

ESCUELA POLITÉCNICA NACIONAL

**FACULTAD DE INGENIERÍA ELÉCTRICA Y
ELECTRÓNICA**

**UBICACIÓN ÓPTIMA DE GENERACIÓN DISTRIBUIDA EN REDES
DE DISTRIBUCIÓN USANDO ALGORITMOS DE OPTIMIZACIÓN
METAHEURÍSTICOS, CON APLICACIÓN AL SISTEMA DE 33
BARRAS DEL IEEE**

**TRABAJO DE TITULACIÓN PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE
INGENIERO ELÉCTRICO**

JOHAN SEBASTIAN CASTRO UVIDIA

DIRECTORA: Dra. Ing. XIMENA PATRICIA GAVELA GUAMÁN

Quito, Enero 2023

AVAL

Certifico que el presente trabajo fue desarrollado por Johan Sebastian Castro Uvidia, bajo mi supervisión.

A handwritten signature in blue ink, appearing to read 'X. Gavela', is positioned above a horizontal line.

Dra. Ing. XIMENA PATRICIA GAVELA GUAMÁN
DIRECTOR DEL TRABAJO DE TITULACIÓN

DECLARACIÓN DE AUTORÍA

Yo Johan Sebastian Castro Uvidia, declaro bajo juramento que el trabajo aquí descrito es de mi autoría; que no ha sido previamente presentado para ningún grado o calificación profesional; y, que he consultado las referencias bibliográficas que se incluyen en este documento.

A través de la presente declaración dejo constancia de que la Escuela Politécnica Nacional podrá hacer uso del presente trabajo según los términos estipulados en la Ley, Reglamentos y Normas vigentes.



Johan Sebastian Castro Uvidia

DEDICATORIA

Dedico este trabajo a mi mamá Magdalena y mi tía Lucia, que sin su ayuda esta etapa de mi formación no hubiese sido posible.

AGRADECIMIENTO

Agradezco a la Escuela Politécnica Nacional y a su cuerpo docente, por brindarme los conocimientos necesarios para mi formación profesional.

Agradezco a mi directora de tesis Dra. Ing. Ximena Patricia Gavela Guamán, por su guía y paciencia que ha tenido conmigo para el desarrollo del presente trabajo.

Agradezco a mis compañeros, que me han brindado su ayuda y compañía durante este proceso de formación y crecimiento.

ÍNDICE DE CONTENIDO

AVAL.....	I
DECLARACIÓN DE AUTORÍA	II
DEDICATORIA	III
AGRADECIMIENTO.....	IV
ÍNDICE DE CONTENIDO.....	V
RESUMEN.....	VIII
ABSTRACT.....	IX
1. INTRODUCCIÓN	1
1.1. OBJETIVOS.....	2
1.1.1. OBJETIVO GENERAL.....	2
1.1.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	2
1.2. MARCO TEÓRICO	2
1.2.1. GENERACIÓN DISTRIBUIDA	2
1.2.1.1. Tecnologías empleadas para GD y sus aplicaciones	5
1.2.1.1.1. Motores de combustión interna	5
1.2.1.1.2. Turbina de gas	6
1.2.1.1.3. Microturbina de gas	6
1.2.1.1.4. Celdas de combustible.....	6
1.2.1.1.5. Generación eólica	6
1.2.1.1.6. Paneles fotovoltaicos	7
1.2.1.1.7. Minihidráulicas	7
1.2.1.2. Clasificación de la tecnología para su modelación	8
1.2.1.3. Normativa para el desarrollo de la GD	10
1.3.1. BENEFICIOS DE LA GD.....	12
1.3.1.1. Beneficios Técnicos:	12
1.3.1.2. Beneficios Económicos:.....	13
1.3.2. OPTIMIZACIÓN.....	14
1.3.2.1. Óptimo Global	14
1.3.2.2. Métodos de Optimización Exactos	14
1.3.2.3. Métodos de Optimización Aproximados	15
1.3.2.3.1. Heurísticas Específicas	15
1.3.2.3.2. Metaheurísticas.....	16
1.3.3. MÉTODOS METAHEURÍSTICOS	16

1.3.3.1.	Algoritmos Genéticos	17
1.3.3.1.1.	Definición	17
1.3.3.1.2.	Parámetros.....	17
1.3.3.2.	Algoritmo de Optimización de Mapeo Media-Varianza	20
1.3.3.2.1.	Definición	20
1.3.3.2.2.	Parámetros.....	20
2.	UBICACIÓN Y DIMENSIONAMIENTO ÓPTIMO DE GD – CASO DE ESTUDIO.....	28
2.1.	DESCRIPCIÓN DEL MODELO DE PRUEBA.....	28
2.1.1.	ESCENARIO DE DEMANDA Y TECNOLOGÍA DE GENERACIÓN.....	30
2.2.	FLUJO ÓPTIMO DE POTENCIA (OPF).....	30
2.3.	PLANTEAMIENTO DE LOS PARÁMETROS INICIALES DEL MODELO.....	33
2.3.1.	FUNCIÓN OBJETIVO	33
2.3.2.	RESTRICCIONES	34
2.3.2.1.	Restricciones de Igualdad.....	34
2.3.2.1.1.	Balance de potencia activa y reactiva	34
2.3.2.2.	Restricciones de desigualdad	35
2.3.2.2.1.	Límites de Voltaje	35
2.3.2.2.2.	Límites de los ángulos de voltaje	36
2.3.2.2.3.	Límites de potencia.....	36
2.3.2.2.4.	Número máximo de bloques de unidades de GD	37
2.4.	CARACTERÍSTICAS DEL TAMAÑO DE LA UNIDADES DE GD	37
2.5.	MODELAMIENTO DEL ALGORITMO GENÉTICO	37
2.6.	MODELAMIENTO DEL MVMO	41
3.	ANÁLISIS DE RESULTADOS	44
3.1.	RESULTADOS DEL ALGORITMO GENÉTICO	44
3.1.1.	PERFILES DE VOLTAJE	45
3.2.	RESULTADOS DEL MVMO	46
3.2.1.	PERFILES DE VOLTAJE	47
3.3.	COMPARACIÓN DE MÉTODOS	49
3.4.	GUÍA METODOLÓGICA PARA LA UBICACIÓN Y DIMENSIONAMIENTO DE GD	51
3.4.1.	MODELADO DE LA DEMANDA	52
3.4.2.	SELECCIÓN DEL TIPO DE TECNOLOGÍA	53
3.4.3.	ALGORITMO DE SOLUCIÓN:.....	55
3.4.3.1.	Proceso de Ejecución del Programa	55
4.	CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	56
4.1.	CONCLUSIONES	56

4.2. RECOMENDACIONES.....	58
5. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	58
ANEXOS.....	63

RESUMEN

El presente trabajo tiene como objetivo el modelamiento de los algoritmos heurísticos: Algoritmo Genético y MVMO para resolver el problema de reducción de pérdidas en sistemas de distribución, a través de la ubicación y dimensionamiento de Generación Distribuida. Los resultados demuestran los beneficios de los métodos y de la Generación Distribuida, que además de lograr reducir los porcentajes de pérdidas, logran el aumento en los niveles de voltaje. Los algoritmos se probaron en el sistema de 33 barras del IEEE, los cuales fueron programados en MATLAB, mientras que para la comprobación de los resultados se usó el MATPOWER.

PALABRAS CLAVE: Algoritmo Genético, MVMO, Generación Distribuida, Matlab, Matpower.

