

Optimal Planning of Primary Feeders in Underground Distribution Networks using Heuristic Algorithms

Planificación Óptima de Alimentadores Primarios en Redes de Distribución Subterráneas empleando Algoritmos Heurísticos

C.A. Solís¹H.N. Arcos²¹Empresa Eléctrica Ambato Regional Centro Norte S.A., Ambato, Ecuador

E-mail: csolis@easa.com.ec

²Escuela Politécnica Nacional, Facultad de Ingeniería Eléctrica y Electrónica, Quito, Ecuador

E-mail: hugo.arcos@epn.edu.ec

Abstract

This paper presents a methodological proposal for *Greenfield Planning* of underground electrical distribution systems, using Dynamic Programming and optimization techniques based on heuristic algorithms. The goal of the methodology is the search a local optimal solution that allows determining the minimum necessary number of switchgear equipment, together with the associated number of primary circuits in Open Loop (OL) topological configuration and the optimal layout in the geo-referenced urban plane.

To solve the different optimization problems, various heuristic algorithms are used: to determine the optimal number of switchgear equipment and its associated primary circuits Genetic Algorithm (AG) is used, in the layout of the OL primaries Ant Colony Optimization algorithm (ACO) is used, and for the spatial sectorization of the primary circuits the K-medoids algorithm is applied.

The geographic coordinates and the power of the medium voltage to low voltage transformers (TC MV / LV), as well as the geo-referenced graph of the roads in the study area, are required as input parameters.

For the practical implementation of the methodological proposal, a computational tool has been developed in Matlab, which was used to prepare the planning of the underground electrical network of an important urban sector in the city of Ambato with a surface of 2.97 km².

Index terms— Heuristic Algorithms, Underground Networks, Reliability, Optimal Planning

Resumen

En el presente artículo se presenta una propuesta metodológica para la planificación tipo *Greenfield* de sistemas de distribución eléctrica subterránea, empleando técnicas de Programación Dinámica y optimización basadas en algoritmos heurísticos. La metodología tiene como objetivo, la búsqueda de una solución óptima local que permita determinar la cantidad mínima necesaria de equipos de maniobra, conjuntamente con el número asociado de circuitos primarios en configuración topológica Open Loop (OL) y su trazado óptimo en el plano urbano georreferenciado.

Para resolver los diferentes problemas de optimización se emplean varios algoritmos heurísticos: para determinar el número óptimo de equipos de maniobra y sus circuitos primarios asociados se emplea el Algoritmo Genético (AG), en el trazado de los primarios OL el algoritmo de Optimización de Colonia de Hormigas (ACO) y para la sectorización espacial de los circuitos primarios se aplica el algoritmo K-medoids.

Se requiere como parámetros de entrada, las coordenadas geográficas y la potencia de los transformadores de medio voltaje a bajo voltaje (CT MV/BV), así como el grafo georreferenciado de las vías en la zona de estudio.

Para la implementación práctica de la propuesta metodológica se desarrolló una herramienta computacional en Matlab, la cual fue empleada para la elaboración de la planificación de la red eléctrica subterránea de un amplio sector urbano de la ciudad de Ambato con una superficie de 2.97 km².

Palabras clave— Algoritmos Heurísticos, Redes Subterráneas, Confiabilidad, Planificación Óptima.

Recibido: 08-10-2020, Aprobado tras revisión: 11-01-2021

Forma sugerida de citación: Solís, C.; Arcos, H. (2021). "Planificación Óptima de Alimentadores Primarios en Redes de Distribución Subterráneas Empleando Algoritmos Heurísticos". Revista Técnica "energía". No. 17, Issue II, Pp. 1-7

ISSN On-line: 2602-8492 - ISSN Impreso: 1390-5074

© 2021 Operador Nacional de Electricidad, CENACE



1. INTRODUCCIÓN

La tecnología de los elementos y equipos que conforman el sistema de distribución eléctrica subterránea (SEDS) ha tenido un importante desarrollo en los últimos 20 años. Estos avances han impactado en la seguridad del personal operativo y en la confiabilidad del sistema de distribución. La reducción de los costos asociados a un proyecto de SEDS, con el fin de adaptarlos a la realidad económica de las empresas de distribución del país, es un objetivo que implica el desarrollo de nuevos criterios de planificación, en los que se debe considerar el adecuado aprovechamiento de los avances tecnológicos, permitiendo a su vez mejorar la calidad del producto, la reducción de las pérdidas de energía, y la simplificación de las labores de operación y mantenimiento del SEDS.

