintervalo de 1 hora, se considera que las potencias demandadas, la aportada por el CD y las intercambiadas con los bancos, se mantienen constantes.
- Al igual que en las Ecs. (1-3), el comportamiento anual se estima suponiendo que todos los días del año presentan las mismas curvas de demanda.
- Si se contrastan dos bancos de baterías diferentes entre los evaluados para su instalación, la relación entre las potencias nominales es idéntica a la relación entre las capacidades nominales de almacenamiento. Esta condición se verifica con facilidad si las baterías corresponden a la misma tecnología de fabricación.
- Todos los bancos de baterías inician la jornada con el mismo estado de carga (SOC). Asimismo, se establece a modo de restricción que el mismo SOC se obtenga al finalizar la jornada, de modo que cada día los bancos puedan ser gestionados con las mismas condiciones iniciales.
- Todos los bancos de baterías presentan el mismo SOC mínimo admisible y el mismo máximo (100%).

Los últimos cuatro puntos sugieren que todos los bancos de baterías que se instalen tendrán una curva de despacho horario que mantiene la misma forma. Es decir, la curva de despacho de un banco se puede obtener como la correspondiente a otro, multiplicada por un factor de escala ( $k_s$ ). Luego, el algoritmo deberá entonces obtener la curva de despacho horario  $p_{bat,ref}(h)$  (con  $h = \{0, 1, 2, \dots, 23\}$ ) de un banco de referencia; mientras que el despacho  $p_{s,h}$  de cualquier banco  $s$  en el conjunto  $S_{inst}$  de los escogidos para instalar, se obtiene como:

$$p_{s,h} = k_s \cdot p_{bat,ref}(h) \quad ; \quad s \in S_{inst} \tag{10}$$

## METODOLOGÍA

### Método numérico de resolución

Se propone optimizar  $C_T$  mediante un procedimiento numérico híbrido conformado por: a) un método PSO para manipular las variables discretas (selección de bancos y locaciones); b) un método de mínimos cuadrados secuenciales (SLSQP, Nocedal y Wright, 2006) para resolver un sub-problema de despacho económico, que obtiene las potencias importadas desde el CD e intercambiadas con los almacenadores; c) un método de Newton-Raphson (NR) para resolver el problema del flujo de potencia (Monticelli, 1999), y calcular variables auxiliares que permitan obtener las pérdidas de energía; y d) un algoritmo ad-hoc para computar la ENS anual por tipo de usuario, que utiliza un criterio específico de reconfiguraciones.

El procedimiento general se resume en la Figura 1. El método PSO funciona como “maestro”, mientras que los restantes bloques corresponden a métodos “esclavos” (esquema de dos capas). Por este motivo, cada uno de estos últimos se ejecuta como una etapa de cálculo dentro de una iteración del primero.

En primera instancia, la PSO propone una selección de bancos de baterías a incorporar y sus locaciones (nodos en la red). La selección se realiza en base a un conjunto definido previamente, integrado por aquellos que se consideran como factibles a instalar (en general, por razones de costos de inversión), caracterizados por su capacidad y potencia máxima. En vistas de que la PSO utiliza una población de  $N$  individuos o partículas (AlRashidi y El-Hawary, 2009), opera en consecuencia con  $N$  propuestas de solución.

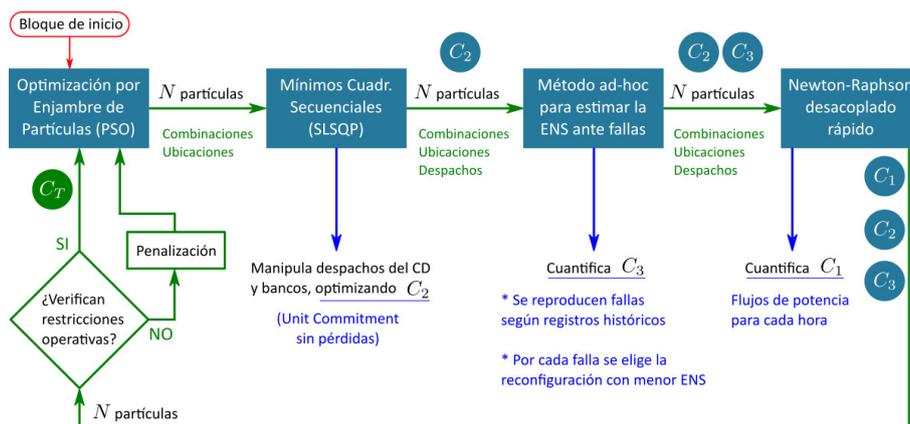


FIGURA 1  
Diagrama de bloques del método híbrido implementado.

En el segundo bloque, se utiliza un método SLSQP (de descenso de tipo gradiente) para resolver un problema de despacho económico simplificado. Conocido en la literatura como problema de *Unit Commitment* (Baldick, 1995), en esta etapa se busca minimizar  $C_2$ , calculando los despachos de potencia del

CD y de los bancos identificados por cada partícula. Se desprecian en este paso las pérdidas en la red, lo que reduce drásticamente la complejidad del cálculo.

En la siguiente etapa, se toman los resultados de los bloques previos por partícula (selección de bancos, cantidades, ubicación y potencias despachadas), y se realiza una estimación de la ENS anual. Para ello se utilizan registros históricos de fallas provistos por la empresa distribuidora, considerando un criterio de reconfiguraciones y algoritmo ad-hoc de cálculo. Este procedimiento permite computar  $C_3$  para las reconfiguraciones que menor ENS generan en condiciones de falla.

