

Estrategias para la Implementación de Algoritmos PSO en Problemas de Planificación y Gestión Óptima de Micro-Redes

Ariel S. Loyarte^{†1}, Luis A. Clementi^{†*2}, Jorge R. Vega^{†*3}

[†]*Facultad Regional Santa Fe (FRSF), Universidad Tecnológica Nacional (UTN)
Lavaisse 610 (3000) Santa Fe, Argentina*

¹aloyarte@frsf.utn.edu.ar

^{*}*Instituto de Desarrollo Tecnológico para la Industria Química (INTEC) - CONICET
Güemes 3450 (3000) Santa Fe, Argentina*

²lacleменти@santafe-conicet.gov.ar

³jvega@santafe-conicet.gov.ar

Abstract—This work presents a proposal for the computational implementation of particle swarm optimization (PSO) algorithms that aim at solving planning and management problems in electrical microgrids. The characteristics of such algorithms are established in terms of their structure and topology, which are in turn suggested according to the type of the addressed problem. Two different variants are presented. One of them is applied to the optimal generation management in a microgrid (usually named as Optimal Power Flow problem). The second alternative is addressed to planning problems related to network expansions that are usually associated to the impact of non-manageable sources based on renewable energies. Results for some problems of interest in the context of microgrids are presented as examples of successful implementations of the proposals.

Resumen—El presente trabajo desarrolla una serie de propuestas para la implementación de algoritmos basados en optimización por enjambre de partículas (PSO), orientados a la resolución de problemas de planificación y gestión de micro-redes eléctricas. Se establecen las características en cuanto a composición estructural y topología de los algoritmos, sugeridas en función del tipo de problema abordado. Se presentan dos variantes, una de ellas orientada a problemas de gestión óptima, designados habitualmente como flujos óptimos de potencia. La segunda variante se orienta a problemas de planificación, asociados a la expansión de la red, normalmente vinculados al impacto de fuentes no gestionables basadas en energías renovables. A modo de ejemplo, se presentan resultados para problemas de interés en el ámbito de las micro-redes, demostrando el desempeño exitoso de las propuestas.

Index Terms—optimal power flow, distributed generation, renewable energy, particle swarm optimization

I. INTRODUCCIÓN

La gestión de recursos en las redes eléctricas se realiza con la finalidad de optimizar algún indicador de desempeño, bajo restricciones de abastecimiento de la demanda y limitantes operativas y de calidad. Este problema es designado en el ámbito de la ingeniería eléctrica como Flujo Óptimo de Potencia (OPF), y su nivel de complejidad se incrementa cuando el parque generador es diversificado bajo la aplicación

del concepto de generación distribuida (GD) [1]. Además, fuentes basadas en recursos renovables altamente dependientes de las condiciones climatológicas, deben disponer de un tratamiento particular, siendo consideradas como no gestionables [2]. Estas características son habituales en la composición de micro-redes, de modo que en ellas los problemas de OPF revisten fundamental interés [3]. En este grupo se encuentran los problemas de minimización de costos operativos, pérdidas o emisiones contaminantes [4], u objetivos basados en la mejora de los perfiles de tensión [5].

Cuando los objetivos presentan características de no-diferenciabilidad y/o múltiples óptimos locales, las metodologías clásicas basadas en el cálculo de gradientes presentan dificultades en su aplicación. Por el contrario, métodos metaheurísticos como la optimización por enjambre de partículas (PSO) han demostrado ser una herramienta eficaz para la determinación de óptimos globales ([6], [7]).

Por otro lado, cuando el grado de penetración de fuentes renovables y no-gestionables es elevado en la micro-red (MR), es necesario contar con estrategias de planificación para la expansión o adecuación de la misma, con fines en la mitigación de los efectos adversos en la calidad del suministro, producto de la alta variabilidad de la generación. En este contexto, los algoritmos PSO también han demostrado ser adecuados, abordando problemas de dimensionamiento y distribución de fuentes renovables, o de bancos de baterías, entre otros [8]–[10].

Asimismo, es de destacar en la literatura la similitud en los planteos de problemas de optimización que pertenecen a un mismo grupo, como los referidos a OPF; principalmente cuando el método numérico utilizado es del tipo evolutivo. Se registran incluso grandes similitudes en los esquemas de gestión de restricciones. Por ejemplo, en problemas de OPF que consideran el balance de potencias en la red a partir del modelo del flujo de potencias (PF) [11], es común el empleo de un esquema híbrido del tipo maestro-esclavo, en el cual un método evolutivo se utiliza en primera instancia como

‘maestro’ para explorar el espacio de soluciones, mientras que el problema del PF se resuelve a cada iteración del primero (y por cada integrante de la población, en caso de métodos basados en poblaciones), como método ‘esclavo’. Este último es habitualmente implementado a partir de un método de Newton-Raphson, o variante. Así, la resolución del problema del PF garantiza el cumplimiento de las restricciones de igualdad (balance oferta-demanda). Este tipo de problemas y el mismo esquema de resolución ha sido aplicado con éxito mediante un buen número de metodologías heurísticas, entre ellas PSO [12], algoritmos genéticos (GA) [13], algoritmo de manada de krills [14], de búsqueda en retroceso (BSA) [4], de cuerpos colisionantes [15], de búsqueda gravitacional [16], de hierva invasora (IWO) [17], sistemas difusos [18], métodos de adaptación paramétrica de evolución diferencial [19], y otros métodos de optimización bio-inspirada [20].

Luego, identificando puntos comunes, fundamentalmente asociados a la incorporación de restricciones, es posible generar estrategias orientadas a la programación de los algoritmos de resolución, con la idea de lograr un esquema de lo más general posible, de construcción modular, y factible de ser adaptable a una amplia variedad de problemas de interés, por ejemplo modificando la función objetivo o incorporando restricciones adicionales.

En este trabajo se proponen estrategias para la implementación de algoritmos PSO en el ámbito de las MRs. Se presentan dos formas estructurales diferentes: una destinada a problemas de OPF, y otra dirigida a la planificación óptima en cuanto a extensión o modificaciones de la MR (tales como incorporación de nuevos recursos de generación o almacenamiento). Se pretende orientar al desarrollo del software pertinente para abordar problemas de ambas categorías, a los efectos de facilitar su implementación computacional. La correcta elección entre dichas estructuras puede generar beneficios en términos de practicidad, reduciendo los tiempos requeridos para producir el código necesario.

Se brindan detalles de problemas puntuales resueltos con cada variante y un resumen de sus resultados [21]–[23], demostrando el correcto desempeño de las estructuras algorítmicas propuestas.