Las redes eléctricas subterráneas, por su naturaleza, en general presentan una mayor confiabilidad que las redes aéreas; sin embargo, si el diseño no contempla la incorporación de un equipamiento adaptado al ambiente en el cual va a ser utilizado, esta característica puede verse desmejorada y convertirse en un serio inconveniente en la etapa de operación, con graves afectaciones en la continuidad del servicio eléctrico [1]. Es muy importante puntualizar que, la selección de la configuración topológica de los alimentadores primarios durante la etapa de planificación de un proyecto de SEDS, incide directamente, no solamente en los costos de inversión, operación y mantenimiento sino también en los de confiabilidad. En consecuencia, a lo descrito, la topología del sistema primario debe ser elegida, presentando como objetivos: un alto nivel de confiabilidad, una reducción en el grado de complejidad de la operación, costos adecuados a la realidad nacional y lo intuitivo del sistema de protecciones.

Una configuración primaria de redes de distribución subterránea que cumple con los objetivos señalados es la de tipo “Open Loop” (OL - anillo abierto). Como se aprecia en la Fig. 1, esta configuración tiene la ventaja de una doble alimentación primaria que permite restituir una parte importante de la malla en caso de averías, lo que, a diferencia de la red radial, reduce notoriamente el tiempo de interrupción que experimentan los usuarios [2].

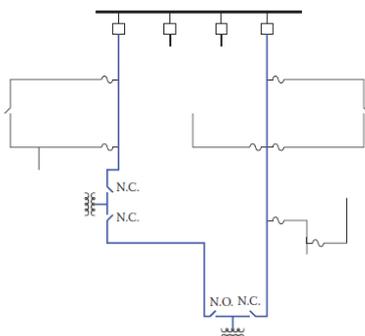


Figura 1: Configuración Open Loop.

El empleo de este esquema de alimentación primaria plantea varias interrogantes, que deben ser absueltas durante la etapa de planificación, a saber: ¿cuántos anillos OL se deben formar?, ¿cuántos equipos de maniobra y protección se requieren?, ¿cuál es el mejor recorrido de los circuitos primarios?, todo esto en el contexto de brindar un servicio de alta confiabilidad y a los menores costos de inversión y operación posibles.

Para dar respuesta a estas inquietudes se configuran varios problemas de optimización que, por su formulación matemática, son del tipo no lineal entero mixto (PNLEM). Estos problemas se pueden abordar mediante técnicas de Programación Dinámica, dividiendo en partes el problema total y resolviendo cada una de ellas mediante la aplicación de algoritmos heurísticos.

Entre las principales características de los SEDS se puede resaltar que normalmente estos se construyen en sectores urbanos altamente consolidados, y que por lo tanto presentan un bajo crecimiento de demanda eléctrica. Se debe considerar adicionalmente para su implementación, se realiza el reemplazo integral de toda la infraestructura de servicio existente. Estos aspectos descritos determinan que el desarrollo de la planificación de SED empleado sea del tipo *Greenfield*, en la cual se requiere como datos de entrada a la carga eléctrica del usuario final y su distribución geográfica en el área de estudio [3].

2. METODOLOGÍA DE PLANIFICACIÓN PROPUESTA

Para el desarrollo de una metodología de planificación de SEDS que permita encontrar la configuración óptima de los circuitos primarios considerando la configuración topológica OL, se aborda la resolución del problema mediante el empleo de la técnica de Programación Dinámica (PD), es decir dividiendo el problema de optimización en subproblemas cuya resolución secuencial produce una solución integral [4]. A continuación, se presentan los subproblemas considerados en la metodología propuesta y los algoritmos heurísticos empleados en la solución respectiva.