En el último bloque y con un modelo matemático más detallado para la red, se estiman las pérdidas anuales de energía de acuerdo con las decisiones de almacenamiento y despacho realizadas en los bloques anteriores. Para ello se utiliza una variante desacoplada rápida del método de NR (Moura y Moura, 2013), de uso habitual en la simulación de redes eléctricas. A continuación, es posible calcular el indicador  $C_1$ , de acuerdo con la Ec. (2). Además, este paso permite computar las tensiones y corrientes en todos los componentes del sistema. Con esta información se verifica el cumplimiento de las restricciones operativas de la red, es decir, tensiones en niveles aceptables y corrientes que no generen sobrecargas. Si todas ellas se verifican, los resultados de todo el proceso se retroalimentan a la PSO, computándose para cada partícula el indicador global  $C_T$  [Ec. (9)] y desplazándolas hacia la siguiente iteración. Si alguna restricción no es satisfecha, se aplica una penalización consistente en retornar la partícula afectada a la posición que ocupaba en la iteración anterior.

Inicialmente, la PSO propone selecciones de bancos y ubicaciones escogidas aleatoriamente. Luego, el algoritmo PSO actualiza dichas posiciones iterativamente en función de la información que obtiene del proceso, a modo de retroalimentación. Una partícula mejora su posición, cuando conduce a un menor valor del costo  $C_T$ . La PSO mantiene un registro histórico de la mejor posición alcanzada por cada partícula, e identifica a la mejor del enjambre. El método finaliza su ejecución cuando la PSO demuestra que esta última permanece estable luego de varias iteraciones.

En los siguientes apartados se describe el procedimiento aplicado para los bloques “esclavos” en la Figura 1.

## Despacho de almacenadores y CD

Sea un conjunto de bancos de baterías  $S_{inst}$  que han sido seleccionados para instalarse en la red. El despacho óptimo (despreciando pérdidas) puede resolverse planteando un problema de *Unit Commitment*, orientado a minimizar el indicador  $C_2$ , definido en la Ec. (3). En su formulación compacta, se trata de resolver el siguiente problema de optimización:

$$\min_{\mathbf{P}^{cd}, \mathbf{P}^{bat}} C_2 \quad (11)$$

sujeto a:

$$\mathbf{P}^{cd} + \sum_{z \in S_{inst}} \tilde{k}_z \times \mathbf{P}^{bat} = \mathbf{P}^{dl} \quad (12)$$

$$-\mathbf{P}^{b, \max} \leq \mathbf{P}^{bat} \leq \mathbf{P}^{b, \max} \quad (13)$$

$$0 \leq \mathbf{p}_{cd} \leq \mathbf{p}_{cd,max} \quad (14)$$

$$SOC_{min} \leq SOC(h) \leq 100 (\%) \quad (15)$$

$$SOC(h=0) = SOC(h=24) \quad (16)$$

donde las variables de decisión están representadas en los vectores  $\mathbf{p}_{cd}$  y  $\mathbf{p}_{bat}$ , ambos de 24 elementos (índice desde  $h=0$  hasta  $h=23$ ). El primero de ellos corresponde al despacho horario del CD, mientras que el segundo corresponde al banco de baterías de referencia. El despacho de los otros bancos en  $S_{inst}$  se obtiene de multiplicar  $\mathbf{p}_{bat}$  por el correspondiente factor  $k_s$  (para el banco  $s$ ), de acuerdo con la Ec. (10). Dichos factores se conocen de antemano.

La Ec. (12) corresponde al balance de potencias, con  $\mathbf{p}_d$  el vector de demandas (totales en la red, despreciando pérdidas y por cada hora del día). En la Ec. (13),  $\mathbf{p}_{b,max}$  es un vector de 24 componentes iguales a la máxima potencia transferible por el banco de referencia (normalmente igual a la nominal). En la Ec. (14) se procede en forma análoga con  $\mathbf{p}_{cd,max}$ , cuyos elementos toman el valor de la máxima potencia que es capaz de aportar el CD. Las Ecs. (15, 16) indican que el SOC del banco de referencia no debe ser inferior al mínimo  $SOC_{min}$ , ni puede superar el 100%. Asimismo, a la hora 24 (hora 0 del día siguiente), el SOC debe coincidir con el inicial, de acuerdo con lo establecido en las hipótesis.

Debe advertirse que motivo de las hipótesis contempladas, la curva de variación horaria del SOC se mantiene para todos los bancos en  $S_{inst}$ . El SOC porcentual de un banco  $s$  a la hora  $h$  puede calcularse según (Mohamed, 2008):

$$SOC_s(h) = SOC_s(h=0) + \frac{\Delta t \cdot 100 (\%)}{Cap_s} \cdot \sum_0^h P_{s,h} \quad (17)$$

donde  $\Delta t = 1$  hora es la duración del intervalo de discretización y  $p_{s,h}$  es la potencia aportada a la red por el banco  $s$  a la hora  $h$ . Para el banco de referencia, este último coincide con el  $h$ -ésimo elemento de  $\mathbf{p}_{bat}$ . La cantidad  $Cap_s$  es la capacidad de almacenamiento de  $s$  (en MWh).

## Cálculo de la ENS

Determinado el conjunto de bancos  $S_{inst}$  a incorporar a la red, la resolución del problema de las Ecs. (11-16) obtiene el despacho horario de cada uno de ellos. A continuación, es posible computar el indicador  $C_3$  [Ec. (7)], en base a un criterio simplificado orientado a su minimización. Para ello es requerimiento conocer algunos detalles de la red y su comportamiento, a saber:

- La cantidad de distribuidores (supuesta una configuración radial) y la identificación del tipo de consumo por cada nodo (clasificación entre comercial, residencial e industrial). Esto permite discriminar cargos de penalización por ENS.
- Información estadística de las fallas (cortocircuitos) en cada distribuidor, incluyendo la cantidad de fallos por año, el horario de la falla y su duración.

