

METAHEURÍSTICA FPSO- χ . MULTIOBJETIVO. UNA APLICACIÓN PARA LA PLANIFICACIÓN DE LA EXPANSIÓN DE MEDIANO/LARGO PLAZO DE UN SISTEMA DE DISTRIBUCIÓN ELÉCTRICA

MULTIOBJECTIVE METAHEURISTIC FPSO- χ . AN APPLICATION TO MID/LONG TERM EXPANSION PLANNING OF AN ELECTRIC DISTRIBUTION SYSTEM

Gustavo Alejandro Schweickardt

Dr. Ingeniería, M.Sc. Economía Energética y Esp. Ingeniería del Software

Investigador del Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET),

Instituto de Economía Energética/Fundación Bariloche, Argentina

gustavoschweickardt@ciudad.com.ar

Recibido para evaluación: 12 de Noviembre de 2009

Aceptación: 1 de Diciembre de 2009

Entrega de versión final: 15 de Diciembre de 2009

Resumen

El presente trabajo propone una novedosa metaheurística orientada a la solución de problemas de Optimización Combinatoria MultiObjetivo, muy frecuentes en diversos campos de los Sistemas Energéticos. Se procura un aporte desde la Inteligencia Artificial al Diseño Óptimo de Sistemas, en los que las técnicas sustentadas en Programación Matemática Clásica no tienen éxito. La metaheurística, referida como FPSO- χ (Fuzzy Particle Swarm Optimization- χ / Optimización Difusa por Enjambre de Partículas con Factor de Constricción χ), integra técnicas de Optimización Difusa, Inteligencia de Grupo y Estrategias Evolutivas, demostrando una excelente aptitud para dar con soluciones globales. Si bien el modelo propuesto es resultado de exhaustivas investigaciones, sus desarrollos son abordados con la finalidad de presentar algunas mejoras plausibles de introducir, dependientes del contexto de aplicación. Para tal fin, se presenta un modelo orientado a la Optimización de un Sistema de Distribución de Energía Eléctrica (SDEE) en el Mediano/Largo Plazo.

Palabras Clave: MetaHeurística; Enjambre de Partículas; Optimización; Conjuntos Difusos; Planificación de Sistemas de Distribución Eléctrica.

Abstract

This work presents a new metaheuristic oriented to solve Combinatorial Optimizations Problems, commonly observed in different fields of Energy Systems. It aims contribute, from the Artificial Intelligence, to Optimal Systems Design, where the techniques based on Classical Mathematical Programming are unsuccessful. The metaheuristic, called FPSO- χ (Fuzzy Particle Swarm Optimization- χ), integrates techniques of Fuzzy Optimization, Swarm Intelligence and Evolution Strategies, demonstrating an excellent ability to find global solutions. While the proposed model is the result of extensive research, their developments are presented and discussed with the aim to incorporate some enhancements depending on the application context. The proposed model is applied to find the best solution for Optimization in the Expansion Planning Distribution System problem to the Mid/Long Term, on a real system.

Keywords: Metaheuristic; Particle Swarm; Optimization; Fuzzy Sets; Electric Distribution Systems Planning.

1. INTRODUCCIÓN

1.1. Concepto General de Optimización

Un problema de optimización puede ser formulado en los términos siguientes: encontrar el valor de ciertas variables de decisión para los que una determinada función objetivo (problema mono-objetivo) o un conjunto de funciones objetivo (problema multi-objetivo) alcanza su valor máximo o mínimo, según se pretenda, sujeto, en general, a una serie de restricciones. La mayoría de los mismos, no son linealizables, situación más sencilla de abordar para la obtención de un óptimo global. Surge así, en términos coloquiales, la idea intuitiva de problema de “muy dificultosa solución”, que responde, formalmente, al concepto de Problema NP-Hard, que se describirá en el epígrafe 1.2.1. La existencia de una gran cantidad y variedad de problemas de este tipo, motivó el desarrollo de procedimientos específicos para encontrar buenas soluciones, aunque las mismas no resultasen óptimas, sino satisfactorias. Estos procedimientos, en los cuales la rapidez de cálculo constituye un parámetro tan importante como la calidad de la solución obtenida, son referidos como heurísticas.

1.2. Los Problemas NP-Hard y la Optimización Combinatoria

1.2.1. Clasificación de la Complejidad Algorítmica y su Relación con las Heurísticas

La definición formal de un problema caracterizado como NP-Hard (o NP-Completo), proviene de la teoría de complejidad algorítmica o computacional (Garey, 1979), la cual estudia los recursos computacionales requeridos para la resolución de un problema. Específicamente, el recurso en el que se enfatiza el análisis es el tiempo para alcanzar la solución. Los problemas son, así, clasificados en tres categorías: P, NP y NP-C (o NP-Hard). Los de categoría P, son aquellos para los que existe un algoritmo eficiente de solución, cuyo tiempo es polinómico (esto indica P). En términos sencillos, se dice que el tiempo requerido es polinómico, si la solución es alcanzada en un tiempo menor a cierto valor calculable, conforme el número de variables implicadas en el problema, utilizando una expresión polinómica. Desde el concepto de Máquina de Turing (MT), propuesto por Alan Turing en 1937 (Turing, 1937), se intentó proporcionar una respuesta formal sobre si las matemáticas exhiben un carácter decidible. Significa plantearse si existe un método aplicable a cualquier sentencia matemática, que

proporcione una respuesta unívoca para afirmar su veracidad o falsedad. Turing observó que existían problemas de decisión que un modelo-máquina (algoritmo) no podía resolver. Cada entrada a la MT, está definida mediante el estado actual y un símbolo leído, par (estado, símbolo). Un cambio de estado, corresponde a la escritura de un nuevo símbolo, según las acciones que deben tomarse en función de cierta entrada. Si para cada par (estado, símbolo) factible, existe a lo sumo una posibilidad de actuación, se dice que la MT es determinista. En caso de que exista más de una posibilidad de actuación, la MT se dirá no determinista. A los problema clase P puede conferírseles la clasificación de deterministas. La clase de problemas para la que existe un algoritmo no determinista, pero resoluble en un tiempo polinomial, se designa como NP, segunda clase de complejidad computacional. La importancia de esta clase, estriba en que contiene múltiples problemas de decisión/optimización, en los que no se conoce si determinada solución es única (óptima) o si existen soluciones mejores (González et. al., 1993). Si bien el tiempo de ejecución puede ser polinomial, la pregunta pertinente es si la solución alcanzada, es la mejor. Para ciertos problemas NP no es posible encontrar tal algoritmo polinomial, y resulta más conveniente una búsqueda exhaustiva sobre el espacio de soluciones. Esto conduce a la tercer clase de complejidad: los problemas NP-Hard o NP-C: constituyen un subconjunto de los problemas de decisión en NP. Se puede decir, formalmente, que los problemas de muy dificultosa solución resultan de clase NP y, muy probablemente, no formen parte de la clase de complejidad P. En (Garey, 1979) se menciona que un algoritmo de fuerza bruta para problemas NP-C, utiliza tiempo exponencial con respecto al tamaño de la entrada. Se desconoce si hay mejores algoritmos, por lo cual en (Leiserson et. al., 2001) se señala que para resolver un problema NP-C de tamaño arbitrario deben ser utilizados diferentes enfoques alternativos. Uno de ellos, son las denominadas heurísticas.

1.2.2. Caracterización de la Optimización Combinatoria

Este tipo de problemas de optimización exhibe las siguientes características (Lawler et. al., 1985):

A) El objetivo es encontrar el máximo/mínimo de una determinada función objetivo sobre un conjunto finito de soluciones, indicado como S; B) Existe, sobre las variables de decisión de las que depende la función objetivo, un conjunto de restricciones, en general, que

permiten identificar un subconjunto de S, Sf, que contiene las denominadas soluciones factibles. Según el contexto, S o Sf son referidos, alternativamente, como Espacio de Búsqueda; C) No se exige ninguna condición o propiedad sobre la función objetivo o sobre la definición del conjunto S; D) Como S es finito, las variables resultarán, en general, discretas, restringiendo su dominio a una serie finita de valores; E) El número de elementos en S (Sf) es muy elevado, haciendo impracticable la evaluación de todas sus soluciones para determinar la óptima. Esto supone una complejidad NP-C, resultando más eficiente una búsqueda exhaustiva del Espacio de Soluciones, que la concepción de un algoritmo de tiempo de ejecución polinomial. Estas características complejizan aún más la búsqueda de una solución, cuando se está frente a una optimización multi-objetivo.

2. METAHEURÍSTICAS

2.1. Método Heurístico

El término heurística, proviene de la palabra griega *heuriskein* que se traduce como encontrar. Más allá de las múltiples interpretaciones, todas similares, y de la vastísima bibliografía al respecto, se propone aquí la idea de método heurístico sugerida en (Díaz et. al., 1996): Un método heurístico constituye un procedimiento para resolver un problema de optimización bien definido, mediante una aproximación intuitiva, en la que la estructura del problema se utiliza de forma inteligente para obtener una buena solución. Desde la definición propuesta, se observa que el método está dirigido a un problema específico, del cual se conocen sus características (bien definido), al efecto de sacar provecho de ellas en la estrategia de búsqueda concebida. La pregunta que cabe hacerse es: cómo poder aprovechar las similitudes que exhiben algunos problemas de carácter combinatorio, cuando cierto método heurístico ha generado muy buenos resultados? Esta es la idea que subyace bajo el concepto de metaheurística.