2.1. Determinación del número de equipos de maniobra y/o protección (EM&P).

Se plantea un problema de optimización de costos cuya función objetivo es:

$$\min \sum_{j=1}^k C_{inv_j} + \sum_{j=1}^k \frac{C_{p_j}}{(1+i)^t} + \sum_{j=1}^k \frac{C_{ens_j}}{(1+i)^t}$$

Sujeto a la siguiente restricción:

$$P_{OL} \leq P_{max} \quad \forall k \in \{N^+\}$$

Dónde:

$Cinv_j$	costo de inversión en equipos de maniobra y protección (EM&P).
Cp_j	costo por pérdidas de energía por OL
$Cens_j$	costo de energía no suministrada por OL
k	número de EM&P
i	tasa de interés
t	tiempo de vida útil de EM&P
P_{OL}	potencia por OL
P_{max}	potencia máxima por OL

Debido a que se configura un problema de optimización del tipo No lineal Entero Mixto, para su resolución se emplea el Algoritmo Genético (AG). Este algoritmo ha sido desarrollado para resolver problemas lineales y no lineales, explorando las regiones del espacio de búsqueda a través de la mutación, cruzamiento y la selección de operaciones aplicadas a los individuos en una población.

En el proceso del desarrollo del algoritmo, las poblaciones con mejores soluciones evolucionan hasta que se satisface un criterio de terminación [5].

2.2. Sectorización espacial de los circuitos primarios

Dado un grupo de cargas eléctricas $L_{i,j}$ (CT MV/BV) con su ubicación geográfica determinada mediante un sistema de coordenadas cartesianas $p_j = (x_j, y_j)$, se plantea el siguiente problema de minimización [6]:

Función Objetivo:

$$\min \sum_{i=1}^k \sum_{p_j \in C_i} L_{i,j} d''(c_i, p_j)$$

Dónde:

k	número de equipos de maniobra
p_j	ubicación de transformadores
c_i	ubicación de centroides
d''	distancia Manhattan entre p_j y c_i
C_i	clúster
$L_{i,j}$	carga de p_j asociada a centroide c_i

Para la solución de este problema se emplea el algoritmo K-Medoids, el cual es un método de agrupamiento (clustering), que se deriva del algoritmo K-Means que fue propuesto por Kaufman, L., and Rousseeuw, P. J en 1987 y actualizado en 1990 como algoritmo PAM (Partitioning Around Medoids) [7]. Este método basa su agrupamiento en función de encontrar el costo mínimo entre una observación (coordenadas) con cada uno los medoides previamente determinados.

2.3. Determinación de la ruta óptima de los circuitos primarios en configuración OL en cada sector

La formulación de este problema mediante el modelo matemático de programación lineal entera mixta se presenta en [5] y se detalla a continuación:

Función Objetivo:

$$\min \sum_{i=0}^k \sum_{\substack{j=0 \\ i \neq j}}^k c_{ij} x_{ij}$$

Sujeto a las siguientes restricciones:

$$0 \leq x_{ij} \leq 1 \quad \forall i, j$$

$$x_{ij} \text{ es entero } \forall i, j$$

$$\sum_{i=0, i \neq j}^k x_{ij} = 1 \quad j = 0, \dots, k$$

$$\sum_{j=0, j \neq i}^k x_{ij} = 1 \quad i = 1, \dots, k$$

$$u_i - u_j + n x_{ij} \leq k - 1 \quad 1 \leq i \neq j \leq k$$

Dónde:

c_{ij}	distancia entre transformadores i y j
x_{ij}	variable entera binaria
k	número de transformadores por clúster

Para la resolución de este problema se emplea el algoritmo de optimización de colonia de hormigas (Ant Colony Optimization - ACO). Este algoritmo está basado en el comportamiento de las hormigas cuando buscan su alimento y retornan a su colonia luego de que lo han encontrado. Las hormigas exploran por diferentes caminos aleatorios, el momento que alguna encuentra una fuente de alimento, regresa a su colonia dejando un rastro de feromonas que se disipa con el tiempo, este rastro es percibido por otras hormigas las cuales siguen por ese camino. Si es que alguna otra hormiga ha encontrado una ruta más corta regresará en un menor tiempo por esta nueva vía, permitiendo que las feromonas se disipen más lentamente, esto indica a las otras hormigas que este nuevo camino es el más óptimo, haciendo que ellas prefieran recorrer esta nueva ruta. Al haber una mayor cantidad de hormigas por la nueva ruta, se refuerza el rastro de feromonas llegando a un punto en que todas las hormigas preferirán recorrer únicamente este camino.