- c) Las posibles reconfiguraciones disponibles a partir de interruptores que logren vincular un distribuidor con otro. Interesa conocer con cuáles de los otros distribuidores podría eventualmente conectarse un alimentador en falla.

Se contempla la situación más habitual, en la cual una falla en el primer tramo (en cercanías del CD) interrumpe el suministro a un distribuidor completo. En tal caso, el mismo puede ser vinculado con sólo uno de los otros, en función de las posibilidades de reconfiguración, para evitar el cierre de un anillo, que en redes de media y baja tensión suele generar condiciones de inestabilidad.

La minimización de C3 se calcula supeditada al despacho  $p_{bat}$  obtenido luego de resolver el problema de Unit Commitment, analizando las reconfiguraciones posibles para obtener las cantidades más pequeñas de  $ENS_{com}$ ,  $ENS_{res}$  y  $ENS_{ind}$  para cada falla en la Ec. (7). Para ello, se reproducen todas las fallas de acuerdo con los registros estadísticos de la distribuidora.

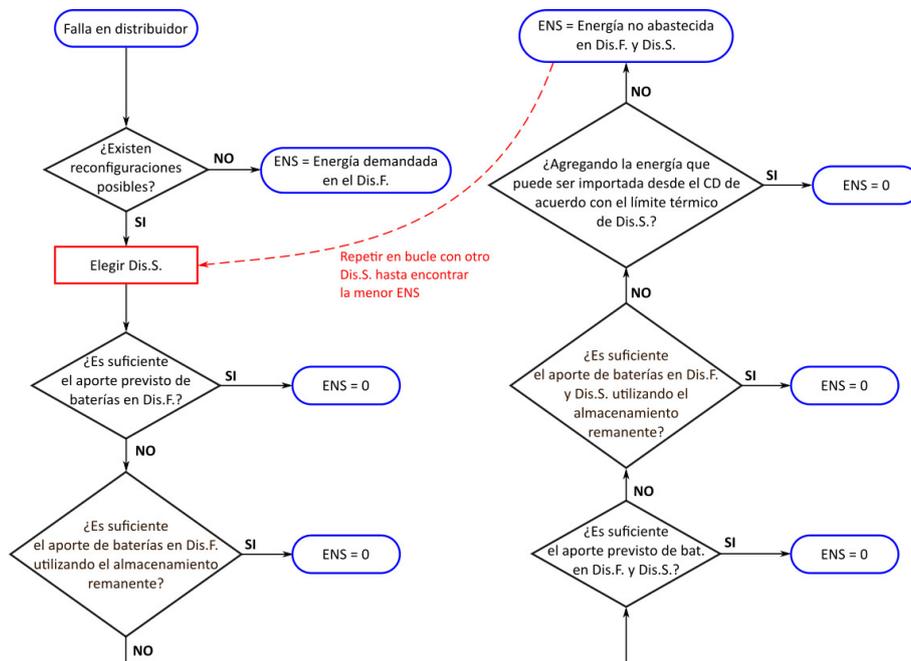


FIGURA 2  
Procedimiento de cálculo de la ENS.

El proceso seguido para computar la ENS despreja las pérdidas en el sistema y se resume en el diagrama de la Figura 2. Se omite la discriminación de ENS por tipo de usuario, meramente por motivos de síntesis. Para el análisis, se identifica al distribuidor en falla (Dis.F.) y a un distribuidor sano que actúa en funciones de socorro (Dis.S.). La lógica implementada evalúa primeramente si es posible abastecer la demanda afectada en las condiciones de menor exigencia para los sistemas de almacenamiento.

En primer lugar, si no existen posibles vinculaciones del Dis.F. con un Dis.S., la ENS es igual a la energía demandada por la carga en el alimentador fallado, calculada para el rango horario del incidente. Se observa que aunque éste disponga de medios de almacenamiento, no es factible su utilización, en vistas de que estos equipamientos normalmente no están preparados para operar en forma aislada, puesto que necesitan de un vínculo eléctrico con la red que establezca referencias de tensión y frecuencia.

En caso contrario, si existen reconfiguraciones posibles, se escoge una de ellas para realizar el análisis y cálculo posterior hasta obtener la ENS (siguientes etapas en el diagrama de la Figura 2). Los cálculos se repiten en bucle para todos los distribuidores que puedan realizar el socorro. Al finalizar el proceso, se contempla como ENS al menor de los resultados obtenidos, el que a su vez identifica a la reconfiguración más adecuada.

Habiendo escogido un Dis.S., se evalúa la posibilidad de que éste no realice aportes energéticos, aunque se utilice para fijar referencias de tensión y frecuencia. Esta variante es adecuada si el aporte previsto de las baterías en el Dis.F. es igual o superior a la energía demandada en el período de falla. En tal caso, la ENS es nula. El aporte previsto de las baterías se deduce de  $p_{bat}$ , habiendo resuelto previamente el problema de las Ecs. (11-16). Cuando dicho aporte no logre compensar completamente la demanda, se contempla la posibilidad de que las baterías en Dis.F. operen con potencias superiores a las previstas. En estas condiciones de contingencia, se analiza la energía que los bancos pueden entregar sin superar el límite máximo de potencia, y siempre que el SOC no descienda por debajo de  $SOC_{min}$  luego de despejada la falla. Esta estrategia implica utilizar la energía remanente de los bancos en el Dis.F. (cantidad más allá de la prevista de acuerdo con  $p_{bat}$ , restringida por condiciones operativas del equipamiento). Si se obtiene de esta forma una energía igual o superior a la demanda durante la falla, la ENS es nula.