II. OPTIMIZACIÓN POR ENJAMBRE DE PARTÍCULAS (PSO)

En un método PSO, la posición \mathbf{X}_n^p de la p -ésima en la n -ésima iteración, representa una potencial solución del problema, dado que sus coordenadas corresponden a cada una de las variables de decisión. Tras cada iteración, la posición se actualiza según ([24], [25]):

$$\Delta \mathbf{X}_{n+1}^p = \omega_n \cdot \Delta \mathbf{X}_n^p + c_{1,n} \cdot R_1 \cdot (\mathbf{B}_n^p - \mathbf{X}_n^p) + c_{2,n} \cdot R_2 \cdot (\mathbf{G}_n - \mathbf{X}_n^p) \quad (1)$$

$$\mathbf{X}_{n+1}^p = \mathbf{X}_n^p + \Delta \mathbf{X}_{n+1}^p \quad (2)$$

donde \mathbf{B}_n^p y \mathbf{G}_n son, respectivamente, la mejor posición histórica alcanzada por la partícula (la que obtiene la mejor valoración en la función objetivo) y la mejor posición histórica registrada por el enjambre. El desplazamiento $\Delta \mathbf{X}_{n+1}^p$ es designado como la velocidad de la partícula para alcanzar la

iteración $n + 1$, y los factores ω_n , $c_{1,n}$ y $c_{2,n}$ que ponderan cada uno de sus términos permiten escoger la relevancia de cada efecto: inercial, cognitivo y social, respectivamente. Los factores R_1 y R_2 son seleccionados aleatoriamente en el rango $(0; 1)$, según una distribución uniforme de probabilidades.

El cálculo se realiza según un proceso iterativo que se detiene una vez alcanzado el número máximo de iteraciones previsto, o ante el cumplimiento de una meta establecida para algún indicador de convergencia o de estabilización de la solución. Luego, \mathbf{G}_n es la mejor solución encontrada.

III. FLUJO ÓPTIMO DE POTENCIAS (OPF)

El modelo de una red trifásica y simétrica de N nodos, con carga equilibrada, puede describirse según [26]:

$$\mathbf{Y} \times \mathbf{V} = \mathbf{I}_g - \mathbf{I}_d \quad (3)$$

donde \mathbf{Y} es la matriz de admitancias nodales (de $N \times N$), representativa de los parámetros de la red, el vector \mathbf{V} ($N \times 1$) contiene a las tensiones complejas en los nodos, y los vectores \mathbf{I}_g e \mathbf{I}_d ($N \times 1$) contienen, respectivamente, a las corrientes complejas generadas (inyectadas) y consumidas en cada nodo.

Se designa con $I_n = \{1, 2, \dots, N\}$ al conjunto de índices que identifica a cada nodo, mientras que $I_g \subset I_n$ identifica a aquellos nodos que presentan generación gestionable, e $I_r \subset I_n$ contiene a los nodos con generación no-gestionable (eólica o fotovoltaica, por ejemplo). Luego, el problema del OPF puede definirse, en su formulación clásica (eventualmente puede incluir un número mayor de restricciones) y con el objeto de minimizar un funcional f , a partir de las siguientes expresiones:

$$\begin{aligned} \min_{\theta_i, V_i, P_{g,j}, Q_{g,k}} f(\mathbf{V}_{mod}, \boldsymbol{\Theta}, \mathbf{P}_G, \mathbf{Q}_G) \quad (4) \\ (i \in I_n \ ; \ j \in I_g \ ; \ k \in I_g \cup I_r) \end{aligned}$$

s.a.

$$\begin{aligned} P_{g,i} - P_{d,i} = \sum_{k=1}^N V_i \cdot V_k \cdot [g_{ik} \cos(\theta_i - \theta_k) + b_{ik} \sin(\theta_i - \theta_k)] \ ; \ i \in I_n \quad (5) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} Q_{g,i} - Q_{d,i} = \sum_{k=1}^N V_i \cdot V_k \cdot [g_{ik} \sin(\theta_i - \theta_k) - b_{ik} \cos(\theta_i - \theta_k)] \ ; \ i \in I_n \quad (6) \end{aligned}$$

$$P_{g,\min,i} \leq P_{g,i} \leq P_{g,\max,i} \ ; \ i \in I_g \quad (7)$$

$$Q_{g,\min,i} \leq Q_{g,i} \leq Q_{g,\max,i} \ ; \ i \in I_g \cup I_r \quad (8)$$

$$V_{inf} \leq V_i \leq V_{sup} \ ; \ i \in I_n \quad (9)$$

con g_{ik} y b_{ik} las respectivas partes real e imaginaria del elemento de la fila i y columna k de \mathbf{Y} ; $P_{g,i}$ y $P_{d,i}$ las potencias activas generada y demandada en el i -ésimo nodo (análogo para $Q_{g,i}$ y $Q_{d,i}$, pero para potencias reactivas); V_i

y θ_i el módulo y fase de la tensión en el mismo nodo. Las Ecs. (7, 8) corresponden a los límites de capacidad de la generación, mientras que la Ec. (9) limita los niveles de tensión a un rango considerado aceptable.

Las Ecs. (5, 6) corresponden a la forma escalar del modelo de la Ec. (3), designada habitualmente como problema del flujo de potencias (PF). Luego, para una determinada propuesta de despacho de generación (potencias y tensiones), es posible resolver para dichas ecuaciones y determinar la totalidad de tensiones complejas de la red, es decir, calcular \mathbf{V} . Y siendo que las mismas representan las variables de estado del sistema, posteriores cálculos algebraicos sencillos permiten determinar las restantes variables de interés y revisar el cumplimiento de las restricciones de desigualdad, o evaluar la función f . Para evitar pérdida de generalidad, f se ha definido para argumentos \mathbf{V}_{mod} y Θ , las tensiones en módulo y fase de cada nodo (respectivamente), y \mathbf{P}_G y \mathbf{Q}_G , las respectivas potencias activas y reactivas inyectadas en cada barra de generación ($I_g \cup I_r$).

Por otra parte, si se clasifica cada nodo como barra de compensación (slack), tipo PV, o tipo PQ [26], el número de variables de decisión puede reducirse a $N_v = 2N_g + N_r - 1$, con N_g y N_r la cantidad de elementos de los conjuntos I_g e I_r , respectivamente. En ese caso, la Ec. (4) puede sustituirse por:

$$\min_{V_i, P_{g,j}} f(\mathbf{V}_{mod}, \Theta, \mathbf{P}_G, \mathbf{Q}_G) \quad (10)$$

$$(i \in I_g \ ; \ j \in I_{PV} \setminus I_r)$$

donde I_{PV} identifica a nodos clasificados como del tipo PV. Para la barra slack corresponde adoptar un valor para la fase de la tensión compleja (habitualmente 0°).