2.2. Método o Algoritmo Metaheurístico

El término metaheurística deriva del complemento entre la palabra *heuriskein* y el prefijo *meta*, el cual se traduce como más allá de o en un nivel superior de. Fue introducido por primera vez por Fred Glover, al presentar el método denominado Tabu Search (Búsqueda Tabú) (Glover, 1989). Si bien existe una controversia respecto de si una metaheurística es

diferente de una heurística (Black, 2009), se adoptará la siguiente definición, propuesta en (Osman y Kelly, 1996): Una Metaheurística se define como un proceso iterativo que guía una heurística subordinada, combinando diferentes conceptos para explorar y explotar las características que pueda exhibir el espacio de búsqueda. Frecuentemente, al considerar la referencia al término proceso iterativo, introducido en esta definición, se suele hablar de Algoritmo Metaheurístico.

3. METAHEURÍSTICAS DE OPTIMIZACIÓN POR ENJAMBRE DE PARTICULAS

3.1. La Inteligencia de Grupo o Swarm Intelligence (SI)

La Inteligencia de Grupo (o Swarm Intelligence), SI, refiere un tipo de inteligencia artificial, basado en el comportamiento de sistemas colectivos, auto-organizados. El término *swarm*, que se preserva aquí en idioma inglés dada su amplia difusión en la literatura especializada, permite analizar el comportamiento social de grupos de individuos (peces, insectos, pájaros, etc.), identificando el tipo de configuración en sus sistemas de cooperación y auto-adaptación, al efecto de encontrar la manera óptima de alcanzar un objetivo. La comunicación constituye el parámetro clave en este proceso. Pueden ser establecidos cinco principios que caracterizan la Inteligencia de Grupo (Swarm Intelligence Principles): a) Proximidad: Promueve la habilidad que debe exhibir el grupo, para ejecutar cálculos simples de espacio y tiempo en sus movimientos hacia el objetivo pretendido; b) Calidad: Promueve la habilidad del grupo para responder a los factores que induzcan mejoras en la aptitud de sus individuos, en el espacio de soluciones; c) Diversidad de Respuesta: Promueve la posibilidad de que los individuos tengan respuestas diferentes ante los mismos estímulos; d) Estabilidad: Promueve la habilidad de que el grupo permanezca estable, en ausencia de estímulos que induzcan mejoras en las soluciones alcanzadas; y e) Adaptación: Constituye un aspecto complementario de la Estabilidad, puesto que promueve la habilidad de que los individuos reaccionen ante cualquier cambio en la aptitud de las soluciones alcanzadas.

3.2. La Metaheurística PSO

3.2.1. PSO Clásico o Canónico

Bajo la denominación de Estrategias de Evolución (Evolution Strategies - ES) y Programación

Evolucionaria (Evolutionary Programming - EP) han sido desarrollados varios métodos de optimización metaheurísticos que imitan los mecanismos de selección natural, propuestos conceptualmente por Darwin (Miranda et. al, 2008). Los mismos propician el progreso de cierto conjunto de individuos hacia un óptimo de aptitud desconocido. La Optimización por Enjambre de Partículas (Particle Swarm Optimization - PSO), constituye un Algoritmo Metaheurístico presentado en (Kennedy y Eberhart, 1995). Se inspira en el movimiento colectivo de cardúmenes de peces, bandadas de pájaros o enjambres de abejas, el cual los autores refieren como movimiento de partículas.

En el modelo PSO Cánico existe, en cada iteración hacia la solución buscada, un conjunto de alternativas (cuya factibilidad exhibe cierto grado de aptitud), las cuales son denominadas partículas. El conjunto es la población o enjambre. Desde una iteración a la siguiente, cada partícula se mueve en el espacio de soluciones, conforme a cierta regla de movimiento que depende de tres factores, que se explican a continuación. Se indicará mediante [p] el vector de partículas en movimiento, de modo que p_i resultará una partícula individual de las n que pertenecen al enjambre. Adicionalmente, se indicará mediante [b] el vector de las mejores posiciones (cada posición es, a su vez, un vector) que las partículas han alcanzado individualmente en las iteraciones anteriores (aspecto referido en el modelo como vida pasada de la partícula); entonces b_i se corresponderá con el óptimo individual de la partícula i en su vida pasada. Del mismo modo, se indicará mediante [b]G el vector cuyos elementos son las mejores posiciones globalmente alcanzadas por el conjunto de partículas en las iteraciones anteriores; entonces se indicará mediante b_G al óptimo global alcanzado por el sistema de partículas hasta la iteración presente. Dado el vector que indica la posición de las partículas en cierta iteración k , X_k , el cambio de posición en la iteración siguiente, $k+1$, para la partícula i -ésima, resultará de la siguiente regla de movimiento:

$$X[k+1]_i = X[k]_i + V[k+1]_i \times \Delta t \quad (1)$$

donde el término $V[k+1]_i$ es referido como velocidad de la partícula i -ésima; Δt es paso de iteración (análogo al tiempo) e igual a la unidad. De modo que es más frecuente encontrar la expresión:

$$X[k+1]_i = X[k]_i + V[k+1]_i \quad (2)$$

El vector velocidad para la partícula i -ésima, se expresa como sigue:

$$V[k+1]_i = V[k]_i + wC \times (r1[k]) \times [b[k]_i - X[k]_i] + wS \times (r2[k]) \times [b[k]_G - X[k]_i] \quad (3)$$

El primer término de la suma, regla de movimiento, representa la inercia o hábito de la partícula i : tiende a mantener su movimiento, para la iteración $k+1$, en la dirección en la que se movía en la iteración k . El segundo término, representa la memoria o capacidad cognitiva de la partícula i : es atraída por el mejor punto del espacio de búsqueda alcanzado individualmente en su vida pasada; y el tercer término, representa la cooperación entre el conjunto, o capacidad social, de la partícula i respecto del enjambre: las partículas comparten información sobre la mejor posición globalmente alcanzada por el enjambre. La incidencia de estos factores sobre cada partícula, está dada por las constantes o parámetros del modelo, wC, wS . El parámetro wC recibe el nombre de constante cognitiva y el parámetro wS , se denomina constante social del enjambre. Intervienen en estos factores, los parámetros ($r1$) y ($r2$), los cuales son números aleatorios uniformemente distribuidos en $[0,1]$, $U[0,1]$, y cuyo objetivo es emular el comportamiento estocástico (un tanto impredecible), que exhibe la población o enjambre, en cada iteración k . La Figura 1 presenta la regla de movimiento correspondiente al PSO Clásico o Cánico, en dos dimensiones. Se observa que, partiendo de la posición que cada partícula i -ésima tiene, en cierto "instante" o iteración k , $X_i^{[k]}$, por composición vectorial de cada factor de influencia en el operador velocidad (inercia, memoria y cooperación) resulta la nueva posición $X_i^{[k+1]}$.

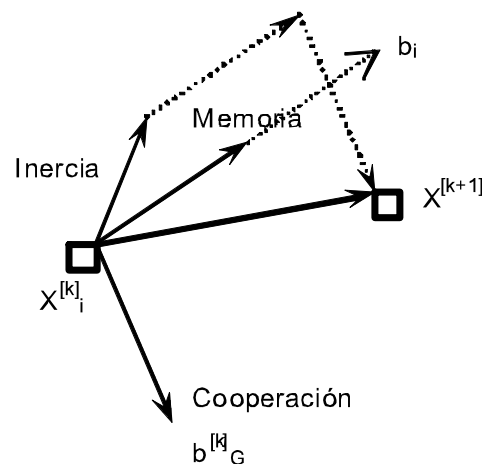


Figura 1. Regla de Movimiento de la Metaheurística PSO

La Figura 2, presenta el esquema iterativo para el PSO. Se observa que es definida una función de aptitud, $f_A(i,k)$, para identificar el mérito de las soluciones. Se define un criterio de parada, que básicamente controla

que no existan mejoras en la aptitud-óptimo global alcanzado, luego de un número predeterminado de iteraciones.

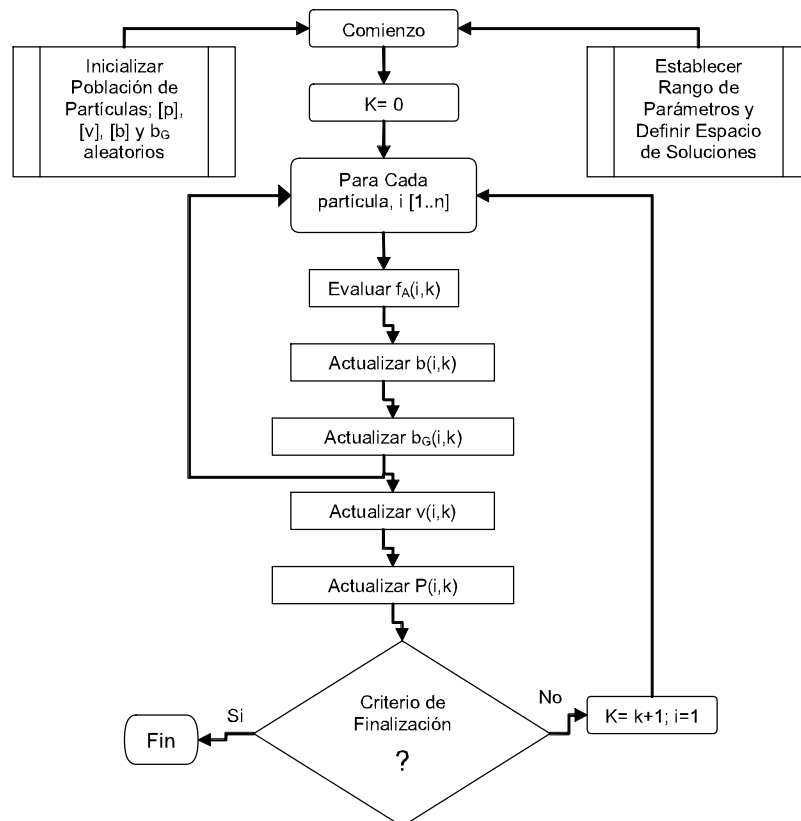


Figura 2. Esquema de Solución General para Metaheurística PSO. i, partícula; k, iteración.