Cuando sea inevitable el aporte energético del Dis.S., se evalúa como primera alternativa que ambos distribuidores en análisis operen en base al despacho previsto para sus almacenadores (es decir, de acuerdo con  $p_{bat}$ ), pero con la finalidad de abastecer únicamente a la demanda en el Dis.F. Si la energía así aportada es igual o superior a la demandada por la carga en Dis.F., se considera que la ENS es nula.

En caso de que el cálculo anterior determine que el aporte previsto de las baterías es insuficiente, se recurre al remanente, es decir, a la posibilidad de entregar toda la energía almacenada en ambos alimentadores, restringida a los límites operativos de potencia y estado de carga. Si este esquema de despacho permite abastecer completamente la demanda del Dis.F. durante la falla, la ENS se considera nula. Si esto no ocurre, se deduce que los sistemas de almacenamiento no son suficientes y es imperioso tomar una mayor potencia desde el CD. En este último análisis, se contempla el mismo aporte de baterías considerado en la prueba anterior, y el que se obtiene de importar desde el CD la máxima potencia posible de acuerdo con el límite térmico del Dis.S. Si esta energía es igual o superior a la que demandan ambos distribuidores, la ENS es nula. En caso contrario, la ENS se calcula como la diferencia no abastecida.

A modo de simplificación, el límite térmico del Dis.S. se analiza en base a potencias activas, pese a que en rigor debe ser evaluado a partir de la potencia aparente transferida. No obstante, se considera una aproximación aceptable que reduce sustancialmente la complejidad del cálculo.

## RESULTADOS

El método de resolución se implementó en lenguaje Python. En el proceso, se utilizó el algoritmo SLSQP del complemento SciPy (Virtanen, et al., 2020) y el método de NR provisto por la librería PyPower, portada a Python a partir del paquete MATPOWER (Zimmerman et al., 2011). A su vez, PyPower simplifica la obtención del modelo de la red a partir de parámetros sencillos.

Para evaluar su desempeño, la metodología se aplicó sobre una red radial en 13,2 kV de la ciudad de Santo Tomé (Figura 3), en las cercanías de la ciudad de Santa Fe (capital de la provincia de Santa Fe, Argentina), la que cuenta con 7 distribuidores que abastecen a 284 nodos. El CD es capaz de entregar una potencia activa máxima de 30 MW, mientras que para limitar la potencia reactiva se consideró un factor de potencia mínimo de 0,7. Las tensiones se restringieron en todos los nodos para no desviarse más allá de un 10% por encima y por debajo del valor nominal.

Los datos de la demanda (escenario conservador de verano, de elevado consumo), parámetros de la red, detalles de posibles reconfiguraciones y registros estadísticos de fallas, son aportados por la Empresa Provincial de la Energía de Santa Fe (EPESF). Los costos de la energía en las distintas franjas horarias, así como los montos de penalización por ENS, también son los afrontados por la EPESF:  $c_{pico} = 26,88$ ,  $c_{valle} = 24,51$ ,  $c_{resto} = 25,70$ ,  $p_{com} = 2300$ ,  $p_{res} = 1400$  y  $p_{ind} = 2700$  (todos en USD/MWh).