IV. ESTRATEGIAS PROPUESTAS PARA LA IMPLEMENTACIÓN COMPUTACIONAL DE LA PSO

La Figura 1 es una representación esquemática de una implementación modular del software PSO para problemas de OPF. En estos casos, siendo que habitualmente el conjunto de restricciones se mantiene, independientemente del objetivo, la lógica que rige el accionar de una partícula es sencilla, destinada únicamente al registro de información relevante de su propio desplazamiento. Actualiza su posición de acuerdo con las expresiones de la PSO, pero sólo cuando le es indicado por el módulo representativo del enjambre. Este último es un contenedor de la población de partículas y de los parámetros del sistema (modelo de la MR), y tiene acceso a una librería de cálculo en la que se incluye la resolución de una serie de problemas básicos asociados a las redes eléctricas, utilizados estratégicamente a modo de gestión de restricciones. El *Enjambre* debe poder identificar y llevar el registro de las mejores posiciones alcanzadas por la población, además de impartir las órdenes de movimiento tras cada iteración. El objetivo de la optimización (función f) funciona como módulo adaptable, susceptible de ser alterado, y es provisto al enjambre por medio de un bloque *Optimizador*.

Por otra parte, en la implementación propuesta, es posible definir el objetivo a partir de expresiones relativamente

complejas, como una sucesión de funciones importadas de la librería de cálculo.

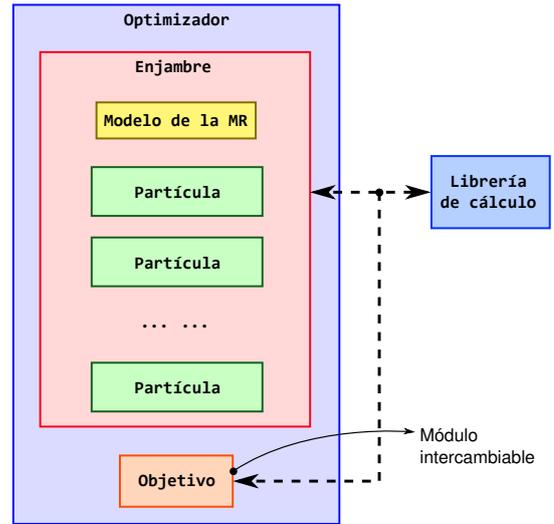


Fig. 1. Estructura de PSO para problemas de OPF.

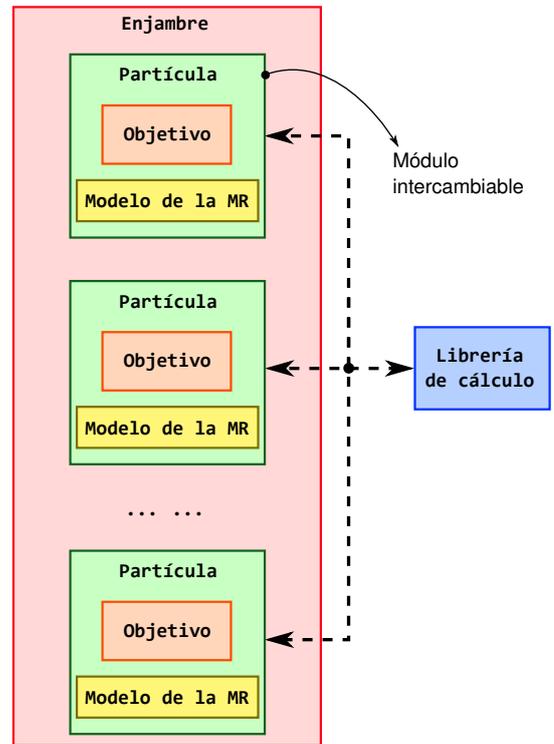


Fig. 2. Estructura de PSO para problemas de planificación.

En el esquema descrito, en la medida que el grupo de restricciones y variables de decisión se mantenga (lo que ocurre para la mayoría de los planteos de OPF), una gran variedad de problemas puede ser abordada definiendo únicamente un conjunto de módulos representativos de diversas funciones objetivo.

En problemas asociados a la planificación, tanto el conjunto de variables manipulables como de restricciones puede verse modificado, de forma que una estructura como la de la Figura 2 resulta más conveniente. En ésta, el peso recae mayormente

Notar que para lograr el mayor grado posible del generalidad al planteo, el bloque del *Objetivo* debe prepararse para recibir la información del modelo de la red, la posición de cada partícula y el resultado de la resolución de los problemas de PF (vectores \mathbf{V}). Con ello, dicho bloque podrá contener funciones complejas, estructuradas para computar finalmente el valor de f . Siendo que la PSO constituye un método evolutivo basado simplemente en la valoración de f , ésta no requiere formularse en forma explícita, sino que su valor puede devenir de una serie de cálculos auxiliares más complejos. Estos cálculos pueden sistematizarse a partir de funciones incluidas en una librería de cálculo externa, lo que reduce drásticamente el trabajo asociado a la codificación del bloque.

Del mismo modo, la resolución del PF y la gestión de restricciones también puede implementarse a partir de cálculos complementarios, a los que se accede por medio de la librería externa. La misma puede incluir funciones adicionales para la revisión de otras restricciones no consideradas en el planteo básico propuesto, por ejemplo, revisión de corrientes máximas admisibles por línea o restricciones de estabilidad.

La Figura 4 muestra la composición del bloque de la *Partícula*. Se incluyen las ecuaciones de la PSO y la penalización por contracción de velocidad.

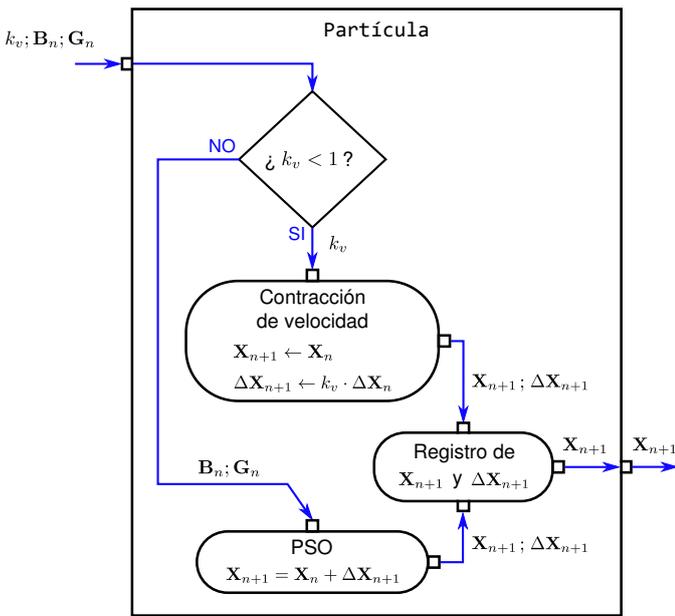


Fig. 4. Operación de la partícula en una PSO para problemas de OPF.