3.2.2. Una Modificación sobre el PSO Clásico: Factor de Constricción: PSO- χ

$$\chi = \frac{2 \times \kappa}{2 - \varphi - \sqrt{\varphi^2 - 4 \times \varphi}} \quad (5)$$

$$\text{con } \varphi_M + \varphi_C = \varphi; \varphi > 4 \text{ y } 0 < \kappa \leq 1 \quad (6)$$

Dos configuraciones típicas para este conjunto de parámetros, resultan ser: a) $\varphi_M = \varphi_C = 2.05$, $\varphi = 4.1$, $\kappa = 1$ y $\chi = 0.729$; b) $\varphi_M = \varphi_C = 2.8$, $\varphi = 4.1$, $\kappa = 1$ y $\chi = 0.729$. La función de este factor χ , es controlar la convergencia del sistema mejorando la capacidad autoadaptativa del enjambre. Por tal motivo el PSO- χ será aplicado sobre el caso de estudio, pero extendiéndolo el dominio multi-objetivo.

4. METAHEURÍSTICA FPSO ÷ MULTI-OBJETIVO

4.1. Antecedentes

El enfoque adoptado en los desarrollos de las metaheurísticas presentadas, en particular, y otras muy difundidas en la bibliografía especializada (Búsqueda Tabú, Recocido Simulado, Algoritmos Genéticos, Colonia de Hormigas, entre otras), en general, fue primigeniamente mono-objetivo. Existen diferentes propuestas en el estado del arte, para extender ciertas metaheurísticas al dominio multi-objetivo, en un intento de resolver los problemas de optimización combinatoria más complejos. Específicamente, para el PSO, se tienen propuestas tales como la presentada en (Coello et. al., 2002), denominada MOPSO (Multi-Objective PSO) o en (Schweickardt y Wiman, 2009). Al efecto de concebir una función que pondere la aptitud de las soluciones en un contexto multi-objetivo de

optimización, deben satisfacerse dos requerimientos: A) Pareto-Dominancia en las soluciones: las soluciones igualmente óptimas deben satisfacer una escala pareto-dominante, lo cual supone que: si dos soluciones componen un frente pareto-óptimo, ninguna de ellas puede ser mejorada en cierto objetivo, sin empeorar al menos en uno de los restantes. Por tal motivo, se las refiere como soluciones no dominadas (ninguna domina a la otra), y resultan igualmente preferibles o aptas. Por el contrario, dos soluciones exhibirán dominancia en este sentido, si una de las dos mejora, respecto de la otra, cierto objetivo, sin empeorar el resto. La dominante resultará, así, preferible o más apta; B) Compatibilidad Métrica respecto del Espacio de Búsqueda: En general, aún para los algoritmos metaheurísticos mono-objetivo, el diseño de una función de aptitud que no introduzca una métrica adecuada para definir el mérito de las soluciones obtenidas, evidenciará ciertas limitaciones que, erróneamente, pueden asociarse con el algoritmo o con la especificación de los parámetros en el modelo formal (por caso, las constantes w_C , w_S , en el PSO Canónico). Este efecto, se pronuncia aún más al extender la metaheurística considerada al contexto multi-objetivo. El espacio de búsqueda, tiene una influencia sustancial. Este aspecto, ha sido muy estudiado para los aportes del presente trabajo. A modo de síntesis, puede decirse que: para las metaheurísticas sustentadas en la Inteligencia de Grupo, una función de aptitud resultará métricamente compatible con el espacio de búsqueda, en la medida que pueda propiciar el cumplimiento de los cinco principios enunciados.

4.2. Concepción de la Metaheurística FPSO

La Metaheurística PSO- χ sólo estará en condiciones de abordar problemas mono-objetivo determinísticos (bajo condiciones de certidumbre). Entonces, utilizando la función de aptitud f_A , sustentada en el Principio de Optimalidad de Bellman Zadeh (Bellman y Zadeh, 1970), para decisiones en entornos difusos, se compone la metaheurística de interés, Fuzzy PSO- χ – F PSO- χ . Se desarrolla en el epígrafe 5.4.

5. PLANIFICACIÓN DE LOS SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN (SDEE)

Las metodologías más difundidas en el estado del arte, emplean una estrategia de planificación de dos etapas (Schweickardt, 2007). La 1ra corresponde al largo plazo, sobre un horizonte temporal de 7-10 años y se

focaliza en la optimización espacial del sistema. La 2da, corresponde al mediano/corto plazo, sobre un horizonte temporal de 3-5 años, y se focaliza en la optimización temporal. En la planificación de largo plazo, para el contexto del presente trabajo, se persiguen dos objetivos: a) Minimización de los Costos de construcción de líneas y subestaciones (Costos Globales del Sistema de Distribución); b) Minimización de la No-Calidad Eléctrica o Energía No Suministrada ante contingencias. Las dos restricciones fundamentales son: a) radialidad y b) Variantes combinables.

5.1. Caracterización Del Modelo Propuesto

5.1.1. Metodología Multietapa – Pseudodinámica

Los modelos de optimización multietapa consideran diferentes etapas temporales por las que evoluciona el SDEE. Para las mismas, se tienen como dato las previsiones en los requerimientos de éste último en el horizonte de planificación. El enfoque de solución que plantea la metodología pseudodinámica, implica proceder mediante sucesivas optimizaciones monoetapa, que conforman la multietapa buscada, estableciendo una dependencia o subordinación entre áquellas (Ramírez-Rosado Y Gönen, 1991). Para abordar la simulación, se parte de un SDEE existente en la etapa de referencia. Luego se plantea una optimización monoetapa para el año horizonte, considerando como datos las demandas y demás requerimientos del sistema para tal situación. A partir del conjunto de topologías de redes que conforman el sistema futuro, se plantean optimizaciones para etapas intermedias de la evolución del SDEE. Para el caso de la simulación presentada, cuya área de abastecimiento son dos municipios, el horizonte es de 7 años. Luego se consideran tres optimizaciones monoetapa: I) refiere al sistema en el año horizonte y se obtienen detalles de la evolución en el intervalo compuesto por los años de corte 6 y 7. Los resultados correspondientes serán almacenados para integrarse como datos vinculados a las variantes de equipamiento, tal que contribuyan a definir el espacio de estados requerido por la estrategia de Planificación de Mediano/Corto Plazo. La II) refiere al sistema agrupando los años de corte 3 y 5 del mismo período, y almacena detalles sobre las topologías de red satisfactorias en el intervalo [3-5], con el mismo objetivo que en la primer optimización monoetapa. La III) refiere al sistema en el año 3 y almacena resultados correspondientes al período [3-0]. Es importante

observar que si bien los hitos se establecen en los años 3, 5, 7 del período analizado [0 a 7 años], la información solidaria que se almacena resulta de optimizaciones monoetapa. En este esquema se sustenta el nombre pseudodinámico conferido al método empleado.

5.2. Modelo Específico

El modelo de planificación óptima considerado para la estrategia de largo plazo propuesta, resultará multiobjetivo, siguiendo una metodología multietapa pseudodinámica. Estará orientado tanto a las líneas como a las subestaciones del sistema. Las subestaciones son puntos de transformación entre el sistema de subtransmisión, en donde se inyecta energía comprada en el mercado mayorista, así como también puntos de generación, en los cuales se inyecta energía mediante unidades propias de Generación Distribuida (GD), al sistema de Media Tensión. Es decir que las subestaciones constituyen Plantas con Transformación y Generación (Distribuida). El planteo del diseño, seguirá los dos objetivos mencionados en la presentación realizada en 5.. Las dos restricciones fundamentales que se impondrán al sistema, son la de radialidad y la de variantes de equipamiento combinables. Otras tres restricciones, no menos importantes, resultan ser: a) la restricción de suministro de la demanda en los nodos homónimos; b) la restricción de límites de capacidad de suministro de potencia en las subestaciones y en el transporte de potencia en las líneas y c) la restricción de máximas caídas de tensión permisibles. Este modelo se corresponde con una formulación matemática de programación entera-mixta no lineal, que incorpora los verdaderos costos no lineales del sistema de redes.