ABSTRACT

This paper aims to model heuristic algorithms: Genetic Algorithm and MVMO to solve the problem of loss reduction in distribution systems, through the location and dimensioning of Distributed Generation. The results demonstrate the benefits of the methods and Distributed Generation, which in addition to reducing the percentage of losses, achieve an increase in voltage levels. The algorithms were tested in the IEEE 33 bus system, which were programmed in MATLAB, while MATPOWER was used to verify the results.

KEYWORDS: Genetic Algorithm, MVMO, Distributed Generation, Matlab, Matpower.

1. INTRODUCCIÓN

Los mercados energéticos de todo el mundo exigen que las empresas dedicadas al servicio de suministro de energía brinden un servicio de calidad confiable y, con los mínimos costos y pérdidas, de manera tal que no solo sean eficientes y sostenibles, sino que además garanticen los más altos estándares de calidad en el servicio que prestan al usuario final.

Para esto, las entidades reguladoras de electricidad establecen indicadores de calidad del servicio y del producto que deben ser cumplidos obligatoriamente por parte de las empresas de distribución. Por ejemplo, para el Ecuador Regulación Nro. ARCONEL-005/18, establece los indicadores de calidad del producto que deben cumplir las empresas eléctricas de distribución, mismos que son monitoreados periódicamente por la ARCERNN. Para el caso del voltaje, se establece que las variaciones deben mantenerse dentro de un rango máximo del $\pm 8\%$ del voltaje nominal, para el caso de bajo voltaje, $\pm 6\%$ para medio voltaje y $\pm 5\%$ para alto voltaje. [1]

Para cumplir con estas disposiciones y garantizar un servicio de calidad, las empresas eléctricas han encontrado en la implementación de GD una solución altamente eficiente, pues no solo permite conseguir un mejoramiento en los niveles de voltaje, sino que además brinda un alivio de carga en los alimentadores y una reducción en las pérdidas técnicas del sistema [2]. Sin embargo, el problema de ubicación óptima de este tipo de generación, lejos de ser una tarea sencilla, muchas veces presenta complejidades, dada la naturaleza intrínseca no lineal, multi-modal (múltiples óptimos locales) y no convexa del problema. Dentro de este contexto, los métodos basados en metaheurísticas han mostrado ser los más apropiados para abordar este tipo de problema [2]. En el presente trabajo de titulación, se propone el desarrollo de una metodología para la ubicación óptima de GD basada en la aplicación de la técnica de MVMO o Algoritmos Genéticos en sistemas de distribución.

El desarrollo de la propuesta metodológica constituye una herramienta de apoyo para los responsables de planificación de la expansión de los sistemas de distribución, ya que la toma de decisiones sobre el dimensionamiento y ubicación de este tipo de generación no es una tarea sencilla, de hecho, una mala ubicación o dimensionamiento de GD puede agravar el problema de bajos voltajes y pérdidas, antes que dar una solución. Además, al tratarse de un problema que matemáticamente tiene varias soluciones, se necesita la implementación de algoritmos de optimización que permitan determinar la mejor alternativa de todas las posibles, garantizando así que la GD a implementar entregue todos los beneficios que se esperaba de su operación.

Este plan de titulación propone, en base a un análisis de desempeño, la implementación de un algoritmo de optimización de AG o MVMO, para resolver el problema de ubicación y dimensionamiento óptimo de Generación Distribuida, bajo el análisis de perfiles de voltaje en la red y pérdidas. El algoritmo se aplicará a un sistema que presente similitudes con una red de distribución, por lo que se optará por la implementación al modelo de 33 barras del IEEE, sin que esto implique se pueda generalizar y aplicar a otras redes de distribución.

El software que se utilizará para la programación de los algoritmos es: Matlab para lo concerniente a optimización y MATPOWER para el análisis de flujos de potencia.

1.1. OBJETIVOS

1.1.1. OBJETIVO GENERAL

Implementar un algoritmo de optimización metaheurístico para la ubicación y dimensionamiento óptimo de Generación Distribuida en el sistema de 33 barras del IEEE.

1.1.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Implementar en el software MATLAB los algoritmos de optimización: MVMO y Algoritmos Genéticos para la solución del problema de ubicación y dimensionamiento óptimo de generación distribuida en redes de distribución.
- Aplicar los algoritmos al sistema de prueba de 33 barras del IEEE, con el fin de comparar el desempeño de los algoritmos, a través del análisis de resultados alcanzados tanto en perfiles de voltajes, como en pérdidas para cada caso.
- En base al análisis de resultados, realizar una guía metodológica del proceso de decisión de la ubicación y dimensionamiento de GD en redes de distribución.

1.2. MARCO TEÓRICO

1.2.1. GENERACIÓN DISTRIBUIDA

Originalmente la Generación Distribuida (GD), era entendida como aquella generación de energía eléctrica a pequeña escala ubicada lo más cerca posible al usuario final, sin

embargo, paralelamente a la evolución que ha tenido este tipo de generación, se ha desarrollado otras definiciones más complejas que consideran otros parámetros como límite de potencia, tecnologías empleadas, conexión con la red, entre otros.

A continuación, se presentan algunas definiciones encontradas en la bibliografía consultada:

- El DPCA (Distribution Power Coalition of America) define a la GD como, *“Cualquier tecnología de generación a pequeña escala que proporciona electricidad en puntos más cercanos al consumidor, que la generación centralizada y que se puede conectar directamente al consumidor, a la red de transporte o distribución”*. [3]
- La Agencia Internacional de Energía considera como GD, *“únicamente, la que se conecta a la red de distribución de baja tensión y la asocia a tecnologías como los motores, mini y micro-turbinas, celdas de combustible y energía solar fotovoltaica”*. [3]
- El Consejo Internacional sobre Grandes Sistemas Eléctricos (CIGRE) define la GD como *“todos los generadores con una capacidad máxima de entre 50 MW a 100 MW, normalmente conectados a la red de distribución, y que no están planificados ni despachados de forma centralizada”*. [4]
- El Departamento de Energía de EE. UU., define a la Generación Distribuida como pequeños generadores de electricidad modulares ubicados cerca del cliente que pueden permitir que las empresas de servicios públicos difieran o eliminen costosas inversiones en actualizaciones del sistema de transmisión y distribución (T&D), y brinden a los clientes suministros de energía de mejor calidad, más confiables y un medio ambiente más limpio. [4]
- El IEEE define a la Generación Distribuida como *“la producción de energía eléctrica mediante instalaciones suficientemente pequeñas en relación con la generación centralizada, de manera que permiten la interconexión en cualquier punto de la red, siendo un subconjunto de recursos distribuidos del sistema distribución”*. [5]

Se bien existen algunas definiciones para la GD, ha desarrollado un concepto más amplio que considera diversos factores para caracterizar la GD y que mejoran su comprensión. A continuación, se describen tales factores. [6]

- a) *Propósito de la GD*. La finalidad de la GD es proporcionar una fuente de potencia eléctrica activa, sin considerar la potencia reactiva.