Para la inicialización, deben proponerse coordenadas para cada partícula, establecidas en forma aleatoria en el rango factible [Ecs. (7, 9)], y circular dichas propuestas por el esquema de gestión de restricciones (revisión de restricciones y correcciones). Si las correcciones no fueran exitosas para alguna partícula, la inicialización de sus coordenadas se repite. Este proceso es iniciado como paso previo al lazo iterativo y finaliza cuando la cantidad seleccionada de partículas se ubica dentro del dominio del problema (todas las partículas cumplen las restricciones). Le velocidad inicial de cada partícula también puede establecerse en forma aleatoria o, de manera conservadora, como igual al vector nulo.

Obsérvese que el bloque de inicialización sólo requiere del modelo de la MR para determinar la composición del vector de coordenadas de cada partícula. Pues en todos los casos, para un problema de OPF, dicho vector tendrá la forma indicada en la Ec. (11).

B. Implementación para problemas de planificación

En este caso, siendo que las alternativas en cuanto a problemas de planificación son diversas, no es posible identificar una forma de composición general para el vector posición de una partícula. Como consecuencia, el *Enjambre* no podrá gestionar las restricciones del problema de forma genérica, dado que éstas son específicas del problema abordado. Por este motivo, se sugiere reducirlo a un bloque (Figura 5) encargado de impartir el orden de inicialización y controlar el lazo iterativo (decidiendo sobre la parada del mismo, cuando corresponda). Asimismo, dado que recibe los resultados de cada partícula (la mejor posición histórica alcanzada por cada una de ellas), identifica a la mejor en el enjambre, lo que resulta de una simple comparación.

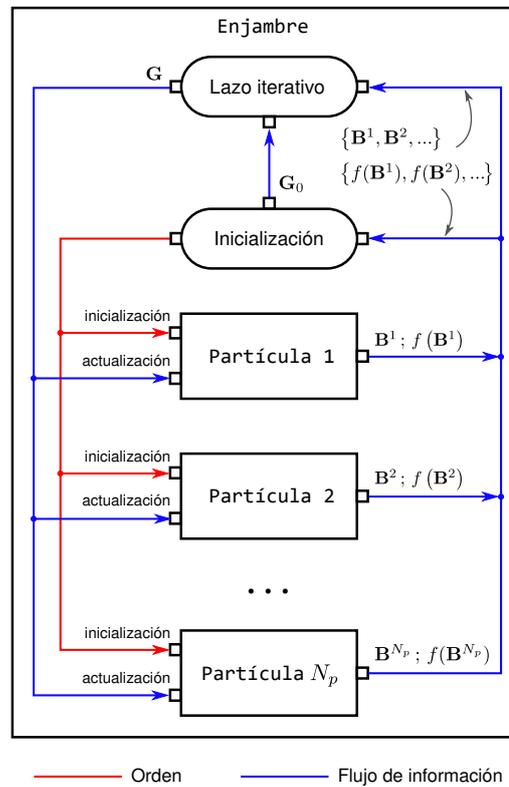


Fig. 5. Composición en bloques del *Enjambre*, en una PSO para problemas de planificación.

De esta manera, la manipulación de los datos de la MR, la función objetivo, y el mecanismo de revisión de restricciones y adecuación de coordenadas, deben incluirse en el bloque de la *Partícula* (Figura 6). Así, si bien el diseño de la *Partícula* mantiene la estructura señalada, los bloques de ‘Comprobación de restricciones’ y ‘Adaptación de coordenadas’ deben conformarse de acuerdo con el problema tratado.

Aunque la codificación del bloque de la *Partícula* pueda aparentar ser laboriosa, el proceso no es complejo, ya que la

composición estructural básica puede simplificarse haciendo uso del concepto de ‘poliformismo’ en la POO. Para ello, basta con construir una partícula ‘base’ cuya composición y características elementales puedan ser heredadas por una partícula ‘derivada’ que represente el problema a resolver. El proceso requerirá sobrecargar (modificar) los métodos asociados a la comprobación y gestión de restricciones; lo que puede implementarse haciendo uso de la librería de cálculo externa.

Siendo que la gestión de restricciones es específica del tipo de partícula (tipo de problema), la función objetivo puede ser incluida en la implementación del mismo bloque. Esto responde a que es habitual que la revisión de restricciones incluya cálculos complementarios cuyos resultados pueden ser utilizados para valorar dicha función, reduciendo cálculos auxiliares. El mecanismo de penalización para partículas fuera del dominio puede implementarse con la misma idea del retroceso y contracción de velocidad, aplicada en problemas de OPF [Ecs. (12, 13)], sólo que dentro de la *Partícula*.

Obsérvese que el modelo de la MR debe actuar como un atributo del bloque de la *Partícula*. Pues esta información es requerida por el algoritmo en diversas partes del proceso. Sin embargo, es destacar que la información incluida como modelo de la red podrá ser reducida o cuantiosa, dependiendo del problema. De modo que en ocasiones puede no requerirse del modelo complejo del PF.

En forma similar a lo indicado para la implementación en problemas de OPF, la inicialización concluye cuando las N_p partículas consideradas se ubican dentro del dominio de solución. Pero en problemas de planificación, la inicialización en realizada por el mismo bloque de la *Partícula*, ya que el tipo y cantidad de variables de decisión son dependientes del problema atacado. En este caso, el *Enjambre* sólo podrá dar la orden para comenzar con el proceso de inicialización. Una vez finalizado, se inicia el lazo principal de la PSO, para lo cual cada partícula requiere de la mejor posición registrada por el *Enjambre*, señalada en la Figura 5 a partir del puerto de ‘actualización’.

V. SIMULACIONES Y RESULTADOS

Los esquemas descritos en la sección anterior fueron implementados en lenguaje Python, haciendo uso de librerías adicionales como NumPy, para el cálculo algebraico, y Py-Power/MATPOWER [27], para el modelado de la MR y los métodos que resuelven el problema del PF.