5.3. Formulación del Modelo

5.3.1 Funciones Objetivo

Objetivo 1: Costos Globales del Sistema de Redes de Distribución – CGSR

$$CGSR = \sum_{(i,j) \in N_F} \left[\sum_{a \in N_A} \{ (CF_{ij})_a \times (vb_{ij}^L)_a + (CV_{ij})_a \times [(S_{ij})_a^2 + (S_{ji})_a^2] \} \right] + \sum_{k \in N_S} \sum_{b \in N_B} [(CF_k)_b \times (vb_k)_b + (CV_k)_b \times (S_k)_b^2] + \sum_{(i,j) \in N_{FE}} [(CV_{ij})_E \times [(S_{ij})_E^2 + (S_{ji})_E^2]] + \sum_{k \in N_{SE}} [(CV_k)_E \times (S_k)_E^2] \quad (7)$$

donde:

$N_F = N_{FE} \cup N_{FR}$; N_{FE} es el conjunto de vínculos entre nodos asociados a las líneas del SDEE inicial y N_{FR} es el conjunto de vínculos entre nodos, asociados a las rutas seleccionadas para la construcción de líneas futuras. Se considera variable únicamente la sección del conductor empleado; N_A es el conjunto de tamaños (secciones) de conductores propuestos para ser utilizados en la construcción de las líneas; N_{SE} es el conjunto de nodos asociados a las subestaciones existentes en el SDEE inicial; $N_S = N_{SP} \cup N_{SR}$; N_{SP} es el conjunto de nodos asociados a las localizaciones propuestas para el emplazamiento de subestaciones futuras y N_{SR} es el conjunto de nodos asociados a las localizaciones seleccionadas para la construcción de subestaciones futuras. Se considera variable únicamente el tamaño (potencia) de la subestación; N_B es el conjunto de de tamaños (potencias) de subestaciones propuestos para su construcción; (i,j) es el vínculo/línea entre los nodos i y j ; $(S_k)_b$ es la Potencia Aparente en punta, [kVA], suministrada por el nodo $k \in N_S$ asociado a una subestación de tamaño $b \in N_B$; $(S_{ij})_a$ es la Potencia aparente en punta, [kVA], transportada por el vínculo $(i,j) \in N_F$ asociada a una línea cuyo tamaño de conductor es $a \in N_A$; $(S_k)_E$ es la Potencia aparente en punta, [kVA], suministrada por el nodo k asociado a una subestación existente en el SDEE inicial; $(S_{ij})_E$ Potencia aparente en punta, [kVA], transportada por el vínculo (i,j) , asociado a una línea existente del SDEE inicial; $(CV_{ij})_E$ es el Coeficiente de Costo Variable asociado a la línea existente en el vínculo (i,j) ; $(CV_{ij})_a$ es el Coeficiente de Costo Variable asociado a una línea a construir, con tamaño de conductor $a \in N_A$, en el vínculo $(i,j) \in N_{FR}$; $(CF_{ij})_a$ es el Coeficiente de Costo Fijo asociado a una línea a construir, con un tamaño de conductor $a \in N_A$, en el vínculo $(i,j) \in N_{FR}$; $(CV_k)_E$ es el Coeficiente de Costo Variable asociado a una subestación existente en el nodo k ; $(CV_k)_b$ es el Coeficiente de Costo Variable asociado a una subestación a construir, con un tamaño $b \in N_B$, en el nodo $k \in N_{SP}$; $(CF_k)_b$ es el Coeficiente de Costo Fijo asociado a una subestación que se construye, con un tamaño $b \in N_B$, en el nodo $k \in N_{SP}$; $(vb_k)_b$ es una variable binaria: $(vb_k)_b = 1$, si se construye una subestación con tamaño $b \in N_B$, en el nodo $k \in N_{SP}$; $(vb_k)_b = 0$, en caso contrario; $(vb_{ij}^L)_a$ es otra variable binaria: $(vb_{ij}^L)_a = 1$, si se construye una línea con tamaño $a \in N_A$, asociada al vínculo $(i,j) \in N_{FR}$; $(vb_{ij}^L)_a = 0$, en caso contrario.

Objetivo 2: Energía No Suministrada en el Sistema de Distribución – ENS

$$ENS = \sum_{(i,j) \in N_{FE}} \left[(\lambda_{ij})_E \times (L_{ij})_E \times (r_{ij})_E \times \left[(\bar{P}_{ij})_E + (\bar{P}_{ji})_E \right] \right] + \sum_{(i,j) \in N_{FR}} \sum_{a \in N_A} \left[(\lambda_{ij})_a \times (L_{ij})_a \times (r_{ij})_a \times \left[(\bar{P}_{ij})_a + (\bar{P}_{ji})_a \right] \right] \quad (8)$$

donde:

$(\lambda_{ij})_E$ es la Tasa de Fallas por año y por unidad de longitud de línea, asociada a la línea existente en el vínculo $(i,j) \in N_{FE}$; $(\lambda_{ij})_a$ es la Tasa de Fallas por año y por unidad de longitud de línea, asociada a la línea futura y cuyo tamaño de conductor es $a \in N_A$, en el vínculo $(i,j) \in N_{FR}$; $(L_{ij})_E$ es la Longitud de la línea existente, en el vínculo $(i,j) \in N_{FE}$; $(L_{ij})_a$ es la Longitud de la línea futura, con tamaño de conductor $a \in N_A$, en el vínculo $(i,j) \in N_{FR}$; $(r_{ij})_E$ es el tiempo medio de interrupción (medido en horas) para cada falla que se produce en la línea existente en el vínculo $(i,j) \in N_{FE}$; $(r_{ij})_a$ es el tiempo medio de interrupción (medido en horas) para cada falla que se produce en la línea futura, de tamaño de conductor $a \in N_A$, en el vínculo $(i,j) \in N_{FR}$.

$(\bar{P}_{ij})_E$ y $(\bar{P}_{ji})_E$ son variables que representan la Potencia

Activa Media, [kW], transportada por la línea existente en el vínculo $(i,j) \in N_{FE}$; $(\bar{P}_{ij})_a$ y $(\bar{P}_{ji})_a$ son variables que representan la Potencia Activa Media, [kW], transportada por la línea futura, de tamaño de conductor $a \in N_A$, en el vínculo $(i,j) \in N_{FR}$.

5.3.2. Restricciones Fundamentales del Modelo

Restricción de Radialidad

$$\sum_{(i,j) \in N_{FE}} vb_{ij}^F + \sum_{(i,j) \in N_{FR}} vb_{ij}^F + \sum_{(i,j) \in N_{FP}} \left[\sum_{a \in N_A} (vb_{ij}^S)_a \right] \leq (n_t) - N_{SE} + N_{SR} + \sum_{k \in N_{SP}} \left[\sum_{b \in N_B} (vb^S)_b \right] \quad (9)$$

donde:

Z_{ij} es una variable binaria asociada al vínculo (i,j) . Resultará igual a 0 si el flujo en tal vínculo es nulo y 1 en caso contrario; n_t es el número total de nodos del sistema de distribución, incluyendo los del estadio

inicial más los futuros. El resto de los parámetros tiene el mismo significado que el que se formuló para las funciones objetivos.

Restricción de Variantes de Equipamiento Combinables

Se trata de una restricción que refleja la coherencia en la elección de los equipamientos a medida que el sistema se expande. Se garantiza que las topologías dinámicas de red resultantes de la planificación del largo plazo, permitan generar un espacio de búsqueda coherente para abordar la planificación de corto plazo. Dos variantes son combinables si:

$$V_{j,k} \subseteq V_{i,k+1} \quad (10)$$

donde:

$$V_{j,k} = \left\{ e_{1,k}, e_{2,k}, e_{3,k}, \dots, e_{(te_{j,k})} \right\} \quad (11)$$

$$V_{i,k+1} = \left\{ e_{1,k+1}, e_{2,k+1}, e_{3,k+1}, \dots, e_{(te_{j,k+1})}, e_{(te_{j,k+1})+1}, e_{(te_{j,k+1})+2}, \dots, e_{(te_{i,k+1})} \right\} \quad (12)$$

siendo:

$V_{j,k}$, el conjunto de elementos que componen la variante j en la etapa k ; $V_{i,k+1}$, el conjunto de elementos que componen la variante i en la etapa $k+1$; $e_{te_{i,k}}$, la cantidad de elementos correspondientes a la variante i en la etapa k ; $e_{te_{i,k+1}}$, la cantidad de elementos correspondientes a la variante i en la etapa $k+1$. Tal restricción, confiere a todas las variantes de una etapa k , el carácter de vinculables, con todas las variantes correspondientes a la etapa $k+1$.

5.3.3. Restricciones Auxiliares

Restricción de Suministro de Potencia en los Nodos de Demanda

Para representar el suministro de las demandas de potencia en los nodos homónimos del sistema, se utiliza la llamada primera Ley de Kirchhoff, generando la condición siguiente:

$$D_k - (S_k)_E - \sum_{b \in N_b} (S_k)_b = \sum_{i \in N_{kp}} \left[\sum_{a \in N_A} [(S_{ik})_a - (S_{ki})_a] \right] + \sum_{i \in N_{KE}} (S_{ik})_E - (S_{ki})_E \quad (13)$$

siendo: D_k la Potencia Aparente de punta, demandada en el nodo k ; N_{kp} el conjunto de nodos propuestos para vincularse con el nodo k ; N_{kE} el conjunto de nodos que se encuentran vinculados al nodo k ; El resto de los parámetros tiene el mismo significado que el que se formuló para las funciones objetivos. Las $(S_{ik})_E$, $(S_{ik})_E^s$; $(S_{ik})_a$; $(S_{ki})_a$ tiene el mismo significado que el conferido en (7).