- b) *Ubicación*. Se toma en consideración que las unidades de GD deben ser conectadas directamente a la red de distribución o a la red de bajo voltaje.
- c) *Potencia Nominal*. Se propone la siguiente clasificación en función a la potencia nominal:
- Micro GD: $1 \text{ W} < \text{potencia} < 5 \text{ kW}$.
 - Pequeña GD: $5 \text{ kW} < \text{potencia} < 5 \text{ MW}$.
 - Mediana GD: $5 \text{ MW} < \text{potencia} < 50 \text{ MW}$.
 - Gran GD: $50 \text{ MW} < \text{potencia} < 300 \text{ MW}$.
- d) *Área de Suministro*. Aunque este término no influye directamente en la definición de GD, se considera el concepto de Generación Distribuida Incrustada, este se aplica a los sistemas de GD que se destinan a abastecer redes eléctricas locales.
- e) *Tecnología Empleada*. La GD puede ser asociada a la tecnología empleada, como lo pueden ser las energías renovables, sin embargo, este parámetro no influye en la conformación de una definición.
- f) *Impacto Ambiental producido*. Las tecnologías usadas para la GD no podrían considerarse en su totalidad como amigables con el medio ambiente, sin embargo, sus emisiones en comparación con la generación tradicional son más bajas, por lo que al tener que considerarse diversos factores este término no es considerado por Ackerman como relevante para la construcción de la definición de GD.
- g) *Modo de operación*. Debido a las variaciones en la regulación de cada país este término no es considerado como relevante para la definición de la GD.
- h) *Propiedad*. Se puede considerar como propietarias a las empresas o compañías encargadas de la distribución de energía eléctrica, sin embargo, este término no es relevante para la definición de GD.
- i) *Penetración de la GD*. El nivel de penetración de GD en una red se puede considerar como la relación entre la potencia instalada de GD y la potencia total de la red, sin embargo, este término no es relevante para la definición de GD. [7]

Con la consideración de los diversos factores antes mencionados en [6], llegaron a definir a la GD como una fuente, la cual genera energía eléctrica y se conecta directamente a la red eléctrica de distribución o en la red de bajo voltaje, es decir, la definición tomando en

consideración parámetros como son la conexión y localización, en lugar de la capacidad de generación de esta o la tecnología empleada para generar energía.

1.2.1.1. Tecnologías empleadas para GD y sus aplicaciones

Desde un ámbito tecnológico y constructivo, se puede clasificar a la GD en los dos grupos descritos a continuación:

Tecnologías tradicionales:

- Turbina de gas.
- Micro-turbina.
- Motores alternativos.

Tecnologías no tradicionales:

- Eólica.
- Minihidráulica.
- Solar térmica.
- Solar Fotovoltaica.
- Geotérmica.
- Mareomotriz.
- Pilas de combustible.
- Sistemas que aprovechan la biomasa como combustible mediante la gasificación.

1.2.1.1.1. Motores de combustión interna

Constituyen una de las tecnologías más desarrolladas, en cuanto a generación distribuida se refiere. Su funcionamiento se basa en gas natural y diésel, planteándose posibles mejoras en relación con su eficiencia, potencia específica y niveles de emisión. Se puede establecer que su eficiencia energética se sitúa en un rango entre 30% a 45% y poseen una capacidad desde 5 kW hasta los 30 MW. Se los puede clasificar en función de su velocidad de rotación de la siguiente manera; alta, media y baja velocidad. Su principal ventaja es su respuesta rápida ante arranques en vacío, y sus desventajas son el ruido de operación, los altos costos de operación y mantenimiento, así como las altas emisiones de NOx. [8] [5] [9]

1.2.1.1.2. Turbina de gas

El combustible más empleado para el funcionamiento de esta tecnología es el gas natural, sin embargo, también se puede emplear gas licuado de petróleo (GLP) o diésel. Posee una capacidad desde los 250 kW a 50 MW, permite establecer una eficiencia eléctrica del 30% y eficiencia térmica del 55%. Su tiempo de arranque es corto y requiere de un mínimo espacio físico para su instalación, por lo que su aplicación es adecuada para alimentar cargas o para trabajar en isla alimentando una parte de la red que ha sido separada temporalmente. [9]

1.2.1.1.3. Microturbina de gas

Tecnología relativamente nueva, que se deriva de las tecnologías de los sistemas auxiliares de aviación. Su rango de capacidad se encuentra entre los 25 a 500 kW. Su fuente de combustible puede ser gas natural, gas propano, diésel, entre otros y, permite establecer una eficiencia eléctrica entre el 15% al 30% y una eficiencia térmica entre el 50% al 60%. Una de sus principales ventajas es su baja tasa de emisiones, sin embargo, sus costos de operación y mantenimiento son altos. [8]

1.2.1.1.4. Celdas de combustible

Estas celdas tienen como funcionamiento transformar la energía química de un combustible (cuyo contenido de hidrogeno sea alto) en energía eléctrica, agua y calor. Cada celda puede producir entre 0,5 y 0,9 voltios DC, pueden ser combinadas en "pilas", similar a una batería obteniéndose así su voltaje y potencia útil. Poseen una eficiencia eléctrica entre el 40% al 60%. Sus emisiones dañinas son bajas y no constituyen un riesgo. [9]

1.2.1.1.5. Generación eólica

Tecnología basada en la utilización del viento como fuente de energía para su funcionamiento, que, aunque su fuente primaria se encuentra disponible en la mayor parte del día, esta no puede ser controlada, dependiendo de factores como la rotación del planeta y la irradiación solar global. La potencia de estos equipos se encuentra entre los 30 kW hasta más de 2 MW, y es una tecnología con una fiabilidad del 97%. Existen dos tecnologías de transformación de la energía mecánica y eléctrica de las palas a energía; una es mediante generador síncrono y la otra con generador asíncrono, esta última controlada por convertidores de pulsos. Algunas de sus desventajas son: la intermitencia del viento, altos costos de inversión, contaminación visual y ruido. [8]

1.2.1.1.6. Paneles fotovoltaicos

Su principio de funcionamiento se basa en la conversión directa de la luz solar almacenada en celdas solares a energía eléctrica, dicha conversión aprovecha el efecto fotoeléctrico, en los semiconductores materiales basados en el silicio o el germanio, dopados generan energía eléctrica al ser incididos por los rayos solares. Su rendimiento energético ronda alrededor del 25%. Cada panel se encuentra formado por células fotovoltaicas las cuales pueden proporcionar entre 0,5 y 0,6 V. Una de sus ventajas es su bajo requerimiento de mantenimiento, también posee una vida útil entre los 20 y 25 años, sin embargo, sus costos de instalación son altos. Su aplicación está enfocada en proveer energía a bombas de agua, sistemas de iluminación, instalaciones publicitarias, refugios alejados de la red eléctrica, parques, zonas de camping, señalización de vías entre otras. [8]

Estas instalaciones cuentan con los siguientes componentes:

- Sistema de generación. – Formado por los paneles fotovoltaicos.
- Sistemas reguladores de carga. – Controla la carga y descarga de las baterías.
- Sistemas de acumulación. – Este sistema suministra energía en horas donde la incidencia de los rayos solares sea menor.
- Sistemas de interconexión. – Formado por inversores que transforman la corriente DC en AC.

1.2.1.1.7. Minihidráulicas

Su fuente de energía es el agua, su funcionamiento se basa en la energía potencial mediante el almacenamiento de agua en embalses, líquido que posterior fluye a través de un canal, dicho flujo de agua ejerce presión sobre la turbina convirtiéndose así en energía cinética y energía mecánica finalmente transformándose en energía eléctrica. Se debe considerar que una central hidráulica sea considerada como GD debe tener una potencia nominal instalada menor a 10 MW. [9]

Como se mencionó en este capítulo las tecnologías de generación se las puede dividir en convencionales y no convencionales, las primeras usan combustibles fósiles que impulsan microturbinas como fuente mientras que las segunda comprende los recursos que no se encuentran sujetos a la depreciación. [5]

Tabla 1.1. Tecnologías y tamaños de las unidades de GD. [8]

Tecnología	Tamaño típico disponible del modulo [MW]	Precio [\$/kW]
Convencionales		
Turbina a gas de ciclo combinado	25 – 400	1800,0 – 3700,0
Motores de combustión Interna	0,005 – 10	400 – 750
Microturbinas	0,035 – 1	1400,0 – 1450,0
Celda de combustible	0,200 – 2	300 – 3500
No Convencionales		
Minihidráulica	0,1 – 100	1900 – 5000
Turbinas eólicas	0,002 – 5	1000 – 2000
Paneles fotovoltaicos	0,01 – 0,5	6000 – 7500
Biomasa Combustión eléctrica	0,5 – 25	1200 – 2500
Geotérmica	5 – 100	800 – 3300
Mareomotriz	0,100 – 1	4000 – 7000

1.2.1.2. Clasificación de la tecnología para su modelación

Dependiendo de la tecnología utilizada para la modelación de la GD es necesario la consideración de las partes móviles, la inercia si requieren convertidores de electrónicos de potencia. [9]



Figura 1.1. Clasificación de los sistemas para modelación.