A continuación se dan detalles de diversos problemas resueltos con éxito, como así también un breve análisis de sus resultados.

A. Problemas de OPF

La variante propuesta para problemas de OPF fue evaluada con éxito por los autores en [21], aplicada sobre una MR con la topología de la IEEE 14-bus, con la inclusión de dos generadores diésel, una celda de combustible, una planta fotovoltaica, un parque eólico y el acoplamiento a una red de mayor porte. Se optimizaron individualmente objetivos de costos globales de generación e importación (C), caudales máxicos de emisiones contaminantes (E) y un indicador de

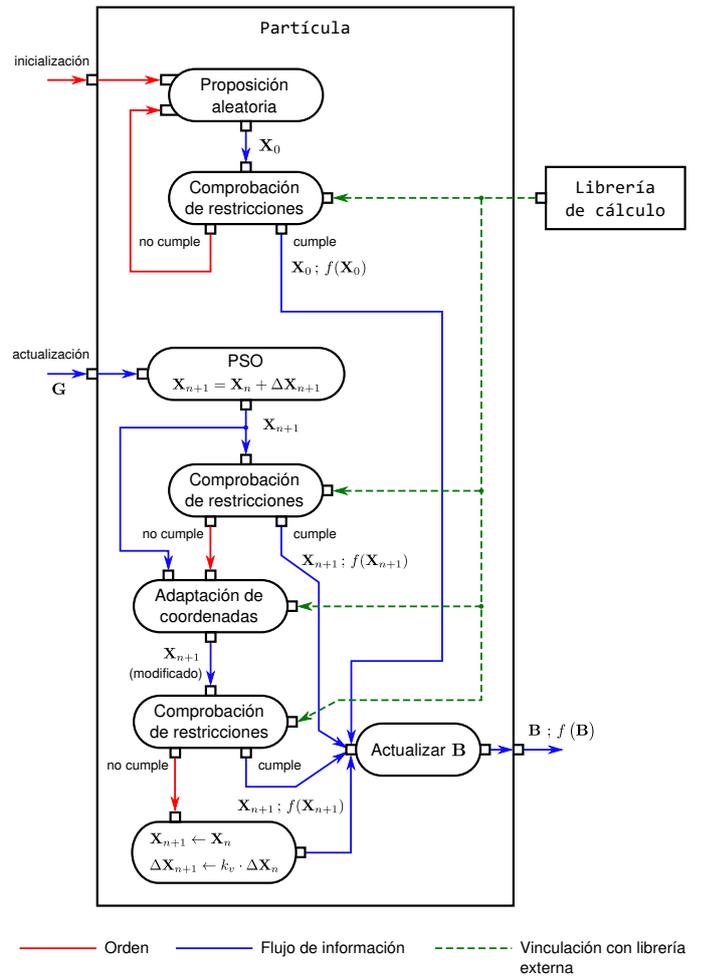


Fig. 6. Operación de la partícula en una PSO para problemas de planificación.

calidad basado en la desviación de los niveles de tensión alrededor del valor nominal (D), en “por unidad” ($p.u.$).

En cualquier caso, el grupo de restricciones se mantiene: balance entre oferta y demanda (potencias activas y reactivas, incluidas pérdidas), tensiones en rangos operativos aceptables y márgenes de capacidad de los generadores. El conjunto de variables de decisión es el mismo en todos los casos, definido en la Ec. (11). Estas particularidades hacen posible que la misma implementación de software sea aplicable a todos los casos evaluados, con sólo modificar el objetivo, como si de un módulo se tratase.

Se propuso, asimismo, optimizar un indicador multi-objetivo (f_{mo}) generado a partir de la suma ponderada de cada objetivo individual, según:

$$f_{mo} = \alpha_1 \frac{C - C_{\min}}{C_{\max} - C_{\min}} + \alpha_2 \frac{E - E_{\min}}{E_{\max} - E_{\min}} + \alpha_3 \frac{D - D_{\min}}{D_{\max} - D_{\min}} \quad (14)$$

donde cada término incluye una normalización, basada en los respectivos valores máximo y mínimo de los indicadores de costos (C_{\max} y C_{\min}), emisiones (E_{\max} y E_{\min}) y desviaciones de tensión (D_{\max} y D_{\min}). El conjunto de los factores

$\{\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3\}$ debe seleccionarse de acuerdo con el peso que desee asignarse a cada objetivo individual.

Es de destacar que esta propuesta requiere de resolver a priori sendos problemas para obtener los valores extremos de cada indicador. Esto implica una cantidad total de siete (7) problemas de optimización diferentes. Todos resueltos bajo el mismo esquema y adecuando únicamente el objetivo. Cada objetivo puede definirse como un conjunto de expresiones relativamente complejas, haciendo uso de la librería externa. Por caso, la determinación de D puede hacerse resolviendo el problema del PF (mediante una función de la librería), extraer de su resultado el módulo de cada tensión compleja, para luego computar finalmente el indicador.

Una alternativa consiste en sustituir el mínimo y máximo valor de cada indicador, por el respectivo menor y mayor valor registrado durante el proceso iterativo. De esta manera, el objetivo f_{mo} ve modificada su expresión en forma “dinámica”, resolviendo el problema para una única ejecución de la PSO.

La Tabla I muestra el resultado de la optimización para cada indicador en tres horarios diferentes, y para los cuales las curvas de demanda diaria señalan escenarios de consumo muy distantes. Mientras que la Tabla II muestra el resultado de cada indicador, pero para la optimización de f_{mo} , tanto con la variante de la normalización “fija” (utilizando los resultados de la Tabla I), como con la normalización “dinámica”, y para $\alpha_1 = 0,50$ y $\alpha_2 = \alpha_3 = 0,25$. Los resultados corresponden a promedios de las soluciones arribadas luego de 10 ejecuciones del método. Las diferencias relativas (porcentuales) destacadas muestran similitud en los resultados para ambos enfoques.

Sin embargo, del análisis de desviación estándar (σ) surge que la normalización dinámica presenta mayor dispersión (Tabla III).

TABLA I
OPTIMIZACIÓN DE COSTOS, EMISIONES Y DESVIACIONES TENSIÓN.