Restricciones en los Límites de Capacidad de Suministro de Potencia en Subestaciones

Subestaciones Existentes:

$$0 \leq (S_k)_E \leq (U_k)_E \quad ; \forall k \in N_{SE} \quad (14)$$

siendo $(U_k)_E$ la Capacidad Máxima de suministro de potencia, en [kVA], para la subestación existente en el SDEE inicial asociada al nodo $k \in N_{SE}$.

Subestaciones Futuras:

$$0 \leq (S_k)_b \leq (U_k)_b \times (vb^s_k)_b \quad ; \forall k \in N_{sp} \text{ y } \forall b \in N_b \quad (15)$$

siendo $(U_k)_b$ la Capacidad Máxima de suministro de potencia, en [kVA], para la subestación de tamaño $b \in N_b$ asociada al nodo $k \in N_s$.

Nodos de Construcción de Subestaciones:

$$0 \leq (S_k)_b \leq (U_k)_b \quad ; \forall k \in N_{sr} \text{ y } \forall b \in N_b \quad (16)$$

Límites de Capacidad de Transporte de Potencia en Líneas

Líneas Existentes:

$$\begin{cases} 0 \leq (S_{ij})_E \leq (U_{ij})_E \\ 0 \leq (S_{ji})_E \leq (U_{ij})_E \end{cases} \quad ; \forall (i, j) \in N_{FE} \quad (17)$$

Para las Líneas Futuras

$$\begin{cases} 0 \leq (S_{ij})_E \leq (U_{ij})_E \times (vb^L_{ij})_a \\ 0 \leq (S_{ji})_E \leq (U_{ij})_E \times (vb^L_{ij})_a \end{cases} \quad ; \forall (i, j) \in N_{FE} \quad (18)$$

Construcción de Líneas seleccionadas

$$\begin{cases} 0 \leq (S_{ij})_a \leq (U_{ij})_a \\ 0 \leq (S_{ji})_a \leq (U_{ij})_a \end{cases} \quad ; \forall (i, j) \in N_{FR} \text{ ; } \forall a \in N_A \quad (19)$$

siendo $(U_{ij})_a$ la Capacidad Máxima de transporte de potencia, en [kVA], para la línea de tamaño de conductor $a \in N_A$ asociada al vínculo $(i, j) \in N_{FR}$.

Restricción de Máximas Caídas de Tensión Permisibles

Mediante el empleo de la herramienta de Flujo de Potencia, son verificadas las tensiones en cada nodo

para cada variante de equipamiento de cierta topología dinámica de red, en diferentes condiciones de operación del sistema. La restricción, es entonces formulada mediante:

$$|V_i - V_{Nom}| \leq V_{Nom} \times \left(\frac{\% \Delta V_{Nom}}{100} \right) \quad ; \forall i \quad (20)$$

donde:

V_i es la Tensión calculada en el nodo i -ésimo del SDEE; V_{Nom} es la Tensión Nominal en Media Tensión del SDEE; $\% \Delta V_{Nom}$ es el Porcentaje Máximo permitido de variación, respecto de la Tensión Nominal, para la Tensión de Suministro en un nodo del SDEE. Los coeficientes de costos variables imputables a cada conductor, son dependientes de las pérdidas óhmicas, y pueden ser obtenidos por medio de la expresión:

$$c_{ij} = 8760 \times \left[\frac{\$}{kWh} \right] \times F_p \times r_{ij} \times \frac{1}{V^2} \quad (21)$$

siendo $F_p = k_c \times F_c + (1 - k_c) \times [F_c]^2$ y F_c el Factor de Carga; k_c valor entre [0.1] (0.55); [$\$/kWh$] valor de las pérdidas unitarias de energía; y r_{ij} la resistencia óhmica del vínculo (i, j) considerado.

5.4. FPSO- χ como Optimización Multi-Objetivo

Se propone abordar una optimización PSO- χ multi-objetivo, introduciendo una función de aptitud difusa, como se dijo, siguiendo el principio de optimalidad de Bellman- Zadeh, aplicable a decisiones estáticas valuadas en Conjuntos Difusos. Desde allí que se confiera a la metaheurística, la denominación FPSO- χ . Los desarrollos siguientes se orientarán, sin pérdida de generalidad, a los dos objetivos que se persiguen en el modelo formal.

5.4.1. Función de Aptitud (Fitness) Difusa

La aptitud de cada una de las soluciones/partículas de la población/enjambre, deberá ser evaluada en términos de los dos objetivos planteados en el problema: CGSR y ENS. Ambos criterios componen un espacio no dominado. Esto implica que existe una frontera pareto-óptima (o no dominada) de soluciones, en donde la modificación, para mejor, de uno de los criterios, implica un empeoramiento en el otro. A partir de estos elementos, la evaluación de la aptitud requiere: a) El cálculo para cada topología de red que integre el

conjunto, del CGSR, mediante la expresión (7), y de la ENS, mediante la expresión (8); b) La integración de los dos valores en una función que pondere la medida de satisfacción de tales objetivos; c) La capacidad de consignar una mayor aptitud a las soluciones no dominadas, respecto de las dominadas, estableciéndose, un cierto orden de dominancia. Para cada solución, previamente a la evaluación de su aptitud, hay que verificar su factibilidad en términos de las restricciones impuestas. Si la solución resulta factible, existirán dos valores de apartamiento, u_{CGSR} y u_{ENS} asociados a sendas funciones objetivo. La referencia para la variable objetivo CGSR, resultará el mínimo valor de costo de la población considerada en la iteración de evaluación. La referencia para la variable objetivo ENS, estará definida por un porcentaje de la demanda pronosticada para la etapa de análisis. Se sigue el método propuesto en (Schweickardt y Miranda, 2007). Se definen las variables de apartamiento, asociadas a la solución i -ésima:

$$u_{CGSR[k]}^i = \frac{CGSR_k^i - \text{Min}_{[i=1...n]} \left\{ \left[\mu_{CGSR[k]}^i \right]^{p_{CGSR}} \right\}}{\text{Min}_{[i=1...n]} \{CGSR^i\}} \quad (22)$$

$$y: u_{ENS[k]}^i = \text{Min} \left\{ 0; \frac{ENS_{[k]}^i - ENS_{Ref[k]}}{ENS_{Ref[k]}} \right\} \quad (23)$$

donde: k es la iteración considerada; $Ref[k]$ es el valor de referencia de la Variable Objetivo en k ; n es el tamaño de la población P (número de partículas). Luego, son definidos dos conjuntos difusos solidarios a tales variables. Sus funciones de pertenencia, para la aplicación considerada, se formulan como:

$$\mu_{CGSR[k]}^i = f^i(u_{CGSR[k]}^i) = e^{-\alpha \times [u_{CGSR[k]}^i]} \quad (24)$$

y:

$$\mu_{ENSK}^i = f^i(u_{ENS[k]}^i) = e^{-\beta \times [u_{ENS[k]}^i]} \quad (25)$$

siendo α y β parámetros $\in (0, 1]$. El valor empleado en este trabajo, es $\alpha = \beta = 0.5$.

Para obtener una escala de aptitudes asociadas a las partículas del enjambre P , en cierta etapa k , se aplica una aptitud basada en la decisión difusa vinculada a los dos apartamientos de las variables objetivo. Se requiere, entonces, de un valor de decisión difusa

estática. Se emplea, para tal fin, el operador intersección entre ambos conjuntos difusos. Además, desde el punto de vista de las preferencias entre los criterios, se aplicará una ponderación exponencial. De modo que se requiere el cálculo previo de los Ponderadores de Yager (Yager, 1977), referidos como $p_{Y_{CGSR}}$ y $p_{Y_{ENS}}$ respectivamente. Siendo $n=2$ criterios, pueden directamente elegirse, tal que su suma sea 2. Si fuese $n > 2$, puede aplicarse el método del autovector de Perron. Estos ponderadores contraen o dilatan el conjunto difuso solidario a cada variable de apartamiento, según su valor resulte < 1 ó > 1 . La contracción, aumenta la importancia relativa del conjunto difuso, mientras que la dilatación la disminuye. Si un p_Y es > 1 el otro, por lo dicho, será < 1 . Se tiene, así:

$$Aptitud_{[k]}^i = \mu_{D[k]}^i = \text{Min} \left\{ \left[\mu_{CGSR[k]}^i \right]^{p_{Y_{CGSR}}}; \left[\mu_{ENS[k]}^i \right]^{p_{Y_{ENS}}} \right\}$$

A continuación de menciona un aspecto introducido, que propicia la compatibilidad métrica referida, y que actúa, como se comprobó en las simulaciones, en concurrencia con el Factor de Contricción χ .