Tabla 1.2. Modelación general de la modelación de las fuentes de GD. [5]

Tecnología	Energía Primaria	Conversión Primaria	Generador	Interfaz
Motor de combustión interna	Diesel, gas natural o biocombustible	Motores de combustión interna	Sincrónico	no

Microturbinas Turbinas a gas	Diesel, gas natural o biocombustible	Turbina a gas	Sincrónico Asincrónico Imanes permanentes	Convertidos DS-AC según el esquema
Minihidráulicas	Agua	Turbina Hidraulica	Sincrónico Asincrónico	Convertidos DS-AC según el esquema
Generación Eólica	Viento	Turbina de Viento	Sincrónico Asincrónico Imanes permanentes	Convertidos DS-AC según el esquema
Paneles fotovoltaicos	Sol		Sincrónico	No
Celdas de Combustible	Hidrógeno	No	No	Convertidos DS-AC según el esquema
Geotérmico	Recurso geotérmico	Turbina a vapor	Sincrónico	No
Energía del Océano	Olas o mareas	Varios	Varios	Según el esquema

Una vez definida la GD y descritas sus principales características, a continuación, se da paso a la descripción de la utilidad que tiene la GD en el sistema de distribución.

- Generación básica: con frecuencia es la aplicación más común de la GD, consiste en suministrar una parte de la energía requerida por la demanda de la distribuidora con la finalidad de mantener o aumentar el nivel de voltaje en una red eléctrica.
- Demanda en horas pico: el consumo de energía puede variar dependiendo la hora del día y el usuario, la GD tiene como función suministrar energía en este período de tiempo donde el consumo es más alto.
- Reserva: se puede contemplar al uso de GD como reserva de energía en caso de interrupciones en el servicio eléctrico, garantizando la continuidad de esta, lo cual tiene una mayor aplicabilidad para cargas especiales como puede ser hospitales, industrias, etc.
- Zonas Urbanas o aisladas: generalmente se emplea GD en lugares donde la red de energía eléctrica no puede ser extendida, ya sea por aspectos técnicos o

económicos, o en casos en los que los usuarios estén muy alejados de las centrales de generación, de esta manera se provee de un servicio eléctrico. [7]

1.2.1.3. Normativa para el desarrollo de la GD

A nivel local, uno de los aspectos que ha impulsado el desarrollo de la GD ha sido la necesidad de producción de energía eficiente, que a su vez promueva la conservación de los recursos naturales y la reducción de las emisiones de gases de efecto invernadero que afectan al medio ambiente. Pero además de esto, las empresas eléctricas ven en la GD una solución viable para atender demandas alejadas, reducción de pérdidas técnicas o mejorar sus índices de calidad.

Sin embargo, para que estas nuevas estrategias de expansión logren avances en completo desarrollo y no se vean opacadas por las centrales de generación a gran escala, las entidades regulatorias desarrollan regulaciones que reconozcan los beneficios y reducción de costes reales que la GD puede aportar al sistema eléctrico de potencia. [10]

Para el caso del Ecuador existe un marco normativo dado por el Reglamento de aplicación a la LOSPEE, así como por las regulaciones que han sido emitidas por el ARCONEL y posterior cambio a la ARCERNNR (Agencia de Regulación y Control de Energía y Recursos Naturales no Renovables), que habilitan o posibilitan el desarrollo de GD a nivel país, las mismas que se describen a continuación. [11]

1. Regulación Nro. ARCONEL No.004/15, Requerimientos Técnicos para la Conexión y Operación de Generadores Renovables No Convencionales a las Redes de Transmisión y Distribución. En esta regulación se establecen los criterios y requisitos técnicos relacionados con la conexión de los generadores renovables no convencionales a las redes de transmisión y distribución a fin de no degradar la calidad y confiabilidad del servicio de energía eléctrica en la zona de influencia del generador, además de establecer un alcance de aplicación para generadores a conectarse o conectados en medio y bajo voltaje, cuya potencia nominal sea mayor o igual a 100 kW hasta los 10 MW. [12]
2. Regulación Nro. ARCONEL No. 003/18, Generación fotovoltaica para autoabastecimiento de consumidores finales de energía eléctrica. En esta se establecía las condiciones para el desarrollo, implementación y participación de consumidores que cuenten con sistemas de microgeneración fotovoltaica -µSFV- hasta 100 kW de capacidad nominal instalada, ubicados en techos, superficies de viviendas o en edificaciones para las categorías residencial y general determinados

en el pliego tarifario en bajo o medio voltaje, sin embargo, se debe considerar que esta regulación actualmente se encuentra derogada.

3. Resolución Nro. ARCONEL No. 057/18, “Microgeneración fotovoltaica para autoabastecimiento de consumidores finales de energía eléctrica”, en esta se reforma la disposición transitoria primera No. 003/18, relacionada con el límite máximo de la capacidad nominal instalada para la participación de que cuenten con sistemas fotovoltaicos; de hasta 300 kW de capacidad nominal instalada considerados como consumidores residenciales y, de hasta menos de 1000 kW, para consumidores comerciales o industriales.
4. Reglamento General a la LOSPEE, mismo que fue expedido mediante Decreto Ejecutivo No. 355 de 15 de agosto de 2019, del cual se desprende lo siguiente: [13]
 - En el artículo 3 se define a la Generación Distribuida como pequeñas centrales de generación instaladas cerca del consumo y conectadas a la red de la distribuidora.
 - En el artículo 15 literal d) se establece que las distribuidoras dentro sus planes de expansión podrán identificar proyectos de generación distribuida que permitan mejorar las condiciones de confiabilidad y calidad del suministro eléctrico.
 - El artículo 24 señala que los usuarios finales, previa calificación, podrán instalar sistemas de generación a partir de ERNC para su autoabastecimiento, y, asimismo, podrán vender eventuales excedentes a la distribuidora correspondiente, y que, para ello, deberán observar las condiciones técnicas y comerciales que se establezcan en la normativa que para el efecto emita la ARCONEL.
 - El artículo 245, numeral 3), del Código Orgánico del Ambiente dispone que todas las instituciones del Estado y las personas naturales o jurídicas están obligadas, según corresponda, a fomentar y propender a la optimización y eficiencia energética, al igual que el aprovechamiento de la energía renovable.
5. Regulación Nro. ARCERNNR-001/2021, en la misma se contempla el “Marco normativo de la Generación Distribuida para autoabastecimiento de consumidores regulados de energía eléctrica”, es decir, características como tamaño,

dimensionamiento, ubicación, entre otros conceptos asociados, también se incluye los procedimientos que se deben solicitar y cumplir para la instalación de un Sistema de Generación Distribuida para el Autoabastecimiento (SGDA). Dentro de esta se especifica que la capacidad nominal que debe tener la GD para cumplir con dicha normativa debe ser menor a 1 MW. [14]

6. Regulación Nro. ARCERNNR-002/2021, en la misma se contempla el “Marco normativo para la participación en generación distribuida de empresas habilitadas para realizar la actividad de generación”, es decir, se aborda; la caracterización de Centrales de Generación Distribuida (CGDs), personas jurídicas que puedan desarrollar CGDs, procedimientos para solicitar la conexión de CGDs, el tratamiento comercial que se debe considerar en operación, y sanciones e infracciones en la gestión. Dentro de esta se especifica que la capacidad nominal que debe tener la GD para cumplir con dicha normativa debe estar entre el rango de 100 kW y 10 MW [15]

Si bien las regulaciones detalladas en este capítulo establecen condiciones preferenciales para Energías Renovables no Convencionales (ERNC), se deja abierta la posibilidad de ocupar otras tecnologías como lo podría ser las energías basadas en combustibles fósiles. [8]

1.3.1. BENEFICIOS DE LA GD

Para brindar una mejor visión de las ventajas de la implementación de GD en una red de energía se procede a la agrupación de beneficios en base a criterios técnicos y económicos.