Indicador	3 a.m.	5 p.m.	9 p.m.
$C_{\min} (\$/h)$	76,271	85,424	98,854
$C_{\max} (\$/h)$	85,517	97,814	122,495
$E_{\min} (lb/h)$	2,753	2,807	3,323
$E_{\max} (lb/h)$	4,606	5,629	7,139
$D_{\min} (p.u.)$	0,01804	0,01777	0,01788
$D_{\max} (p.u.)$	0,05150	0,05496	0,06053

B. Problemas de planificación

Cuando la penetración de fuentes renovables basadas en recursos de alta variabilidad (parques eólicos y fotovoltaicos, por ejemplo) es importante, es de esperar un fenómeno de fluctuaciones de tensión que altera las condiciones del suministro eléctrico. Variaciones rápidas del clima (velocidad del viento e irradiancia) producen cambios igualmente rápidos en los flujos de potencia que recorren las líneas de la red. Consecuencia de ello son las alteraciones abruptas de las caídas de potencial y, por lo tanto, de los niveles de tensión.

De acuerdo con este análisis y la necesidad de limitar dichas fluctuaciones, surgen dos escenarios diferentes a considerar:

TABLA II
INDICADORES PARA LA OPTIMIZACIÓN MULTI-OBJETIVO. COMPARATIVA DE LAS FORMAS DE NORMALIZACIÓN.

Hora	Normalización	$C (\$/h)$	$E (lb/h)$	$D (p.u.)$
3 a.m.	Fija	76,455	2,8834	0,02192
	Dinámica	76,978	2,873	0,02719
	Diferencia (%)	0,68	0,35	24,06
5 p.m.	Fija	86,723	3,955	0,02328
	Dinámica	88,983	3,556	0,02737
	Diferencia (%)	2,61	10,08	17,57
9 p.m.	Fija	98,943	5,745	0,02452
	Dinámica	102,663	5,558	0,02440
	Diferencia (%)	3,76	3,25	0,52

TABLA III
DESVIACIONES ESTÁNDAR PARA CADA INDICADOR
(10 EJECUCIONES DE LA PSO).

Hora	Normalización	$\sigma_C (\$/h)$	$\sigma_E (lb/h)$	$\sigma_D (p.u.)$
3 a.m.	Fija	0,191	0,058	0,00272
	Dinámica	0,651	0,055	0,00395
5 p.m.	Fija	1,805	0,576	0,00433
	Dinámica	1,896	0,416	0,00756
9 p.m.	Fija	0,274	0,154	0,00504
	Dinámica	1,909	0,463	0,00248

- **Caso i)** las fuentes no-gestionables se han desarrollado de forma espontánea y deben tomarse medidas para evitar sus efectos adversos.
- **Caso ii)** las fuentes deben ser dimensionadas y distribuidas para optimizar la explotación de recursos naturales, pero manteniendo condiciones de calidad aceptables (expansión planificada del parque generador).

Notar que ambos problemas presentan similitudes en el conjunto de restricciones. Se trata de constatar que ante una variación propuesta de la generación renovable, representativa de un escenario pesimista de variaciones rápidas de las condiciones climatológicas, las fluctuaciones de tensión no superen una tolerancia admisible. Algunos autores proponen estas variaciones de potencia en el orden del 40 % [28], para fluctuaciones límite de entre el 2 % y 3 %, en redes de media y baja tensión [29], habituales en MRs. Condiciones que deben ser evaluadas para un escenario conservador de demanda pico, incorporando restricciones adicionales de balance, bandas admisibles para las tensiones y limitantes técnicas de la generación.

Sin embargo, el abordaje es en ambos casos muy diferente. El Caso i) fue resuelto en [22], para una MR de topología radial con 47 nodos en baja tensión, con consumos residenciales y comerciales. La MR fue modelada para representar un pequeño tramo de la red de distribución de la ciudad de Santa Fe (Argentina), en condiciones de demanda máxima (registros de consumo obtenidos de mediciones propias), con generación fotovoltaica de pequeña escala y distribuida, con una penetración superior al 80 % en horario del mediodía solar. Se buscó determinar el tamaño de un conjunto de bancos de baterías (capacidades) y su localización en la MR, para

minimizar la máxima fluctuación de tensión registrada. La Figura 7 muestra esta fluctuación antes de la incorporación de los almacenadores (4.98%), junto a la evolución de la optimización con PSO y el valor máximo final registrado, según la capacidad máxima disponible en bancos de baterías (1, 3, 5, 10 y 15 kWh, y operación en 48 V).

Un estudio pormenorizado de los resultados demostró que cuando la capacidad total disponible para distribuir es de 10 kWh, la PSO decidió utilizar sólo 6 kWh (6 bancos distribuidos de 1 kWh). Esto sugiere que un número mayor de baterías (y/o de sus capacidades) puede provocar el efecto indeseado y generar fluctuaciones de tensión, motivo de la descarga rápida de grandes cantidades de energía acumulada. Además, permite concluir en la falta de necesidad para incluir en el estudio capacidades mayores. La Figura 8 compara los niveles de fluctuaciones de tensión en la MR, antes y después de la instalación de los 6 bancos de 1 kWh, según lo indica la PSO.

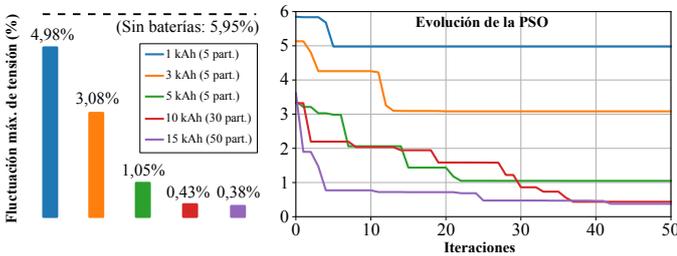


Fig. 7. Fluctuación máxima de tensión según capacidad de almacenamiento disponible y evolución de la PSO.

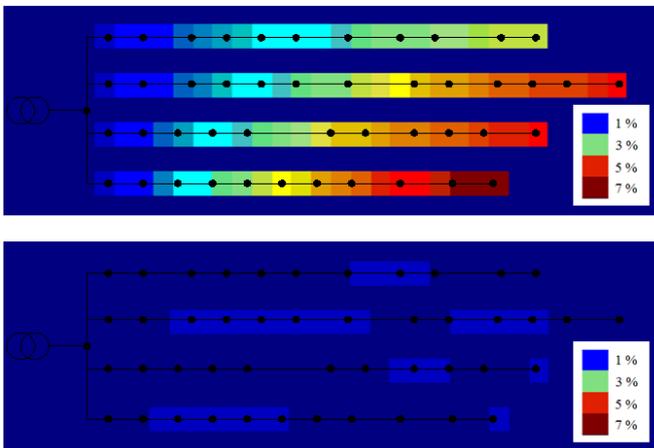


Fig. 8. Perfiles de fluctuaciones de tensión. Sin almacenamiento (arriba), y empleando 6 bancos de 1 kWh y 48 V (abajo).