Este algoritmo fue desarrollado por Marco Dorigo en 1997 como una mejora del algoritmo de Sistema de Hormiga presentado en 1996 por el mismo Dorigo [8].

La aplicación de este algoritmo de optimización se realiza especialmente en problemas de grafos, en ellos

cada hormiga artificial tiene la misión de construir una solución del problema, cada adición a la solución parcial construida, se realiza a través de una regla de decisión estocástica, que incluye información heurística e información del resto de las hormigas. Luego de la construcción o durante el proceso, las hormigas evalúan la solución y depositan feromona en las conexiones utilizadas, que servirá de información para el resto de las hormigas artificiales.

Además, se realiza la evaporación, es decir la eliminación de feromona en cada iteración del problema, de manera de favorecer la exploración en nuevas zonas de búsqueda.

3. DESARROLLO COMPUTACIONAL

Para la implementación de la metodología descrita se desarrolló un programa en lenguaje M de MATLAB, que utiliza como datos de entrada: la información de la ubicación geográfica junto con la potencia de los CT MV/BV, y el grafo con las coordenadas georreferenciadas de las vías y calles que conforman el área de estudio. La fuente de esta información proviene de la base de datos GIS, sistema de información geográfica de redes de distribución, de las empresas eléctricas, y de un análisis previo realizado para determinar la ubicación óptima de los CT MV/BV.

El diagrama de flujo, que describe el proceso metodológico y su implementación computacional, se presenta en la Fig. 2.

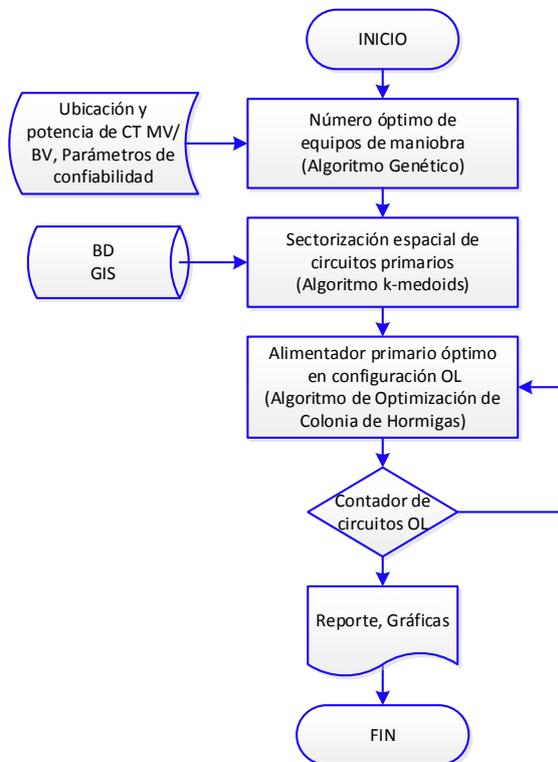


Figura 2: Diagrama de flujo de la metodología de planificación desarrollada

4. EJEMPLO DE APLICACIÓN METODOLÓGICA

Como aplicación práctica de la metodología desarrollada se realizó el análisis en un sector urbano de la ciudad de Ambato con una superficie de 2.97 km², que cuenta con 11.276 clientes y un consumo promedio mensual de 113 kWh/usuario. Esta información, conjuntamente con el grafo de las vías y calles de la zona de estudio, fueron obtenidas de la base de datos (BD) del sistema GIS de la Empresa Eléctrica Ambato S.A. (EEASA).

El tiempo de procesamiento computacional que tomó este ejemplo fue de 81,22s (1min, 21s) empleando una PC con las siguientes características: procesador INTEL Core i7 8th Gen 1.99Ghz 64 bits, 8 Gbytes de RAM.

4.1. Datos de entrada

En las Tablas 1 y 2 se muestran los parámetros financieros de entrada para la función objetivo; y, los parámetros de confiabilidad se muestran en la Tabla 3 [10]. La tasa de crecimiento de la carga se determinó de un estudio previo de pronóstico de la demanda.