1.3.1.1. Beneficios Técnicos:

- La correcta ubicación de las unidades de GD permite una reducción en el flujo de potencia reactiva mediante la inserción de un flujo inverso, con lo que se puede lograr un aumento en los niveles de voltaje. [16] [17]
- La correcta ubicación de las unidades de GD permite un aumento en la calidad de onda eléctrica, entendiéndose esta como el aumento en la Calidad de la Potencia Eléctrica, que se refiere a las variaciones en la forma de onda, frecuencia y amplitud de las señales de corriente y tensión. [7] [18]

- La implementación de sistemas de GD basados en fuentes de Energía Renovable reduce las emisiones de gases que contaminan la atmosfera, en comparación a aquellos sistemas que usan combustibles fósiles para su operación. [19]
- Permite una reducción en la cargabilidad de los conductores durante la trasmisión y distribución. [18] [20]
- Los sistemas de GD debido a su flexibilidad de aplicación pueden encargarse de satisfacer una demanda en horas pico si se necesitase, así como, brindar un respaldo de energía en caso de pérdida en el servicio de energía. [7]
- En caso de que su instalación sea de forma modular esta permitirá una flexibilidad en las unidades que puedan añadirse con la finalidad de alcanzar el nivel de energía requerido para alimentar a la carga, así como una mayor facilidad para su mantenimiento y operación. [3]

1.3.1.2. Beneficios Económicos:

- Una reducción en la inversión, frente a la instalación de generación convencional, debido a que la GD es cercana a la carga y por lo tanto no es necesario invertir en un sistema de transmisión y distribución más complejos. [21]
- Basados en el mismo principio anterior y aplicándolos a ciertas tecnologías empleadas en GD se reducen los costos por operación y mantenimiento, ya que al ser una unidad la que provee la energía, solamente es necesario enfocarse en esta para su mantenimiento.
- Reducción de costos de combustibles debido a la mejora en la eficiencia en los procesos de transformación de energía y de igual manera mediante el aprovechamiento de las energías residuales mediante la aplicación de sistemas de cogeneración o llamados CHP. [20]

Sin embargo, se debe tener en cuenta que, sin una correcta planificación, diseño y ubicación, la GD podría traer consigo ciertos problemas, opuestos a los beneficios esperados como; fluctuaciones de voltaje, presencia de armónicos, aumento en las pérdidas de potencia, funcionamiento en isla de sectores de la red, etc. [16]

Para prevenir algunos de estos problemas y obtener el máximo de los beneficios técnicos y económicos que puede traer la implementación de GD es necesario un estudio para el dimensionamiento y ubicación de la GD, donde los planificadores planteen posibles escenarios en los que se evalúe las diversas incertidumbres que pueden surgir en la instalación, mantenimiento y operación de los sistemas de GD. [21]

Con la finalidad de presentar una solución al problema de la ubicación y el tamaño óptimo de los sistemas de GD es necesario llevar a cabo procesos de optimización, objeto de desarrollo del presente trabajo.

1.3.2. OPTIMIZACIÓN

La optimización es una rama de las matemáticas y las ciencias computacionales que enfoca su estudio los métodos y técnicas especialmente diseñadas para encontrar la "mejor" solución de un problema de "optimización" dado. [22]

Una vez se ha modelado matemáticamente un problema, pueden presentarse problemas de optimización asociados a dicho modelo, de esta manera se pueden aplicar diferentes métodos de optimización que dependiendo de sus características pueden generar soluciones óptimas o sub-óptimas, se debe tener en consideración que mientras más complejo sea un modelo más preciso debe ser su modelo computacional, por lo que es necesario lograr un balance entre la precisión del modelo y la resolución computacional. Un problema de optimización puede definirse a partir de la pareja (S, f) , donde S representa el conjunto de soluciones factibles, y $f: S \rightarrow R$, es la función objetivo a optimizar, también denominada función de utilidad o función fitness. [23]

1.3.2.1. Óptimo Global

Para comprender la solución a un problema de optimización se debe partir de la definición de que es un óptimo global. Se dice que la solución $s^* \in S$ es un óptimo global si tiene una mejor o igual función objetivo que todas las soluciones del espacio de búsqueda. Idealmente para resolver un problema de optimización se quiere la búsqueda de un óptimo global, sin embargo, puede que S sea muy grande por lo que se opta por encontrar una solución cuyo valor objetivo se acerque lo más posible a la del óptimo global. [23]

1.3.2.2. Métodos de Optimización Exactos

Los métodos exactos se pueden aplicar a casos pequeños de ciertos problemas difíciles. Desafortunadamente, cuando el tamaño de las instancias aumenta, el tiempo de ejecución para una búsqueda exhaustiva pronto se vuelve excesivamente grande, incluso para

instancias de tamaño bastante pequeño lo que está relacionado directamente con la complejidad del algoritmo y el tamaño del espacio de búsqueda. Dentro de la categoría de métodos exactos se agrupan los algoritmos que tienen como característica el uso de técnicas analíticas o matemáticas, que aseguran la convergencia a una solución óptima, si ésta existe. Estos métodos son diseñados bajo supuestos y características específicas tales como continuidad, diferenciabilidad, espacio de búsqueda pequeño o linealidad, entre otros. Con base en teoremas matemáticos desarrollan procedimientos que garantizan una solución óptima. [24]

1.3.2.3. Métodos de Optimización Aproximados

Surgen de las desventajas de los métodos exactos relacionados con; la restricción a la aplicación de problemas reales por su alta complejidad, la imprecisión en las soluciones a problemas más complejos, así como la obtención de óptimos locales y distanciarse así de buenas soluciones [25]. Los métodos aproximados (o heurísticos) funcionan de una forma bastante diferente. En la mayor parte de casos reciben como entrada un parámetro que está relacionado con la cantidad de cómputo que van a poder utilizar, como puede ser el límite de tiempo durante el que se va a realizar el proceso de optimización. Tras alcanzar dicho criterio de parada, devuelven la mejor solución que hayan encontrado. Estos métodos, llamados heurísticos, inicialmente están basados en *“el conocimiento y la experiencia y dirigidos para explorar el espacio de búsqueda en un camino particularmente conveniente”* [22].

Debido a que los métodos heurísticos, no siempre están en la capacidad de entregar el óptimo global, se puede considerar el uso de métodos aproximados bajo los siguientes casos:

- El problema es de una naturaleza tal que no se conoce ningún método exacto para su resolución.
- Aunque existe un método exacto para resolver el problema, su uso es computacionalmente muy costoso.
- En condiciones de difícil modelización, ya que el método heurístico es más flexible que un método exacto. [26]

Los algoritmos heurísticos se pueden clasificar a su vez en dos familias: heurísticas específicas y metaheurísticas.