El Caso ii) fue resuelto en [23], determinándose la máxima potencia no-gestionable factible de ser inyectada y su distribución en un grupo preseleccionado de nueve (9) nodos, en una red de media y alta tensión de la provincia de La Rioja (Argentina). En este caso, el objetivo es maximizar la incorporación de potencia renovable a la red, mientras que las fluctuaciones de tensión son contempladas como restricción a partir de límites considerados tolerables.

La Figura 9 muestra la evolución de la potencia inyectada en cada uno de los nodos previamente seleccionados, numerados

del 0 al 8 ($P_i; i = 0, 1, \dots, 8$). Es de destacar que el algoritmo PSO sugiere incorporar potencia sólo en cinco. La Figura 10 muestra la evolución de la fluctuación máxima de la tensión en la red para la mejor partícula del enjambre. Se demuestra que la limitante del problema corresponde específicamente a la fluctuación admisible de hasta un 2%.

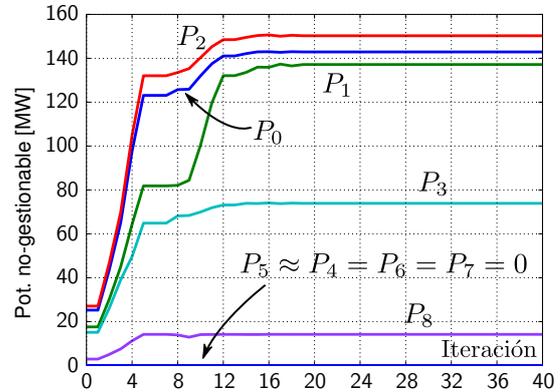


Fig. 9. Potencias no-gestionables incorporadas y evolución en la PSO.

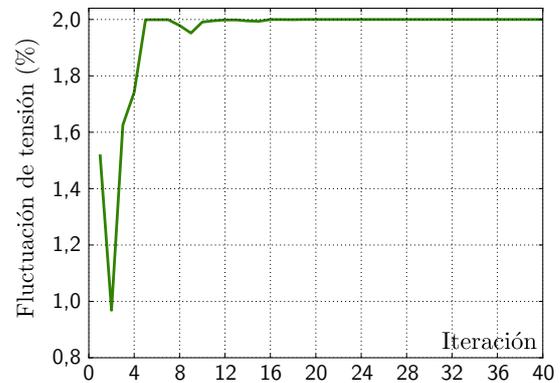


Fig. 10. Máxima fluctuación de tensión registrada por la mejor partícula de la PSO.

Las diferencias entre los problemas de los Casos i) y ii) responden, fundamentalmente, a la función objetivo y al conjunto de variables de decisión (y en consecuencia, al espacio de soluciones). En el Caso i) se minimiza la fluctuación máxima de tensión, para lo cual se decide sobre la capacidad del banco (entre las disponibles) y el nodo de instalación (variables discretas). Mientras que en el Caso ii) se maximiza la potencia total incorporada a la red, decidiendo sobre la magnitud de cada potencia individual (variables continuas). Además, ninguno de éstos presenta la forma de un problema de OPF.

En consecuencia, para los casos descritos, el esquema de la sección IV-B es más adecuado para la implementación computacional del método PSO. La propuesta permite conservar la fracción de código que es común a ambos planteos, y común a un gran número de problemas de planificación. Cada partícula accede a la librería externa para realizar los cálculos pertinentes tanto a la valoración de la función objetivo, como a la revisión de restricciones. Siendo que el sistema de gestión de restricciones puede variar de un problema a otro, la lógica de operación del bloque de la partícula puede

verse modificada. Por estas razones, debe diseñarse un tipo de partícula específico para cada problema. Para los citados ejemplos, se contemplan un escenario de generación renovable máxima y un escenario diferente luego de la variación abrupta de las condiciones del clima, además de restricciones por fluctuaciones de tensión. Por ende, restricciones como las de las Ecs. [5-9] son revisadas por duplicado, una vez por cada escenario de generación renovable.

VI. CONCLUSIONES

Se presenta una serie de propuestas a modo de estrategias para la implementación computacional (software) de algoritmos PSO, orientados a la resolución de problemas de optimización en el ámbito de las MRs.

Los problemas de interés pueden en general ser clasificados en alguna de las categorías de OPF o problemas de planificación. Para cada una de ellas se elabora una estrategia diferente, con la idea de facilitar la adaptación de cada estructura al problema específico a tratar. Los beneficios alcanzados con la elección apropiada de la estrategia responden, principalmente, al esfuerzo dedicado a la codificación y, como consecuencia, el tiempo destinado a las implementaciones.

El resultado es una herramienta de simulación adaptable a un gran número de problemas que, siendo basada en un método evolutivo, es aplicable aún en casos de objetivos no-convexos, con expresiones no-diferenciables, y/o con objetivos que no pueden representarse por medio de una ecuación explícita; lo que brinda gran flexibilidad para cubrir una enorme diversidad de planteos.

Su aplicación es demostrada a partir una serie de problemas propuestos, estudiados en sendas presentaciones en conferencias nacionales e internacionales. Para problemas de OPF, se optimizaron objetivos de costos operativos, emisiones contaminantes y un indicador de calidad que es función del perfil de tensiones en la MR, como así también objetivos compuestos que ponderan cada uno de dichos objetivos individuales. Como problemas de planificación, se resuelve, por un lado, el dimensionamiento de generadores no-gestionables para maximizar la participación de energías renovables, bajo restricciones de calidad que incluyen la limitación de fluctuaciones de tensión, motivo de las variaciones climáticas. Por otro lado, se plantea el dimensionamiento y localización óptima de bancos de baterías para atenuar los mismos problemas de fluctuaciones de tensión, en una MR con alta penetración de generación fotovoltaica de baja potencia. En todos los casos las implementaciones resultaron exitosas, y resolvieron con eficacia el problema en tiempos de cómputo razonables.

A futuro se prevé la integración de los desarrollos aquí expuestos en una librería orientada al modelado y simulación de MRs, para la cual se pretende adicionar otros métodos de optimización, incluyendo algoritmos basados en el cálculo de gradientes, e interacción con programas de cálculo y programas para simulación de redes eléctricas. La integración con MATLAB/Octave se encuentra actualmente en desarrollo.

AGRADECIMIENTOS

Los autores agradecen a la Universidad Tecnológica Nacional (UTN), a la Facultad Regional Santa Fe de la UTN y al

CONICET, por el apoyo financiero recibido.