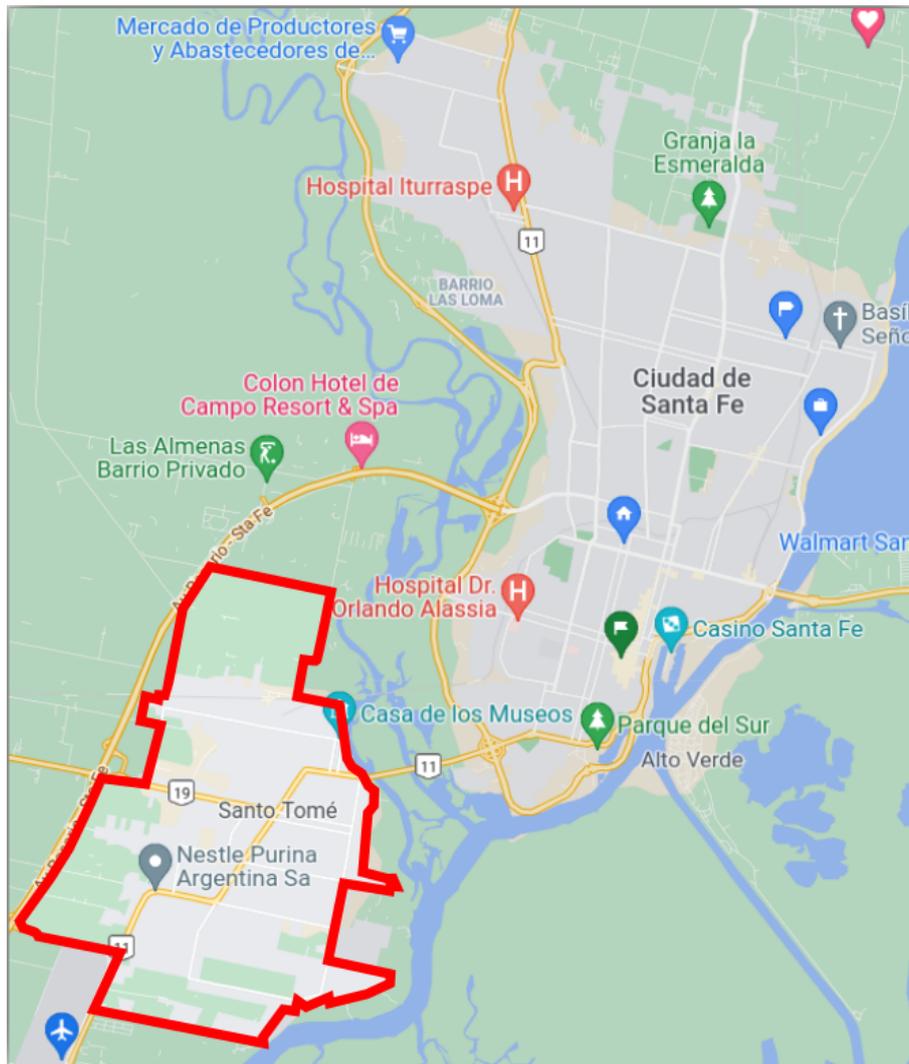


FIGURA 3

Localización de la ciudad de Santo Tomé, en las cercanías de la capital provincial (Santa Fe).

Para las baterías, se utilizaron los siguientes costos de un equipamiento típico para redes de distribución (Mongird et al., 2020):  $c_{f,s} = 10$  USD/kW-año y  $cv,s = 0,003$  USD/kWh-año. En todos los casos se contemplaron estados de carga  $SOC_{min} = 10\%$  (mínimo) y  $SOC(b = 0) = 50\%$  (inicial).

Se configuró a la PSO para escoger entre 5 tipos de bancos con características diferentes: 1 MW (3 MWh de almacenamiento), 2 MW (6 MWh de alm.), 3 MW (9 MWh de alm.), 4 MW (12 MWh de alm.) y 5 MW (15 MWh de alm.). La instalación de 1 MW fue adoptada como banco referencia. Las decisiones fueron tomadas por el algoritmo, partiendo de un conjunto con todas las combinaciones posibles de bancos, sin limitaciones en cuanto a cantidades, siempre que no se supere una capacidad total, en términos de potencia, de 5 MW. Por ejemplo, si se utilizan sólo bancos de 1 MW, es factible instalar hasta 5 de ellos sin superar el límite impuesto.

Se establecieron 10 partículas para la PSO, mientras que los parámetros requeridos por el método fueron adoptados en base a experiencias previas en problemas de similares características (Loyarte et al., 2017). El procedimiento demostró ser efectivo para lograr la convergencia en menos de 20 iteraciones, tal como se observa en la Figura 4, con la evolución iterativa de  $C_T$ . En cada iteración, el valor de  $C_T$  es el obtenido a partir de la partícula mejor ubicada de la población. El resultado se alcanzó para un banco de 1 MW y otro de 4 MW, ubicados en nodos cercanos a la cabecera de uno de los distribuidores, es decir, próximos al CD.

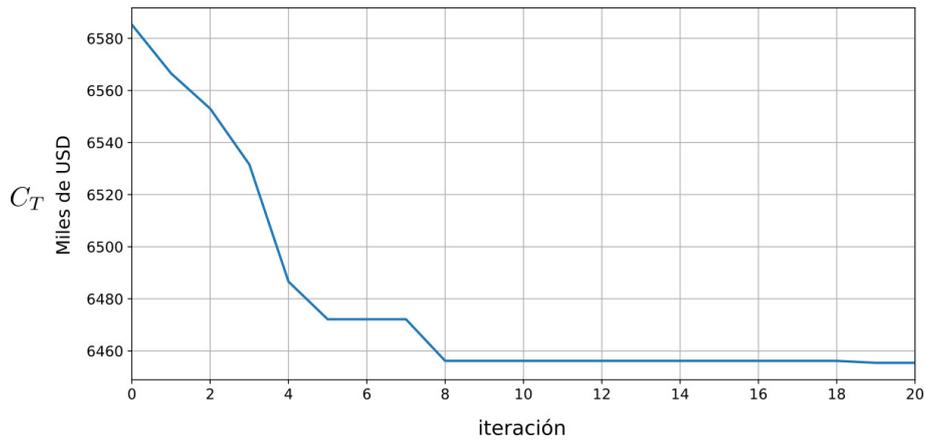


FIGURA 4  
Evolución iterativa del costo global optimizado  $C_T$ .

Las Figuras 5 a 7 muestran la evolución iterativa de los indicadores individuales de costos,  $C_1$ ,  $C_2$  y  $C_3$ , respectivamente. Por su parte, la Figura 8 muestra el despacho del CD y de los bancos de baterías seleccionados, junto a la demanda horaria global de la red. La Figura 9 señala la variación del estado de carga de las baterías a lo largo del día.

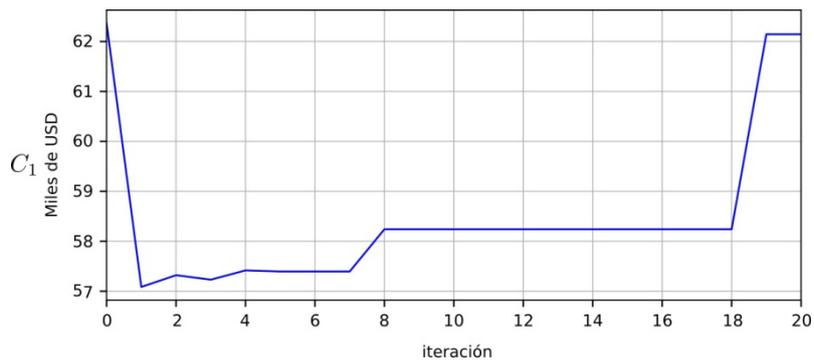


FIGURA 5  
Evolución iterativa del costo anual asociado a pérdidas en la red ( $C_1$ ).