1.3.2.3.1. Heurísticas Específicas

Las heurísticas específicas se adaptan y diseñan para resolver un problema y/o instancia específica y tienen la particularidad que no son extrapolables a otros problemas diferentes. [23]

1.3.2.3.2. Metaheurísticas

Son una familia de algoritmos aproximados de propósito general. Suelen ser procedimientos iterativos que guían una heurística subordinada de búsqueda, combinando de forma inteligente distintos conceptos para explorar y explotar adecuadamente el espacio de búsqueda.

1.3.3. MÉTODOS METAHEURÍSTICOS

Una heurística es un procedimiento simple basado en la experiencia, o en la solución de modelos matemáticos reducidos, los que permiten encontrar soluciones óptimas para problemas complejos. Los métodos heurísticos son los más simples y de bajo nivel, logrando la obtención de óptimos locales, por lo que las técnicas metaheurísticas guían y modifican operaciones heurísticas subordinadas con la finalidad de obtener óptimos globales mediante la búsqueda de un camino conveniente, con aplicación a diferentes tipos de problemas. [27] [25]

Los algoritmos metaheurísticos se caracterizan por ser aproximados, ya que estos no siempre pueden obtener una solución óptima global. Para explicar de mejor manera la metaheurística, se puede detallar las siguientes características.

- Tienen como objetivo explorar de forma eficiente el espacio destinado para la búsqueda, con el fin de encontrar soluciones consideradas como óptimas.
- Son estrategias empleadas como guía en procesos destinados a búsqueda de soluciones.
- Son algoritmos aproximados y no determinísticos, es decir, se busca obtener mutaciones en las soluciones.
- Incorporan condiciones para evitar soluciones óptimas locales.
- No son específicos para a cada problema, sino que incorporan las condiciones específicas de cada problema para buscar una solución.
- Poseen variantes en el rango de búsqueda, pudiéndose obtener soluciones mediante una búsqueda local a soluciones más complejas por medio de procesos de aprendizaje [27].

A continuación, se describen dos técnicas metaheurísticas, algoritmos genéticos y una variante de los algoritmos evolutivos el Algoritmo de Optimización de Mapeo Media-Varianza.

1.3.3.1. Algoritmos Genéticos

1.3.3.1.1. Definición

Los Algoritmos Genéticos (AG) son algoritmos de optimización metaheurísticos, para la búsqueda y optimización de soluciones a problemas prácticos, basados en procesos de evolución natural y evolución genética. [28]

Debido a que el AG necesita información de valores escalares para su funcionamiento, es necesario proponer una combinación de todos los objetivos en uno solo, mediante la utilización de una suma ponderada de las funciones de un solo objetivo. Esta metodología se puede aplicar para generar una solución no dominada que se utilizará como solución inicial. [28]

1.3.3.1.2. Parámetros

El AG comienza con un conjunto muy amplio de posibles soluciones iniciales, las cuales están sometidas a presiones de selección basadas en la adecuación relativa y otros operadores genéticos que sirven para avanzar en la búsqueda. Cada solución candidata se conoce como cromosoma, y el conjunto de todos los cromosomas se crea a partir del conjunto anterior a través de los denominados operadores genéticos (cruzamiento, mutación, etc.). En cualquier generación, la aptitud de cada cromosoma es definida de tal manera que el cromosoma con la aptitud más alta es el que representará el punto óptimo en el espacio de búsqueda. La cadena de solución de aptitud más alta tiene más probabilidades de tener más repeticiones. A este procedimiento se denomina "Selección" en determinadas condiciones; se ha demostrado que la aptitud media mejora de una generación a la siguiente. [29]

a) Representación del Cromosoma

Un cromosoma es visto como una secuencia de genes, cada gen corresponde a una representación o decodificación de un posible parámetro de solución. Se requiere una decodificación correcta para que GA resuelva correctamente el problema. [28]

b) Población Inicial

Esta se caracteriza por contar con un grupo de cromosomas los cuales representan a las posibles soluciones consideradas para el problema. Esta debe ser generada de forma aleatoria la cual sigue una distribución normal. [28]

c) Selección de Individuos

Se debe considerar que por cada generación es necesario seleccionar a los individuos que posean las mejores características que servirán para el cruce de los genes y así pasarlos a la siguiente generación. La selección de los padres se puede realizar de manera randómica. [28]

d) Cruce

El Cruce toma dos individuos, en este caso los padres y produce dos nuevos individuos, mediante este los padres intercambian partes de sus correspondientes cromosomas para permitir el intercambio de cromosomas, lo que lleva a innovar las cadenas de solución. El número de cromosomas que se someten a la operación de cruce está determinado por la probabilidad de cruce. [29]

e) Mutación

La Mutación comprende la selección de los individuos que serán sometidos al cambio aleatorio de uno de los genes de su cromosoma, mediante esta se altera a un individuo para producir una única solución nueva; puede ayudar a las cadenas de soluciones a tener un área más amplia de soluciones factibles. Estas cadenas de soluciones de nueva generación inician las operaciones genéticas repetidamente hasta que se satisface la solución factible. Las mutaciones pueden tener resultados positivos o negativos relacionados a la posible resolución del problema. [29]

Con la finalidad de esquematizar un diagrama del principio de funcionamiento de un algoritmo genético se presentará el siguiente diagrama de flujo: [2]