Al calcular las aptitudes, debe evitarse que a las mejores soluciones les sean consignados valores excesivamente elevados en relación a las restantes del enjambre. De lo contrario, se obtendría una convergencia prematura hacia soluciones que no necesariamente se encuentran próximas al óptimo global. Tal situación se explica en términos de la diversidad requerida en los individuos de la población: en muy pocas iteraciones, las soluciones obtenidas exhibirían una gran similitud. Visto este proceso desde los paradigmas de la Programación Evolucionaria y de la Inteligencia de Grupo, se estaría impidiendo que actúen eficientemente los mecanismos de cooperación y selección natural, respectivamente. Se propone lograr uniformidad en las aptitudes consignadas a los distintos individuos de la población evaluada, respetando las diferencias a favor de las mejores soluciones, sin que las mismas resulten excesivas en relación a las restantes. Entonces, es introducida una modificación en la evaluación de la aptitud, denominada criterio del orden de las decisiones difusas.

5.4.2. Función de Aptitud (Fitness) Basada en el Orden de la Aptitud Difusa

La escala de aptitudes basada en la pertenencia difusa, $\mu D[k]^i$, resultará, en general, no lineal, favoreciéndose a aquellas de mayor $\mu D[k]^i$. Supóngase que el enjambre P tiene n partículas; si se las ordena según su escala de aptitud difusa, asignándole, de menor a mayor, su número de orden (ubicación en el ranking de aptitud) $r \in [1..n]$, entonces la función de aptitud resultante, puede ser uniformizada como sigue:

$$o_{[k]} = \sum_{i=1}^n \left[o^{\text{Peor}}_{[k]} - o^i_{[k]} \right] \quad (27)$$

siendo $o^{\text{Peor}}_{[k]}$, el orden que corresponde a la solución de menor $\mu D[k]^i$. Entonces la aptitud basada en el orden de la aptitud difusa, queda definida como:

$$\text{Aptitud}^i_{[k]} = \frac{o^{\text{Peor}}_{[k]} - o^i_{[k]}}{o_{[k]}} \quad (28)$$

6. SIMULACIÓN

6.1. Caracterización del SDEE Considerado

La simulación del presente modelo, se ha realizado sobre un SDEE basado en uno real (localidad de Bariloche, provincia de Río Negro). El análisis se corresponde con el período 2000-2007. El SDEE está ubicado en la punta del Sistema Interconectado Nacional (SIN) y depende de una única línea de abastecimiento en 132 [kV]. Se dispone de generación en reserva fría que cubre sólo el 40% de la demanda pico. Esta condición ha sido considerada para evaluar costos de inversión en GD, fijando límites de ENS que se imponen como referencias a respetar en cada etapa analizada.

6.2. Dimensión del Espacio de Búsqueda

En cada una de las etapas de planificación, dentro de la pseudodinámica descripta, se considera una optimización espacial. El propósito de la simulación, es hacerlo mediante la aplicación de la metaheurística FPSO- \div , para el año horizonte, 7. El SDEE de partida (etapa de referencia o año 0) tiene 3 subestaciones (ET) 33 [kV]/13.2 [kV], las cuales, a su vez, tienen emplazados equipos generadores (GD) que cubren en parte la demanda de pico, en el rol de reserva fría ante contingencias que devengan en la interrupción del vínculo con el sistema de 132 [kV]. Se pretende

aumentar el nivel de reserva, a efectos de lograr mayor confiabilidad y garantía de abastecimiento. La GD modificaría su rol paulatinamente, desde reserva a generación independiente. Los puntos de demanda, o nodos del sistema, lo constituyen los Centros de Transformación MT/BT (CT) (13.2 [kV]/ 0.38 [kV]). Para las etapas consideradas (I - año 7-horizonte, II - años 5-3-intermedia y III - años 3-0-referencia), se tiene cierta demanda proyectada y ciertos valores en las restricciones que caracterizarán cada solución como factible o no. Con estos elementos, la dimensión del espacio de búsqueda se calcula como sigue: a) Por cada subestación existente, se tendrá una potencia inyectada al sistema desde la red de subtransmisión (33 [kV]), proveniente del punto de compra. Simultáneamente, se tendrá una potencia de generación instalada. Ambas son aparentes (Activa, Reactiva). Cada una constituye una dimensión. Entonces si se tienen $nSbE$ subestaciones existentes, se tendrán: $NDInyGDE$

$$= \left[\sum_{j=1}^{nSbE} (SInyE(j) + SGDE(j)) \right]$$

dimensiones; b) Por cada subestación existente, se tiene cierto conjunto de alimentadores también existentes, los cuales pueden ser reemplazados por otros de una sección distinta (en general mayor). Cada uno de estos alimentadores existentes, agrega una dimensión al problema. Si se tienen $nSbE$ subestaciones y de la j , salen $nAE(j)$ alimentadores, se agregan las dimensiones:

$$NDAE = \left[\sum_{j=1}^{nSbE} \left(\sum_{nA=1}^{nAE(j)} nAE \right) \right];$$

c) Por cada subestación existente, se tendrán ciertos alimentadores que son factibles de construir, pero pueden o no ser construidos. Su longitud y posible emplazamiento son conocidos. Indicando este número, para cierta subestación j , mediante $nAN(j)$, un agregado de $NDAN$

$$= \left[\sum_{j=1}^{nSbE} \left(\sum_{nAN=1}^{nAN(j)} nAN \right) \right]$$

dimensiones al espacio de búsqueda; d) Como el sistema de subtransmisión no se modifica, se tienen ciertos emplazamientos donde es factible construir una nueva subestación, con las mismas características que las existentes. Por cada una, habrá dos dimensiones en cuanto a potencia instalada, y cierto número de dimensiones por la construcción de los alimentadores factibles, cuya ruta o emplazamiento, es conocido. Si es factible un número $nSbPr$ de

subestaciones, entonces se adicionarán al espacio de búsqueda un número de dimensiones dado por:

NDAPr + NDInyGDPr), donde:

$$NDAPr = \left[\sum_{j=1}^{nSbPr} \left(\sum_{nAN=1}^{nANPr(j)} nANPr \right) \right];$$

$$NDInyGDPr = \left[\sum_{j=1}^{nSbPr} (SIInyPr(j) + SGDPPr(j)) \right]$$

y nANPr(j) se corresponde con cada alimentador factible de construir desde la subestación $j \in SbPr$; e) por último, por cada alimentador existente, (E), o proyectado de una subestación existente, (N), o proyectado de una subestación proyectada, (Pr), existirán ciertos puntos prefijados como factibles para instalar un aparato de seccionamiento, (ps[E, N, Pr]). Los mismos posibilitarán la transferencia de carga, ante contingencias, hacia otro alimentador de una subestación vecina. El aspecto evaluado aquí, corresponde sólo a las contingencias puesto que el objetivo es minimizar la ENS. Entonces se agregarán: (NDpsE + NDpsN + NDpsPr) dimensiones al espacio de búsqueda, siendo:

$$NDnpsE = \left[\sum_{j=1}^{nSb} \left(\sum_{nAE(j)}^{nAE(j)} \left(\sum_{npsE=1}^{npsAE(nA)} npsE \right) \right) \right];$$

$$NDnpsN = \left[\sum_{j=1}^{nSb} \left(\sum_{nAN(j)}^{nAN(j)} \left(\sum_{npsN=1}^{npsAN(nA)} npsN \right) \right) \right]; \text{ y}$$

$$NDnpsPr = \left[\sum_{j=1}^{nSbPr} \left(\sum_{nAPr(j)}^{nAPr(j)} \left(\sum_{npsPr=1}^{npsAPr(nA)} npsPr \right) \right) \right].$$

La Dimensión del Espacio de Búsqueda en donde se moverán las partículas, queda definida, entonces, por la suma:

$$ND = NDInyGDE + NDAE + NDAN + NDAPr + NDInyGDPr + NDnpsE + NDnpsN + NDnpsPr \quad (29)$$

6.3. Datos y Resultados Obtenidos mediante FPSO- χ

Se presentan los datos y resultados más relevantes, omitiendo detalles de cálculo, pues resultaría imposible incorporarlos todos. Un aspecto simplificador lo constituye la longitud de los alimentadores. Si bien guarda cierta proporción con la realidad, está