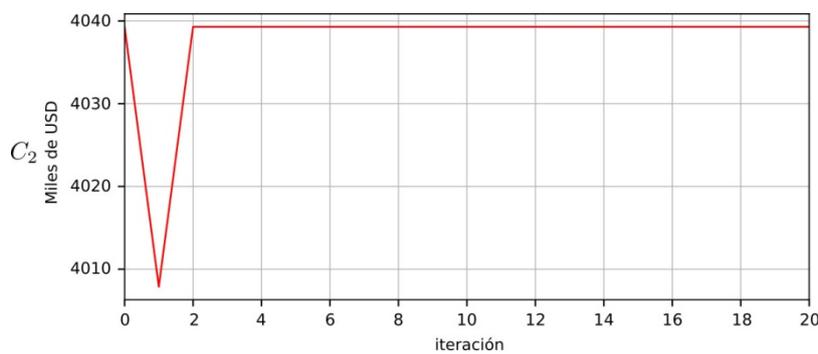


FIGURA 6  
Evolución iterativa del costo anual de O&M del sistema ( $C_2$ ).

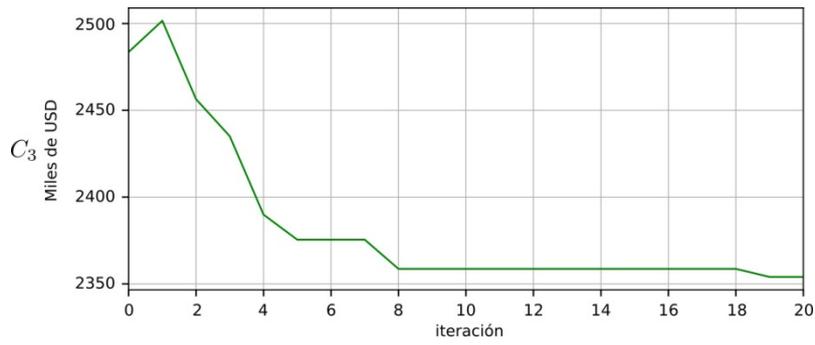


FIGURA 7  
Evolución iterativa del costo anual de penalización por ENS (C<sub>3</sub>).

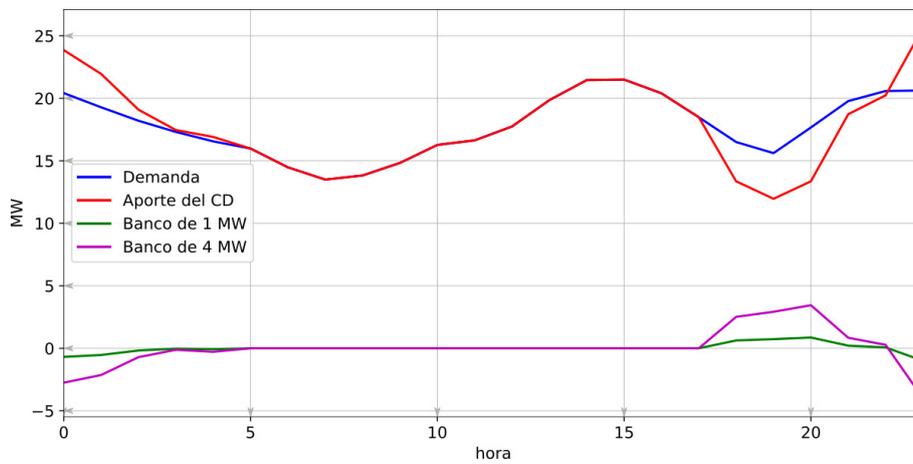


FIGURA 8  
Demanda en la red, y despacho horario del CD y de los bancos de baterías.

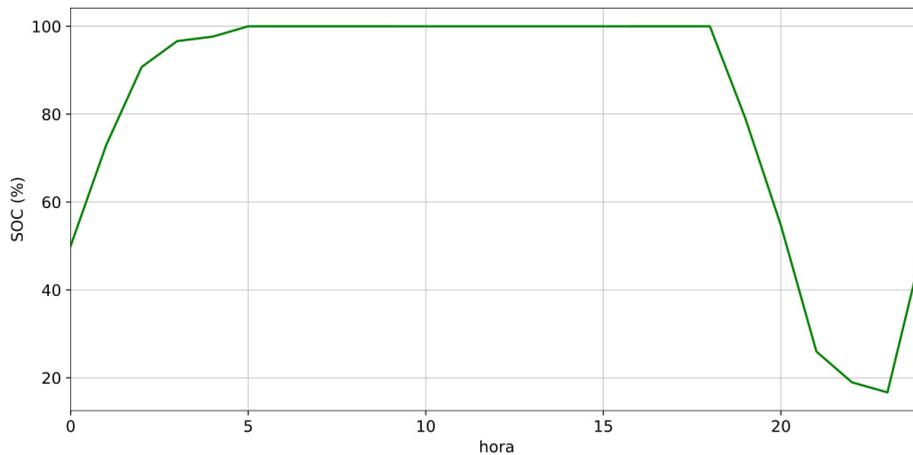


FIGURA 9  
Variación horaria del estado de carga en las baterías.