Tabla 1. Parámetros financieros de entrada

Costo de Inversión de EM&P (US\$/equipo)	Costo de Operación y Mantenimiento (US\$/insp.)	Costo de Energía no suministrada (cUS\$/kWh) [9]	Costo de Energía (cUS\$/kWh)
100.000,00	150,00	153,30	8,00

Tabla 2. Otros parámetros de entrada

Tasa de descuento (%)	Tiempo de vida útil (años)	Tasa de crecimiento de la carga (%)	Potencia máxima por OL (MW)
3,00	25,00	1,50	1,50

Tabla 3. Parámetros de entrada de confiabilidad [10]

Tasa de falla transformador (veces/año)	Tasa de falla red primaria (veces/año/km)	Tiempo de reparación transf. MTTR (horas)	Tiempo de reparación primario MTTR (horas)
0,01	0.0435	6,5	2

La ubicación georreferenciada y la potencia de los CT MV/BV proyectados en el área de estudio, se obtuvieron mediante la aplicación de una herramienta informática desarrollada para el efecto [11], que a su vez requiere como entrada las coordenadas geográficas y el consumo mensual de los medidores de energía de cada abonado, información recabada de la base de datos GIS de la EEASA. En la Tabla 4 se presentan los datos de los centros de transformación en el área bajo análisis.

Tabla 4. Ubicación geográfica y potencia de los CT MV/BV

No.	Consumo (kWh/mes)	No. Usua.	Pot. (kVA)	Coord. X	Coord. Y
1	36407	286	169	762585	9861145
2	16517	147	89	763739	9860261
3	18956	165	99	763300	9861798
4	26426	202	120	763446	9860321
5	35363	202	120	763526	9859419
6	24737	222	132	763035	9860217
7	26033	177	106	763050	9860921
8	26500	198	118	762863	9860973
9	18427	151	91	763348	9861947
10	23071	167	100	763064	9859382
11	22093	132	80	763633	9859579
12	18067	118	72	763424	9861339
13	23506	163	98	763562	9860968
14	25248	123	75	763770	9859666
15	21791	183	110	763609	9860181
16	21059	107	66	763764	9859197
17	14645	119	73	762749	9858920
18	20504	172	103	763620	9859787
19	27194	216	129	763353	9860615
20	35003	234	139	762855	9861391
21	15115	141	85	763155	9859136
22	24912	184	110	762936	9860359
23	30870	201	120	762577	9860954
24	21490	180	108	763402	9860159
25	17469	144	87	763409	9860001
26	17128	96	60	763685	9859964
27	16724	148	90	763400	9862058
28	14168	115	71	763046	9860666
29	16529	120	73	763217	9859894
30	21258	116	71	763143	9861218
31	12318	95	59	762761	9859225
32	22683	193	115	763526	9860657
33	23333	181	108	763662	9860433
34	26448	223	133	763302	9860335
35	19743	130	79	763067	9861651
36	29910	154	93	762764	9860885
37	32214	188	112	763853	9860374
38	21671	187	112	763516	9861977
39	30697	213	127	763299	9860882
40	39324	213	127	762782	9860434
41	35900	203	121	762675	9860678
42	7706	71	45	763786	9859925
43	24665	179	107	763215	9859533
44	38826	227	135	763688	9860690
45	25614	170	102	762905	9859381
46	17504	140	85	763888	9859872
47	35754	229	136	763019	9859662
48	30022	206	123	763304	9861061
49	24578	172	103	763159	9860769
50	29863	187	112	763447	9860472
51	25373	183	110	762694	9861292
52	32443	180	108	763389	9861170
53	23088	214	127	763318	9859266
54	42853	274	162	763464	9861763
55	35433	241	143	763392	9859690
56	19231	147	89	763364	9859836
57	20158	180	108	763113	9860395
58	19514	153	92	762928	9859129
59	18833	137	83	762986	9859922
60	31752	246	146	763470	9860817
61	17935	104	64	762838	9860116
62	20983	146	88	763725	9859419
63	16628	136	83	763205	9860520
64	29135	163	98	763815	9860124
65	18493	87	55	763537	9859910
66	37435	195	116	762986	9861188

4.2. Resultados

Los resultados que entrega la aplicación computacional desarrollada se presentan tanto de forma numérica como gráfica. En la Tabla 5 se muestra el cuadro general de resultados obtenidos mediante la aplicación del AG en la determinación del número de equipos de maniobra y/o protección (EM&P).