aproximada de forma de simplificar su estimación. En el esquema unifilar de la Figura 3, la distancia entre el nodo 1 y el 2, en el Alimentador 1 de la ET I, es de 200 [m], y esa escala se sostiene para todo el sistema. Fueron considerados sólo 4 tipos de conductores aéreos. Llamando ru a la resistencia por km, y xu a la reactancia inductiva por km, se tiene: Tipo 1) 3 x 35 [mm²] (ru=0.95 [ohm/km]; xu = 0.28 [ohm/km]); Tipo 2) 3 x 50 [mm²] (ru=0.66 [ohm/km]; xu = 0.27 [ohm/km]); Tipo 3) 3 x 95 [mm²] (ru=0.35 [ohm/km]; xu = 0.25 [ohm/km]); y Tipo 4) 3 x 120 [mm²] (ru=0.28 [ohm/km]; xu = 0.14 [ohm/km]). Las Potencias de los CT, están normalizadas en [kVA] (315, 250, 200, 150, 100, 50, 30, 20, 15, 10, 5). El Pronóstico de Demanda Máxima adoptado, en [MVA], desde el año base (2000) al horizonte (2007), por año de corte, sigue la sucesión (19,5, 20,7, 21,2, 22,7, 24,1, 26,2, 27,5). Para la expresión (8), ENS, si bien las tasas de falla son función del Tipo de Conductor y de la zona, igual que los tiempos medios de interrupción, se han adoptado valores únicos, medios: una tasa (λ_{ij}) = 1.1 [fallas/añoxkm] y un tiempo medio de interrupción (τ_{ij}) = 3 [hs], tanto para las líneas existentes como para las futuras. El costo fijo de construcción de línea convencional (Postes de hormigón y conductor desnudo) se valuó en 15000 [US\$/km] y para el costo variable (expresión (21)), se fija el parámetro [US\$/kWh] = 0.0072. Para la apartamentación vinculada a la transformación de la ET, se adoptó el costo fijo de 350000 [US\$/MVA instalado]. Sus costos variables, pueden aproximarse mediante la expresión (21) reemplazando FC por el Índice de Carga. Para las Unidades de GD, se adoptó un costo fijo de 550000 [US\$/MVA instalado], y un costo variable de 45 [US\$/MVA circulado]. Se ha considerado que la ENS para el año horizonte, debe estar por debajo del 5% de la demanda pronosticada. Se adoptó: pYCGSR = 0.5 y pYENS= 1,5. La dimensión del espacio de búsqueda, resultó, por limitaciones de tipo geográfico/topológico, ND = 51, con dominios muy estrechos (por ejemplo: secciones de conductores, sólo 4 tipos). Los datos para el año base y resultados de la optimización FPSO- χ , para el año horizonte, se presentan en los Cuadro 1 y 2, y en la Figura 3. El Cuadro 1 muestra la lista de Nodos por Alimentador de cada ET (I, II y III, existentes y IV, proyectada y a emplazar en el año horizonte); la Figura 3, presenta el esquema unifilar base y sus modificaciones topológicas futuras. Los nodos (CT) se indican mediante un punto relleno. Los rectángulos pequeños con una T asociada, son los puntos de seccionamiento obtenidos. Los grandes representan las ETs. Se han remarcado con

letra itálica, aquellos CT que se deben construir en el año horizonte, o bien que son captados por otra ET respecto del año base. Tal captación se indica [Ai, ETB, Aj, ETH], donde Ai,j son alimentadores, B es Base y H

es horizonte. Los alimentadores que deben construirse en tal etapa, se representan con línea discontinua. Con línea continua, los existentes (o a construir en las etapas II o III de la pseudodinámica).

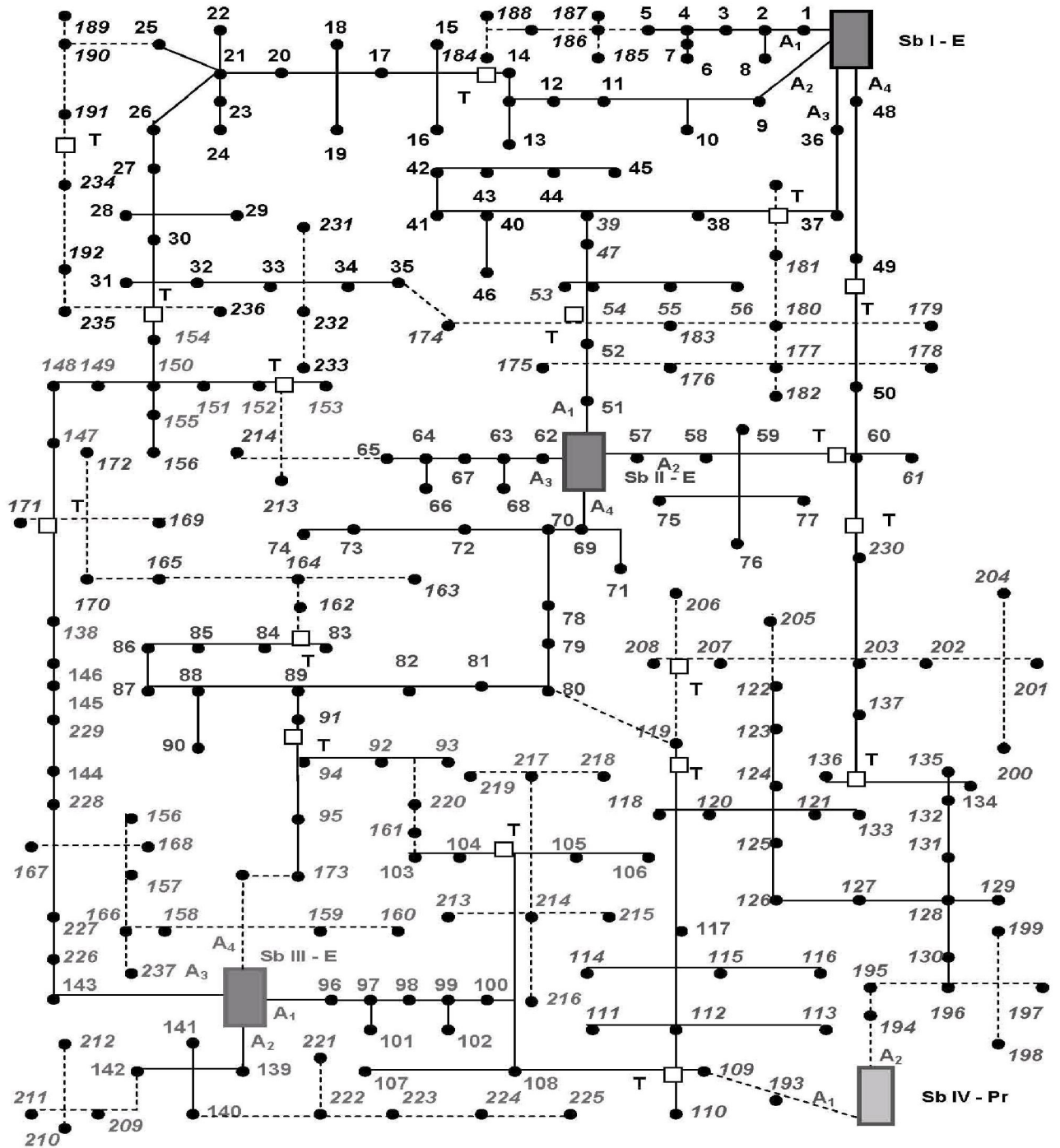


Figura 3: Red Resultante para el año Horizonte (2007), respecto del Base (2000)

En el Cuadro 2 se presentan los cambios de tipos entre el año base y el horizonte, que arrojó la optimización, para los alimentadores principales (Ai) y sus derivaciones (éstos, con la misma sección por ET). En el Cuadro 3, se presenta la configuración arrojada por la optimización, entre potencia inyectada desde el sistema de subtransmisión y la generada (GD).

El algoritmo implementado responde al esquema síncrono de topología global: todas las partículas comparten información entre sí, y se actualiza en cada iteración. El número de partículas considerado fue 150. Se implementó un algoritmo de plataforma software

híbrida, desarrollado por el autor, en lenguaje C++, MATLAB y Visual Basic 6. Para las herramientas de Análisis de Funcionamiento, tales como el flujo de potencia y algunos modelos de confiabilidad, se utilizaron programas en lenguaje C++. El sistema operativo, fue WINDOS XP. El tiempo de procesamiento resultó de 1 hora 30 min, aproximadamente, mucho menor que para un Algoritmo Genético, AG, que resuelve el mismo problema, presentado en (Schweickardt, 2007), el cual requirió de casi 2 horas 40 minutos en el mismo computador (PC de última generación).

Cuadro 1. Nodos ET y Potencia Aparente S [kVA]. Base (2000) y Horizonte (2007)