## DISCUSIÓN

De las Figuras 5 a 7 se concluye que los indicadores  $C_1$ ,  $C_2$  y  $C_3$  compiten dentro del objetivo global  $C_T$ . En las primeras iteraciones, la PSO logra reducir el costo por pérdidas de energía, pero finalmente  $C_1$  se eleva con la finalidad de reducir  $C_3$ . Esta decisión se condice con la relevancia que presenta  $C_3$  en el total  $C_T$ , en

contraste con un impacto significativamente menor de  $C_1$ . En consecuencia, si bien el resultado es ineficiente desde el punto de vista de las pérdidas en la red, conlleva a una mejor decisión en cuanto a costos, frente a las soluciones alternativas que se obtienen en las primeras 10 iteraciones.

Por su parte,  $C_2$  presenta mínimas variaciones durante el cálculo. En la iteración 1, se reduce drásticamente dado que el algoritmo evalúa la inclusión de un único banco de baterías de 4 MW. Esta alternativa es económica para  $C_2$ , producto del menor costo de O&M invertido en equipos de almacenamiento, pero es costosa para  $C_3$ , dado que limita las posibilidades de atenuar la ENS ante fallas. Los detalles son observados en los registros históricos que realiza la PSO como método “maestro”. En las iteraciones siguientes, el algoritmo incorpora un segundo banco (de 1 MW), incrementado  $C_2$ , pero disminuyendo  $C_3$ .

La Figura 6 demuestra que, si la selección de bancos a instalar no se modifica, el valor óptimo para  $C_2$  se mantiene para múltiples alternativas de despacho (su valor no cambia luego de la segunda iteración). Esto se debe a que el problema de las Ecs. (11-16) despreja las pérdidas en el sistema y, por tanto, su solución no cambia con la ubicación de los bancos. La locación de los sistemas de almacenamiento tiene efecto sobre  $C_1$  y  $C_3$ . La ubicación final corresponde a nodos cercanos a la cabecera del distribuidor que, de acuerdo con los registros de fallas aportados por EPESF, es el más afectado por cortes de suministro y, por tanto, el que exhibe mayores inconvenientes por ENS.

En la Figura 8 se aprecia que la solución pretende evitar la importación de energía en la banda horaria “pico”, con la finalidad de reducir  $C_2$ . En consecuencia, los bancos se cargan (potencias negativas) en la franja más económica de “valle” y se descargan (potencias positivas) en la franja más costosa de “pico”. En la banda “resto”, los costos de importación son intermedios, y el algoritmo decide no modificar el estado de carga de las baterías.

De acuerdo con la Figura 9, la carga durante la franja “valle” se realiza hasta un  $SOC = 100\%$ . Al final del día, se verifica que el  $SOC$  obtiene el mismo valor que al comienzo de la jornada, tal como lo establece la restricción de la Ec. (16). Asimismo, se aprecia que el  $SOC$  alcanza su menor registro a la hora 23, manteniendo un pequeño margen por encima del mínimo establecido de 10%. Un aprovechamiento ligeramente superior de la capacidad de almacenamiento podría obtenerse con variaciones del  $SOC$  entre los extremos de 10% y 100%. Si embargo, las baterías se ven limitadas por alcanzar la potencia máxima de descarga a la hora 24.

Es de notar que, por motivos del banco de referencia, la curva del  $SOC$  de la Figura 9 es la misma para ambos bancos seleccionados, mientras que la Figura 8 muestra que la potencia intercambiada con el banco de 4 MW se obtiene de multiplicar la correspondiente al banco de 1 MW (referencia) por el factor de escala 4, de acuerdo con la Ec. (10).

## CONCLUSIONES

El algoritmo implementado aborda un problema de interés para las empresas distribuidoras de energía eléctrica. Se destaca que, pese al costo subvencionado de la energía en el país, la incorporación de baterías en redes de distribución se presenta como una válida estrategia para reducir los costos operativos, contemplando penalizaciones por cortes en el suministro. Los resultados de una simulación aplicada sobre una red local, evidencian que los cargos por ENS son relevantes y justifican el planteo realizado. Los costos asociados a las pérdidas son poco significativos. No obstante, la utilización del modelo electro-técnico del flujo de potencia permite obtener tensiones y corrientes, útiles para constatar que la solución obtenida no origina problemas de sub-/sobretensiones, ni sobrecargas.

Se valora la combinación realizada de métodos numéricos, habiendo demostrado que un procedimiento híbrido es adecuado para resolver un problema complejo, con múltiples restricciones y un número elevado de variables de decisión.

A futuro, se prevé la adaptación de la metodología a un problema multi-objetivo que incluya, además, objetivos técnicos basados en indicadores de calidad del servicio. Otras variantes que se prevén analizar contemplan la inclusión del lucro cesante ante fallas y variaciones estacionales de la demanda en el año.

## AGRADECIMIENTOS

Los autores agradecen a la Facultad Regional Santa Fe de la UTN y al CIESE por el soporte financiero recibido.