Tabla 5. Resultados obtenidos mediante la aplicación de AG

Número óptimo de EM&P (unidades)	Costo óptimo de EM&P (US\$)	Costo óptimo de pérdidas de energía 25 años (US\$)	Costo óptimo de energía no suministrada 25 años (US\$)
9	900.000,00	15.937,47	13'825.285,42

Para la sectorización espacial de los anillos primarios, realizada mediante el algoritmo de clustering K-Medoids, se necesitó de 4 iteraciones para obtener el agrupamiento óptimo para los 9 circuitos OL determinados en la etapa previa. En la Fig. 4 se presentan los correspondientes diagramas de Voronoi.

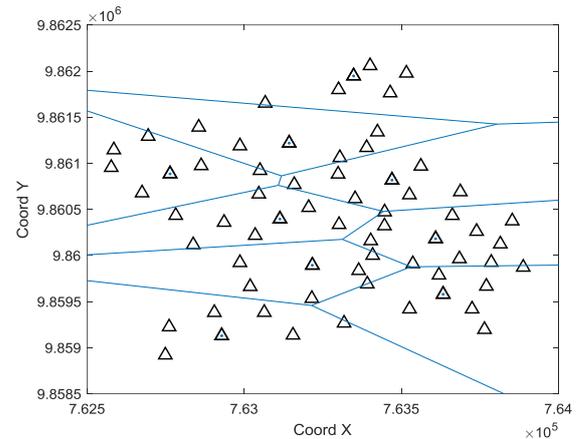


Figura 4: Diagrama de Voronoi de agrupamiento de CT MV/BV

En la Tabla 6 se presentan los resultados obtenidos por cada circuito OL generado y el número de iteraciones necesarios que el algoritmo ACO requirió para minimizar la tasa de falla. En las Figuras 5 y 6 se presentan el número de iteraciones que se requirió para la optimización de la tasa de falla del circuito OL No. 9 y su implantación en el grafo georreferenciado de las calles, respectivamente.

Tabla 6. Resultados obtenidos por circuito OL

Circuito Open Loop	Iteración	Tasa de falla mínima (veces/año)	Longitud circuito OL (m)
1	1	0.095611	2198
2	2	0.092434	2125
3	1	0.101920	2343
4	1	0.111800	2570
5	1	0.072382	1664
6	3	0.129600	2979
7	1	0.090139	2079
8	2	0.097192	2234
9	9	0.117600	2703

En total se requirió 21 iteraciones con el algoritmo ACO para la determinación del recorrido óptimo de la totalidad de los anillos primarios.

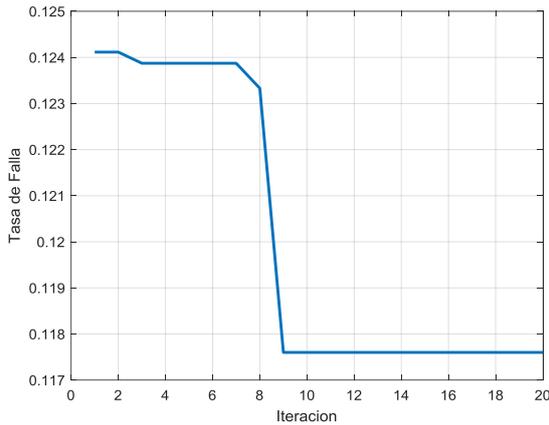


Figura 5: Iteraciones requeridas para optimizar la Tasa de Falla en circuito Open Loop No. 9