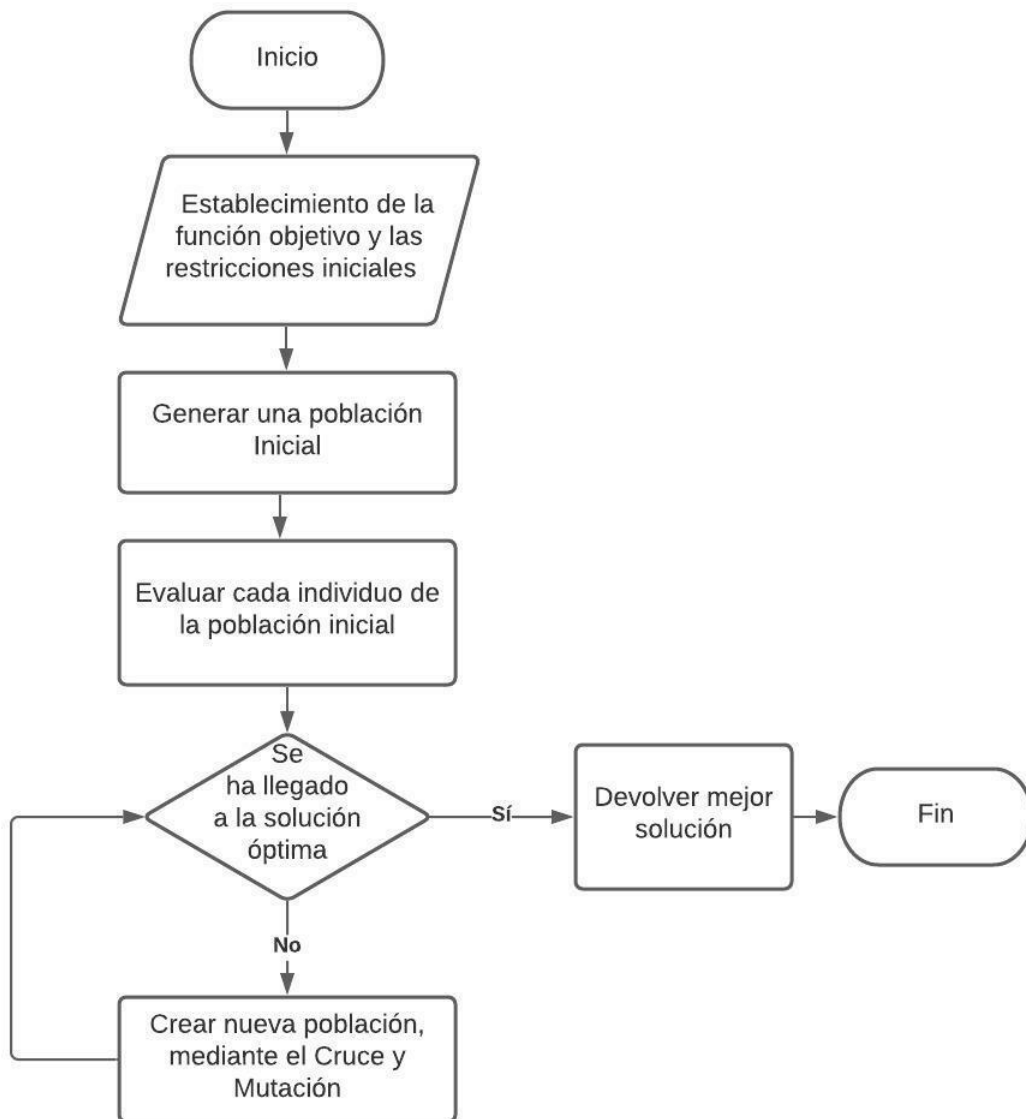


Figura 1.2. Diagrama de flujo del principio de funcionamiento de un AG. [2]

Es necesario considerar parámetros iniciales para un correcto funcionamiento de los AG.

- **Tamaño de la Población:** corresponde al número de cromosomas perteneciente a una población, este describe el número de posibles puntos de búsqueda. Se debe considerar que este factor aumenta si el número de variables de control también aumenta.
- **Número de Poblaciones:** corresponde al número de iteraciones suficientes para la obtención de solución óptima y se utiliza como criterio de parada. Es posible que la solución óptima se puede obtener antes de llegar el número de poblaciones.

- Probabilidad de Cruce: este parámetro es utilizado para determinar el número de cromosomas que se deben incluir en el proceso de cruce. El aumento de este parámetro aumenta la capacidad del AG para encontrar la solución óptima global.
- Probabilidad de Mutación: La probabilidad de mutación por lo general es pequeña. El número de bits que se someten a la operación de mutación está determinado por la probabilidad de mutación. [29]

1.3.3.2. Algoritmo de Optimización de Mapeo Media-Varianza

1.3.3.2.1. Definición

El algoritmo de optimización de mapeo de la media y varianza (MVMO) es una variante que ha surgido recientemente en base a los algoritmos evolutivos. Su mecanismo de búsqueda se aplica a un rango normalizado del espacio multivariable de optimización y adopta un planteamiento único de pares. Este algoritmo se caracteriza por generación de un registro el cual se actualiza de forma continua, permitiendo que se almacene las mejores n-soluciones obtenidas, a las mismas que se les aplica una función de mapeo especial, en donde se considera la media y la varianza de las variables de optimización, para la posterior operación de obtener una mutación. El algoritmo realiza la proyección de variables seleccionadas aleatoriamente sobre la correspondiente función de mapeo, guiando así la solución hacia el mejor conjunto alcanzado hasta ese momento. [30] [27]

1.3.3.2.2. Parámetros

Para comprender de mejor manera como se desarrolla un MVMO se parte de los parámetros a considerar dentro de los algoritmos evolutivos. En los algoritmos evolutivos los principales parámetros que se deben considerar para su correcta implementación corresponden a los pasos de codificación, definición de la función de aptitud y operadores básicos.

- Codificación

Esta etapa consiste en la definir la clase de genotipo en consideración con los requerimientos del problema, es decir, la forma con que los parámetros del problema serán ordenados en arreglos de símbolos definidos como genes. Principalmente la codificación consiste en estructurar una de la posible solución dentro del espacio para la búsqueda del problema. [30]

- Función Aptitud

Es necesario considerar que cada arreglo de las posibles soluciones debe ser evaluado mediante la asignación de un valor, el cual corresponde a su aptitud o rendimiento. Se debe diferenciar los criterios función de aptitud y función objetivo, la función objetivo provee una medición del rendimiento con respecto a un conjunto de genes (arreglo), independientemente de otro arreglo, mientras que la función de aptitud transforma esta medición de rendimiento en una localización de oportunidades para reproducción, es decir la aptitud de un arreglo se define con respecto a sus pares en la población. El valor de aptitud asignado a cada arreglo permite su organización dentro de la población y en tal sentido la correcta definición de la función de aptitud es crucial para que el algoritmo genético alcance los resultados esperados. [30]

- Operadores básicos

Los operadores básicos de un algoritmo evolutivo son selección, cruce y mutación. La selección permite la supervivencia del miembro de la población más apto de acuerdo con su correspondiente aptitud, siendo los individuos con mayor aptitud los que poseen mejores posibilidades de reproducirse, en tanto que los que poseen baja aptitud tienden a desaparecer. Por otra parte, los operadores de cruce y mutación permiten explorar el espacio de búsqueda produciendo modificaciones para que exista diversidad en la población, siendo indispensables en el proceso de solución del problema. [30]

Para comprender el funcionamiento del MVMO aplicado al problema de ubicación de GD de una mejor manera, se debe partir del proceso que este conlleva para encontrar la mejor solución detallado a continuación.

A. Evaluación de aptitud y manejo de restricciones

Para cada individuo (un individuo es contemplado como un caso de valores iniciales con los que arranca el proceso), es necesario aplicar un cálculo de flujo de potencia, mediante el cual se comprueba la posible solución y se le asigna un valor de aptitud f' . En un problema de optimización de minimización, un individuo es seleccionado como el mejor si la aptitud es la menor. El esquema de penalización estático es usado en este estudio para manejar las restricciones. Debido a que las variables de control en x poseen autorrestricciones, todas las variables dependientes del problema se encuentran restringidas por la aplicación de la función de aptitud descrita a continuación:

$$\min f' = \sum_{i=1}^n \lambda_i \max[0, g_i]^\beta \quad (1.1)$$

Donde f es la función objetivo, n es el número de restricciones, β es el orden de la penalización por lo general entre 1 o 2, λ_i corresponde al coeficiente de penalización de la restricción i y g_i es la restricción de desigualdad i la cual es representada por la siguiente relación:

$$g_i(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \leq 0 \quad (1.2)$$

En donde \mathbf{x} representa el vector de variables de estado y \mathbf{u} el vector de variables de control. Es posible el manejo de restricciones adicionales para aplicar al MVMO. [31]

B. Criterio de finalización

Para la búsqueda de la mejor solución local el MVMO realiza una serie de iteraciones, terminando cuando la solución \mathbf{x} alcanza la aptitud deseada o en caso de que no se evidencie ninguna mejora en la aptitud de las últimas iteraciones. Este criterio de finalización es asignado por el usuario, además, el número de iteraciones es equivalente al número de evaluaciones de descendencia de la aptitud. [31] [27]

C. Archivo de soluciones

Este archivo de solución (AS), sirve como base de almacenamiento y dirección de búsqueda para el desarrollo del algoritmo, en este los n mejores individuos que son buscados por el MVMO son almacenados. Podemos observar en la Tabla 1.1, la tabla de contenido en la que se muestra la aptitud y la viabilidad que posee cada individuo las cuales son almacenadas en el AS. [31]

Tabla 1.3. Estructura de datos del archivo de solución.

#	Aptitud	Viabilidad	Solución			
			x_1	x_2	$\dots x_i \dots$	x_k
1						
2						
...						
n						
\bar{x}_i			
v_i			

Es necesario tener las siguientes consideraciones: si n es más grande que dos la tabla de los mejores individuos es llenada de manera progresiva en orden

descendiente a la aptitud, cuando la tabla es llenada con n miembros se realiza una actualización de datos en caso de que la aptitud de la nueva población es mejor que la anterior generación, produciéndose así un cambio constante de la población denotando un proceso dinámico.