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Ahmadi, M., Adewuyi, O. B., Danish, M. S. S., Mandal, P., Yona, A., & Senjyu, T. (2021). Optimum coordination of centralized and distributed renewable power generation incorporating battery storage system into the electric distribution network. *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, 125 (September 2020), 106458. <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2020.106458>
- Ahmed, H. M. A., Awad, A. S. A., Ahmed, M. H., & Salama, M. M. A. (2020). Mitigating voltage-sag and voltage-deviation problems in distribution networks using battery energy storage systems. *Electric Power Systems Research*, 184 (February), 106294. <https://doi.org/10.1016/j.epsr.2020.106294>
- AlRashidi, M. R., El-Hawary, M. E. (2009). A Survey of Particle Swarm Optimization Applications in Electric Power Systems. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 13(4), 913-918. <https://doi.org/10.1109/TEVC.2006.880326>
- Babacan, O., Torre, W., & Kleissl, J. (2017). Siting and sizing of distributed energy storage to mitigate voltage impact by solar PV in distribution systems. *Solar Energy*, 146, 199–208. <https://doi.org/10.1016/j.solener.2017.02.047>
- Baldick, R. (1995). The generalized unit commitment problem. *IEEE Transactions on Power Systems*, 10, 465-475. <https://doi.org/10.1109/59.373972>
- Hajeforosh, S., Nazir, Z., & Bollen, M. (2020). Reliability aspects of battery energy storage in the power grid. *IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conference Europe*, 2020-Octob, 121–125. <https://doi.org/10.1109/ISGT-Europe47291.2020.9248757>
- Kebede, A. A., Kalogiannis, T., Van Mierlo, J., & Bercebar, M. (2022). A comprehensive review of stationary energy storage devices for large scale renewable energy sources grid integration. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 159, 112213. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2022.112213>
- Kim, I. (2017). A case study on the effect of storage systems on a distribution network enhanced by high-capacity photovoltaic systems. *Journal of Energy Storage*, 12, 121–131. <https://doi.org/10.1016/j.est.2017.04.010>
- Loyarte, A., Sangoi, E., Clementi, L., & Vega, J. (2017). Optimal distribution of battery banks in microgrids with high photovoltaic penetration. *XVII Workshop on Information Processing and Control (RPIC)*, Mar del Plata, Argentina, 20-22 Sept. 2017. <https://doi.org/10.23919/RPIC.2017.8214369>
- Lu, Z., Xu, X., & Yan, Z. (2020). Data-driven stochastic programming for energy storage system planning in high PV-penetrated distribution network. *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, 123 (January), 106326. <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2020.106326>
- Luo, X., Wang, J., Dooner, M., & Clarke, J. (2015). Overview of current development in electrical energy storage technologies and the application potential in power system operation. *Applied Energy*, 137, 511–536. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2014.09.081>
- Mohamed, F. (2008). MicroGrid Modelling and Online Management [PhD. Thesis, Helsinki University of Technology, Control Engineering Laboratory], 49-50. ISBN 978-951-22-9234-9.
- Mongird, K., Viswanathan, V., Balducci, P., Alam, J., Fotedar, V., Koritarov, V., & Hadjerioua, B. (2020). An evaluation of energy storage cost and performance characteristics. *Energies*, 13(13), 3307. <https://doi.org/10.3390/en13133307>

- Monticelli, A. (1999). Power Flow Equations. In A. Monticelli, *State Estimation in Electric Power Systems* (pp. 63-102). Springer.
- Moura, A. P., Moura, A. A. (2013). Newton–Raphson power flow with constant matrices: A comparison with decoupled power flow methods. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 46, 108-114. <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2012.10.038>
- Nayak, M. R., Behura, D., & Kasturi, K. (2021). Optimal allocation of energy storage system and its benefit analysis for unbalanced distribution network with wind generation. *Journal of Computational Science*, 51 (February), 101319. <https://doi.org/10.1016/j.jocs.2021.101319>
- Nocedal, J., Wright, S. (2006). Sequential quadratic programming. In J. Nocedal and S. Wright, *Numerical Optimization* (pp. 529-562). Springer.
- Ribeiro, P. F., Johnson, B. K., Crow, M. L., Arsoy, A., & Liu, Y. (2001). Energy Storage systems for Advances Power Applications. *Proceedings of the IEEE*, 89 (12), 1744–1756. <https://doi.org/10.1109/5.975900>
- Siddique, R., Raza, S., Mannan, A., Khalil, L., Alwaz, N., & Riaz, M. (2021). A modified NSGA approach for optimal sizing and allocation of distributed resources and battery energy storage system in distribution network. *Materials Today: Proceedings*, 47, S102–S109. <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2020.05.669>
- Wali, S. B., Hannan, M. A., Ker, P. J., Rahman, M. A., Mansor, M., Muttaqi, K. M., Mahlia, T. M. I., & Begum, R. A. (2022). Grid-connected lithium-ion battery energy storage system: A bibliometric analysis for emerging future directions. *Journal of Cleaner Production*, 334, 130272. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2021.130272>
- Virtanen, P. et al. (2020). SciPy 1.0: Fundamental Algorithms for Scientific Computing in Python. *Nature Methods*, 17, 261-272. <https://doi.org/10.1038/s41592-019-0686-2>
- Wong, L. A., Ramachandaramurthy, V. K., Taylor, P., Ekanayake, J. B., Walker, S. L., & Padmanaban, S. (2019). Review on the optimal placement, sizing and control of an energy storage system in the distribution network. *Journal of Energy Storage*, 21 (December 2018), 489–504. <https://doi.org/10.1016/j.est.2018.12.015>
- Yuan, Z., Wang, W., Wang, H., & Yildizbasi, A. (2020). A new methodology for optimal location and sizing of battery energy storage system in distribution networks for loss reduction. *Journal of Energy Storage*, 29 (January), 101368. <https://doi.org/10.1016/j.est.2020.101368>
- Zimmerman, R. D., Murillo-Sánchez C. E., Thomas, R. J. (2011). MATPOWER: Steady-State Operations, Planning, and Analysis Tools for Power Systems Research and Education. *IEEE Transactions on Power Systems*, 26, 12-19. <https://doi.org/10.1109/TPWRS.2010.2051168>