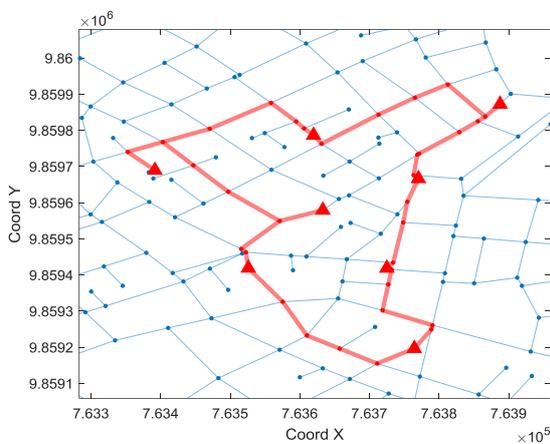


Figura 6: Implantación en grafo de calles del circuito Open Loop No. 9

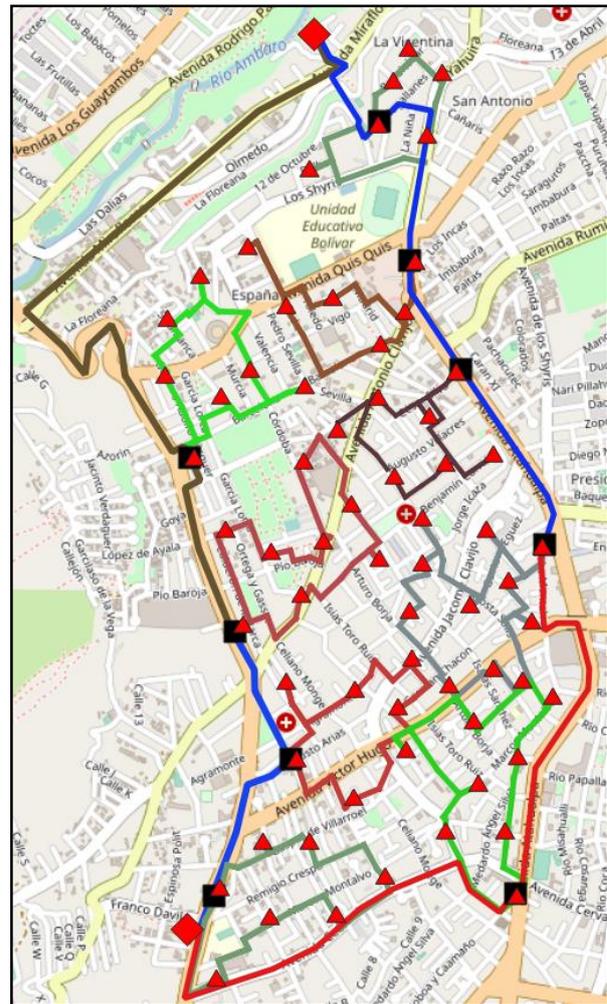
Finalmente, en la Fig. 7 se muestra el recorrido de todos los primarios en configuración OL, lo que constituye una propuesta de planificación para la implementación de un sistema eléctrico de distribución subterráneo en una importante superficie urbana.

5. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

En el presente trabajo se desarrolla una metodología que permite realizar la planificación tipo *Greenfield* de redes de distribución subterránea en amplias zonas urbanas consolidadas. La aplicación de la metodología requiere como datos de entrada las coordenadas geográficas y la potencia de los CT MV/BV y el grafo georreferenciado de las calles y avenidas del área de estudio. Esta información se encuentra disponible en las bases de datos de los sistemas de información georreferenciados (GIS) de las empresas de distribución del país.

La metodología planteada y su desarrollo computacional, permiten generar una propuesta de planificación óptima de un sistema eléctrico de distribución subterráneo en una amplia superficie urbana, considerando criterios muy importantes como la

disminución de costos de inversión, la minimización de las pérdidas técnicas de energía y la maximización de la confiabilidad del sistema.



Simbología

- ▲ Centro de Transformación
- Equipo de Maniobra y/o Protección
- ◆ Subestación Eléctrica

Figura 7: Propuesta de planificación de circuitos primarios en configuración OL

Si bien, el empleo de algoritmos heurísticos y de teoría de grafos permiten obtener soluciones óptimas locales, a través del enfoque de programación dinámica se consiguió desarrollar una aplicación computacional que logra obtener, en un tiempo muy reducido, una alternativa de planificación de un sistema de distribución subterránea aplicable a áreas extensas, ahorrando ingentes recursos económicos y humanos en las etapas de planificación y diseño de un proyecto de soterramiento eléctrico.

La determinación del número de equipos de maniobra y/o protección, que la propuesta metodológica entrega como parte de sus resultados, permite reducir sustancialmente el costo total de inversión en la

implementación de una red subterránea. Esto se debe a que optimiza la cantidad de estos elementos, los cuales tienen un costo elevado, que representa un porcentaje significativo dentro del valor total del proyecto de soterramiento.