REFERENCIAS

- [1] S. Gill, I. Kockar, and G. W. Ault, "Dynamic optimal power flow for active distribution networks," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 29, no. 1, pp. 121–131, 2014.
- [2] A. T. D. Perera, V. M. Nik, D. Mauree, and J.-L. Scartezzi, "Electrical hubs: An effective way to integrate non-dispatchable renewable energy sources with minimum impact to the grid," *Applied Energy*, vol. 190, pp. 232–248, 2017.
- [3] H. Abdi, S. D. Beigvand, and M. La Scala, "A review of optimal power flow studies applied to smart grids and microgrids," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 71, pp. 742–766, 2017.
- [4] A. Chaib, H. Bouchekara, R. Mehasni, and M. Abido, "Optimal power flow with emission and non-smooth cost functions using backtracking search optimization algorithm," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 81, pp. 64–77, 2016.
- [5] H. Bouchekara, M. Abido, and M. Boucherma, "Optimal power flow using teaching-learning-based optimization technique," *Electric Power Systems Research*, vol. 114, pp. 49–59, 2014.
- [6] M. Abido, "Optimal power flow using particle swarm optimization," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 24, no. 7, pp. 563–571, 2002.
- [7] M. AlRashidi and M. El-Hawary, "Hybrid particle swarm optimization approach for solving the discrete OPF problem considering the valve loading effects," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 22, no. 4, pp. 2030–2038, 2007.
- [8] P. S. Georgilakis, N. D. Hatziaiyriou *et al.*, "Optimal distributed generation placement in power distribution networks: models, methods, and future research," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 28, no. 3, pp. 3420–3428, 2013.
- [9] T. R. Kumar and G. K. Rao, "Analysis of IA and PSO algorithms for siting and sizing of DG in primary distribution networks," *International Journal of Control Theory and Applications*, vol. 10, no. 6, pp. 341–350, 2017.
- [10] Z. Abdmouleh, A. Gastli, L. Ben-Brahim, M. Haouari, and N. A. Al-Emadi, "Review of optimization techniques applied for the integration of distributed generation from renewable energy sources," *Renewable Energy*, vol. 113, pp. 266–280, 2017.
- [11] A. Monticelli, "Power flow equations," *State Estimation in Electric Power Systems*, pp. 63–102, 1999.
- [12] U. Khaled, A. M. Eltamaly, and A. Beroual, "Optimal power flow using particle swarm optimization of renewable hybrid distributed generation," *Energies*, vol. 10, no. 7, p. 1013, 2017.
- [13] Y. R. Sood, "Evolutionary programming based optimal power flow and its validation for deregulated power system analysis," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 29, no. 1, pp. 65–75, 2007.
- [14] P. Adhvaryyu, P. Chattopadhyay, and A. Bhattacharya, "Dynamic optimal power flow of combined heat and power system with valve-point effect using krill herd algorithm," *Energy*, vol. 127, pp. 756–767, 2017.
- [15] H. Bouchekara, A. Chaib, M. A. Abido, and R. A. El-Schiemy, "Optimal power flow using an improved colliding bodies optimization algorithm," *Applied Soft Computing*, vol. 42, pp. 119–131, 2016.
- [16] S. Duman, U. Güvenç, Y. Sönmez, and N. Yörükeren, "Optimal power flow using gravitational search algorithm," *Energy Conversion and Management*, vol. 59, pp. 86–95, 2012.
- [17] M. Ghasemi, S. Ghavidel, E. Akbari, and A. A. Vahed, "Solving non-linear, non-smooth and non-convex optimal power flow problems using chaotic invasive weed optimization algorithms based on chaos," *Energy*, vol. 73, pp. 340–353, 2014.
- [18] S. Kumar and D. Chaturvedi, "Optimal power flow solution using fuzzy evolutionary and swarm optimization," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 47, pp. 416–423, 2013.
- [19] P. P. Biswas, P. Suganthan, and G. A. Amaratunga, "Optimal power flow solutions incorporating stochastic wind and solar power," *Energy Conversion and Management*, vol. 148, pp. 1194–1207, 2017.
- [20] E. Barocio, J. Regalado, E. Cuevas, F. Uribe, P. Zúñiga, and P. J. R. Torres, "Modified bio-inspired optimisation algorithm with a centroid decision making approach for solving a multi-objective optimal power flow problem," *IET Generation, Transmission & Distribution*, vol. 11, no. 4, pp. 1012–1022, 2017.
- [21] A. Loyarte, L. Clementi, and J. Vega, "A multi-objective optimization strategy for the economic dispatch in a microgrid," in *2016 IEEE PES Transmission & Distribution Conference and Exposition-Latin America (PES T&D-LA)*, 2016.

- [22] A. Loyarte, E. Sangoi, L. Clementi, and J. Vega, "Optimal distribution of battery banks in microgrids with high photovoltaic penetration," in *2017 XVII Workshop on Information Processing and Control (RPIC)*. IEEE, 2017, pp. 1–6.
- [23] A. Loyarte, L. Clementi, and J. Vega, "Asignación de Potencias No-Gestionables Máximas en una Red Eléctrica con Restricciones de Calidad," in *2018 IEEE Biennial Congress of Argentina (ARGENCON)*. IEEE, 2018.
- [24] Y. Shi and R. Eberhart, "A modified particle swarm optimizer," in *1998 IEEE International Conference on Evolutionary Computation Proceedings. IEEE World Congress on Computational Intelligence*, 1998, pp. 69–73.
- [25] R. C. Eberhart and Y. Shi, "Comparing inertia weights and constriction factors in particle swarm optimization," in *Proceedings of the 2000 Congress on Evolutionary Computation*, vol. 1. IEEE, 2000, pp. 84–88.
- [26] J. Grainger and W. Stevenson, *Análisis de Sistemas de Potencia*. McGrawHill, Interamericana de México, 1996.
- [27] R. Zimmerman, C. Murillo-Sánchez, and R. Thomas, "MATPOWER: Steady-State Operations, Planning and Analysis Tools for Power Systems Research and Education," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 26, no. 1, pp. 12–19, 2011.
- [28] F. Liederer, A. Jurado, and P. G. Estévez, "Análisis de Penetración de Energía Eólica en una red aérea de 33 kV según lineamientos del Anexo 40 de Los Procedimientos," in *Congreso Internacional de Distribución Eléctrica (CIDEL)*, 2014.
- [29] CAMMESA. (2014) Anexo 40 de Los Procedimientos de CAMMESA. Web: <http://portalweb.cammesa.com/Pages/Institucional/Empresa/procedimientos.aspx>.