N	ET I		N	ET II		N	ET III		N	ET IV Pr	
	A	S		A	S		A	S		A	S
1	1	200	51	1	100	96	1	50	109	[1,III;1,VI]	100
2	1	315	52	1	100	97	1	50	110	[1,III;1,VI]	150
3	1	200	53	1	200	98	1	100	111	[1,III;1,VI]	100
4	1	200	54	1	200	99	1	100	112	[1,III;1,VI]	200
5	1	200	55	1	100	100	1	100	113	[1,III;1,VI]	150
6	1	315	56	1	200	101	1	200	114	[1,III;1,VI]	150
7	1	315	57	2	50	102	1	200	115	[1,III;1,VI]	100
8	1	200	58	2	50	103	1	315	116	[1,III;1,VI]	200
9	1	315	59	2	100	104	4	200	117	[1,III;1,VI]	150
10	2	200	60	2	50	105	1	200	118	[1,III;1,VI]	250
11	2	200	61	2	100	106	1	100	119	[1,III;1,VI]	100
12	2	315	62	3	100	107	1	100	120	[1,III;1,VI]	150
13	2	200	63	3	200	138	2	200	121	[1,III;1,VI]	50
14	2	200	64	3	100	139	2	200	122	[1,III;1,VI]	100
15	2	200	65	3	50	140	2	200	123	[1,III;1,VI]	100
16	2	315	66	3	10	141	2	200	124	[1,III;1,VI]	100
17	2	315	67	3	100	142	2	100	125	[1,III;1,VI]	100
18	2	200	68	3	20	143	2	100	126	[1,III;1,VI]	150
19	2	200	69	4	20	144	3	100	127	[1,III;2,VI]	250
20	2	315	70	4	15	145	3	100	128	[1,III;2,VI]	50
21	2	315	71	4	100	146	3	100	129	[1,III;2,VI]	100
22	2	315	72	4	200	147	[2,I;3,III]	150	130	[1,III;2,VI]	100
23	2	200	73	4	100	148	[2,I;3,III]	200	131	[1,III;2,VI]	150
24	2	315	74	4	100	149	[2,I;3,III]	200	132	[1,III;2,VI]	100
25	2	315	75	2	20	150	[2,I;3,III]	100	133	[1,III;1,VI]	150
26	2	200	76	2	100	151	[2,I;3,III]	200	134	[1,III;2,VI]	200
27	2	100	77	2	50	152	[2,I;3,III]	100	135	[1,III;2,VI]	100
28	2	100	78	4	200	153	[2,I;3,III]	20	136	[1,III;2,VI]	150
29	2	100	79	4	315	154	[2,I;3,III]	100	137	[1,III;2,VI]	200
30	2	100	80	4	50	155	[2,I;3,III]	100	230	[2,II;2,VI]	200
31	2	100	81	4	50	155	[2,I;3,III]	200	193	1	50
32	2	100	82	4	20	156	[3,III;4,III]	50	194	2	200
33	2	100	83	4	20	157	4	100	195	2	250
34	2	100	84	4	50	158	4	20	196	2	200
35	2	100	85	4	15	159	4	100	197	2	250
36	3	100	86	4	15	160	4	200	198	2	200
37	3	200	87	4	10	161	4	50	199	2	200
38	3	200	88	4	10	166	4	100	200	2	200
40	3	200	89	4	5	167	4	30	201	2	250
41	3	100	90	4	5	168	4	200	202	2	250
42	3	100	91	4	5	173	4	30	203	2	150
43	3	100	162	3	100	209	2	50	204	2	100
44	3	200	163	3	100	210	2	100	205	2	200
45	3	100	164	4	10	211	2	100	206	1	250
46	3	50	165	4	20	212	2	200	207	2	200
48	4	100	162	3	100	213	1	50	208	2	150
49	4	100	163	3	100	214	1	50	TOTAL		7250
184	1	50	164	4	10	215	1	20			
185	1	30	165	4	20	216	1	50			
186	1	30	169	4	100	217	1	100			
187	1	30	170	4	100	218	1	50			
188	1	50	171	4	200	219	1	10			
189	2	20	172	1	50	220	4	50			
190	2	30	174	1	50	221	2	50			
191	2	20	175	2	200	222	2	100			
192	2	20	176	2	50	223	2	150			
231	2	20	177	2	100	224	2	50			
232	2	20	178	2	200	225	2	100			
233	2	20	179	1	100	226	3	50			
234	2	20	180	1	100	227	3	50			
235	2	15	181	1	200	228	3	50			
236	2	10	182	1	200	229	3	15			
TOTAL		9390	183	1	200	92	[4,II;4,III]	10			
				[3,I;1,II]	150	93	[4,II;4,III]	15			
			50	[4,I;2,II]	200	94	[4,II;4,III]	20			
			39	[3,I;1,II]	100	95	[4,II;4,III]	30			
			TOTAL	5845	108	1	50				
						TOTAL	5835				

Cuadro 2. Año Base (B) y Año Horizonte (H), Alimentadores Derivados (D)

ET I	A1 [B: T4; H: T4]	A2 [B: T3; H: T4]	A3 [B: T3; H: T3]	A4 [B: T2; H: T2]	AD [B: T2; H: T2]
ET II	A1 [B: T1; H: T2]	A2 [B: T1; H: T2]	A3 [B: T1; H: T2]	A4 [B: T1; H: T2]	AD [B: T1; H: T2]
ET III	A1 [B: T2; H: T3]	A2 [B: T1; H: T1]	A3 [B: T2; H: T3]	A4 [B: T1; H: T2]	AD [B: T1; H: T1]
ET IV	A1 [B: T3; H: T4]	A2 [B: T2; H: T3]		AD [B: T1; H: T2]	

Cuadro 3. Configuración Óptima de Potencia Aparente [MVA] entre Inyección (compra) y GD

$$\text{ET I} = 6 \text{ Iny} + 4 \text{ GD};$$

$$\text{ET II} = 3 \text{ Iny} + 3 \text{ GD};$$

$$\text{ET III} = 2 \text{ Iny} + 4 \text{ GD};$$

$$\text{ET IV} = 2 \text{ Iny} + 6 \text{ GD}$$

8. CONCLUSIONES

- 1) Se ha presentado una novedosa MetaHeurística, PSO- χ Multi-Objetivo. Aplicada a la solución de un problema complejo, como lo es la Optimización Espacial en el Año horizonte de un SDEE, vinculada a la dinámica de su evolución temporal. Los resultados han sido de calidad, si se los compara con aproximaciones mediante modelos clásicos (Programación No Lineal Entera-Mixta)
- 2) La inclusión de *cualidades autoadaptativas* en el PSO, mediante el PSO- χ , plantea una *modificación intrínseca en la estrategia del movimiento del enjambre*. Estabiliza la convergencia, propiciando una regulación adecuada del operador velocidad.
- 3) La formulación de una función de aptitud basada en decisiones difusas estáticas, constituye una muy buena alternativa para conferir a la metaheurística PSO- χ la capacidad de optimizar múltiples objetivos. El modelo FPSO- χ , con la introducción de la *función de aptitud basada en el orden de las aptitudes difusas*, garantiza que se preserve la diversidad en las soluciones, exigida por los Paradigmas de la Programación Evolucionaria y de la Inteligencia de Grupo, así como propicia la Compatibilidad Métrica. Esto evita convergencias prematuras hacia soluciones alejadas del óptimo global. Ello genera una mayor flexibilidad en la soluciones, sin pérdida alguna de la robustez inherente al método. La robustez refiere a la capacidad de convergencia que exhibe la metaheurística, no obstante qué valores iniciales se adopten para los parámetros estratégicos. Esto quedó claramente evidenciado en la simulación.

BIBLIOGRAFIA

- Bellman R., Zadeh L., 1970, Decision-Making in a Fuzzy Environment. Management Science, 17, pp. 141-164.
- Black, P., 2009. Dictionary Of Algorithms and Data Structures. National Institute of Standards and Technology. <http://www.nist.gov/index.html>, June 2009.
- Clerc, M., Kennedy, J., 2002. The Particle Swarm – Explosion, Stability, and Convergence in a Multidimensional Complex Space, en: IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Vol. 6, No. 1, pp. 58-73.
- Coello, C., Salazar M., 2002. MOPSO: A Proposal for Multiple Objective Particle Swarm Optimization, en: Proceedings of the 2002 Congress on Evolutionary Computation-CEC02, Vol. 2, pp. 1051-1056. USA: Honolulu, Hawaii.
- Garey, M., 1979. Computers and Intractability. A Guide to the Theory of NP-Completeness. Bell Telephone Laboratories.
- Glover, F., 1989. Tabu Search: Part I, en: ORSA Journal on Computing, 1, pp. 190-206.
- González, J., Sánchez A., Velásquez, J., Galve, J., 1993. Algorítmica. Diseño y Análisis de Algoritmos Funcionales e Imperativos. Addison Wesley Iberoamericana.
- Kennedy J., Eberhart R.C., 1995, Particle Swarm Optimization, IEEE International Conference on Neural Networks. Perth, Australia. IEEE Service Center, Piscataway, NJ.
- Kennedy, J., Eberhart, R., 1995. Particle Swarm Optimization, IEEE International Conference on Neural Networks. IEEE Service Center, Piscataway, NJ. Australia: Perth.

- Lawler, E., Lenstra, J., Rinnooy Kan, A., Shmoys, D., (eds.), 1985. The Traveling Salesman Problem. A Guided Tour to Combinatorial Optimization. Chichester: Ed. John Wiley and Sons.
- Leiserson, C., Rivest, R., Stein, C., Cormen, T., 2001. Introduction to Algorithms. The MIT Press: McGrawHill.
- Miranda V., Keko H, Duque Jaramillo A., 2008, EPSO: Evolutionary Particle Swarms. In Advances in Evolutionary Computing for System Design. Jain L., Palade V., Srinivasan D. Eds.. Springer series in Computational Intelligence, vol. 66, pp. 139-168.
- Osman, I, Kelly, J., (eds.), 1996. Meta-Heuristics: Theory and Applications. Ed. Kluwer Academic. USA: Boston.
- Schweickardt G., Miranda V., 2007, Un Modelo de Planificación y Control Orientado a la Adaptación Económica de Sistemas de Distribución Eléctrica. Revista EPIO. 28, pp. 30-49.
- Schweickardt G., Wiman G , 2009, Metaheurística FEPSO MultiObjetivo. Una Aplicación para el Análisis del Balance de Cargas en Redes de Baja Tensión . Revista Energética Nro 41, pp. 35-52. Facultad de Minas, Universidad Nacional de Colombia, Medellín.
- Schweickardt, G., 2007. Sistemas de Distribución de Energía Eléctrica Económicamente Adaptados. Discusión y Propuestas Metodológicas. Editorial Fundación Bariloche, Argentina.
- Turing, A., 1937. On Computable Numbers with an Application to the Entscheidungsproblem, en: Proceedings of London Mathematical Society, Series 2, Vol. 42, pp. 230-265. England: London Mathematical Society.