Con una planificación de la topología y las protecciones eléctricas de la red, además del empleo de equipos y materiales adecuados para el medio ambiente bajo el cual opera una red eléctrica subterránea de distribución, se mejora notablemente la calidad del servicio técnico (confiabilidad) y se reduce las pérdidas técnicas de energía; consiguiendo así, volver atractivo el desarrollo de proyectos de soterramiento eléctrico en nuestro medio.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] Institute of Electrical and Electronics Engineers IEEE, National Electrical Safety Code, NESC, New York, USA, Ed. 2017.
- [2] T. Short, Electric Power Distribution Handbook, 2nd ed. Boca Raton, Florida: CRC Press Taylor & Francis Group, 2014.
- [3] H. Lee Willis, Power Distribution Planning Reference Book, 2nd Edition, New York. USA: Marcel Dekker, Inc., 2004.
- [4] T. Cormen, C. Leiserson, R. Rivest, and C. Stein, Introduction to Algorithms, 3ra ed. Cambridge, Massachusetts: MIT Press, 2009
- [5] C. Papadimitriou and K. Steiglitz, Combinatorial Optimization: Algorithms and Complexity, 2nd ed. Mineola, NY: Dover Publications Inc., 1992.
- [6] L. Fattouh, O. Karam, M. A. El Sharkawy, and W. Khaled, Clustering for network planning, Wseas Trans. Comput., vol. 2, no. 1, pp. 197–202, 2003.
- [7] L. Kaufman and P. Rousseeuw, Finding Groups in Data, An Introduction to Cluster Analysis, 1ra ed. Hoboken, New Jersey. USA: John Wiley I & Sons, Inc, 1990.
- [8] M. Dorigo and L. M. Gambardella, Ant Colony System: a cooperative learning approach to the traveling salesman problem, IEEE Trans Evol Comput, vol. 1, no. 1, pp. 53–66, 1997.
- [9] CONELEC, Resolución No. 025/11 Estimación referencial del CENS en Ecuador. Quito, Ecuador, 2011.
- [10] R. E. Brown, Electric Power Distribution Reliability, 2nd ed. Boca Raton, Florida: CRC Press Taylor & Francis Group, 2009.
- [11] C. Solís y H. Arcos, Planificación Óptima de Redes Eléctricas Subterráneas en Zonas Urbanas Consolidadas, ECUACIER XXXIII SNSE, Ambato, Ecuador 2018.



Carlos Solís Intriago.- Nació en Ambato, Ecuador, en 1972. Sus estudios superiores los efectuó en la Escuela Politécnica Nacional obteniendo los títulos de Ingeniero Eléctrico en 2000, y de Magister en Ingeniería Eléctrica en Distribución en 2018. Su carrera

profesional se ha desarrollado en la Empresa Eléctrica Ambato RCN S.A., en la cual se ha desempeñado en diversas áreas como: Planificación, Operación, Mantenimiento, Diseño y Construcción de Redes Eléctricas de Distribución. Actualmente ocupa la jefatura de la Sección de Redes Subterráneas en la EEASA. Sus campos de interés son: Planificación técnica de Sistemas Eléctricos de Distribución, Elaboración de Modelos de Optimización matemática de Sistemas de Potencia, Implementación de herramientas de Inteligencia Artificial en la Planificación y Diseño de Sistemas de Distribución, entre otros.



Hugo Arcos Martínez.- Nació en Quito, Ecuador, en 1972. Recibió el título de Ingeniero Eléctrico en la Escuela Politécnica Nacional en 1998, y el de Doctor en Ingeniería Eléctrica en la Universidad Nacional de San Juan en 2003. Ha desarrollado su carrera profesional

en diversas instituciones del Sector Eléctrico Ecuatoriano y actualmente se desempeña como Coordinador de la Carrera de Ingeniería Eléctrica de la Escuela Politécnica Nacional. Sus áreas de interés son: Modelación en Sistemas Eléctricos de Potencia, Estudios de Transitorios Electromagnéticos y Electromecánicos, Redes Inteligentes, Energías Renovables, Confiabilidad de SEP, Planificación de Sistemas de Potencia, entre otras.