La media \bar{x}_i y la varianza v_i , son calculados en cada interacción en la que el AS es actualizado usando las ecuaciones (1.3) y (1.4) respectivamente.

$$\bar{x}_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_i(f) \quad (1.3)$$

$$v_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (x_i(f) - \bar{x}_i)^2 \quad (1.4)$$

Donde j se encuentra definido dentro del intervalo desde 1 a n (tamaño de la población). Al inicio del proceso se le asigna a \bar{x}_i el valor con el que inicia x_i , mientras que para la varianza es definido como $v_i = 0$. [27]

D. Reproducción

Este proceso corresponde a la creación de la descendencia, para lo cual se detalla cada componente del proceso a continuación.

1) Asignación de padres

El individuo con la mejor aptitud (ocupa la primera posición en la AS), así como sus valores de optimización correspondientes son asignados como x_{best} y es asignado como “*padre*” de la población para esa iteración.

2) Creación de la descendencia

Este proceso de creación, de k dimensiones esta integrado por tres operaciones que comúnmente viene presente en los algoritmos evolutivos, y estos son: selección, mutación y cruce.

- **Selección de Variables:** Para seleccionar la variable, el MVMO realiza una búsqueda alrededor de la media almacenada en el AS, conforme a la mejor solución únicamente en las direcciones seleccionadas de m . Esto significa

que solo las dimensiones seleccionadas m de la descendencia, son las que serán actualizadas, y el restante de las dimensiones $D-m$ son asignados los valores correspondientes de x_{best} . Para este proceso se puede emplear cuatro estrategias para seleccionar las variables que son implementadas en el MVMO.

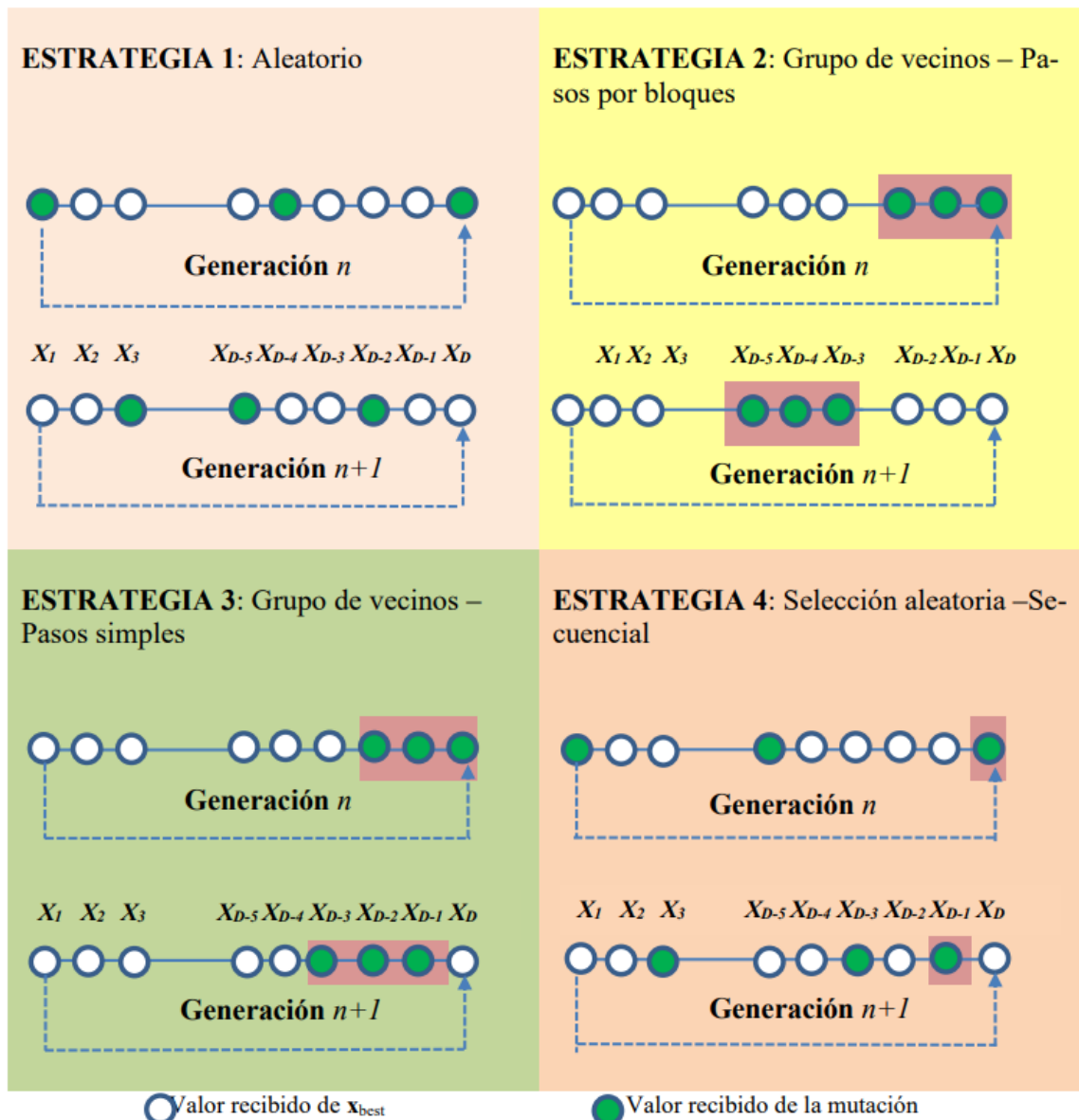


Figura 1.3. Selección de Estrategias, tomado de [27], [31].

- Mutación: Para cada una de las m dimensiones seleccionadas, se utiliza el criterio de mutación en él se asignará un nuevo valor a dicha variable, dándole un número randómico uniforme en el rango entre $[0,1]$, el nuevo valor de i componente de x_i es determinado como:

$$x_i' = \text{random}() \quad (1.5)$$

$$x_i = h_x + (1 - h_1 + h_0) \cdot x_i' - h_0 \quad (1.6)$$

Donde h_x , h_1 y h_0 son las salidas de la función de mapeo de transformación en diferentes entradas dadas por:

$$h_x = h(u_i = x_i'), \quad h_0 = h(u_i = 0), \quad h_1 = h(u_i = 0) \quad (1.7)$$

Se debe tener en consideración que la salida de (1.6) se encuentra dentro del intervalo $[0,1]$ para cada caso de x_i . La función de mapeo es parametrizada por la siguiente ecuación.

$$h(\bar{x}_l, S_{i1}, S_{i2}, u_i) = \bar{x}_l \cdot (1 - e^{-u_i \cdot S_{i1}}) + (1 - \bar{x}_l) \cdot e^{-(1-u_i) \cdot S_{i2}} \quad (1.8)$$

Donde S_{i1} y S_{i2} son factores de forma con los que se pueden obtener diferentes pendientes asimétricas de la función de mapeo. Las pendientes son calculadas por la siguiente ecuación.

$$S_i = -\ln(v_i) \cdot fs \quad (1.9)$$

Donde el fs corresponde al factor de escalamiento, el que permite controlar el proceso de búsqueda. En caso de tener un fs pequeño considerado entre 0.9 y 1.0, provoca que la pendiente de la curva de mapeo se vea incrementada generando una mejor exploración. Un fs mayor a 1.0, provocará una curva más plana. El factor de escalamiento también permite definir varios valores de pendientes S_{i1} , S_{i2} los cuales pueden ser enfocados en el espacio de búsqueda por debajo o por arriba del valor medio como se puede evidenciar en la Fig. 4.

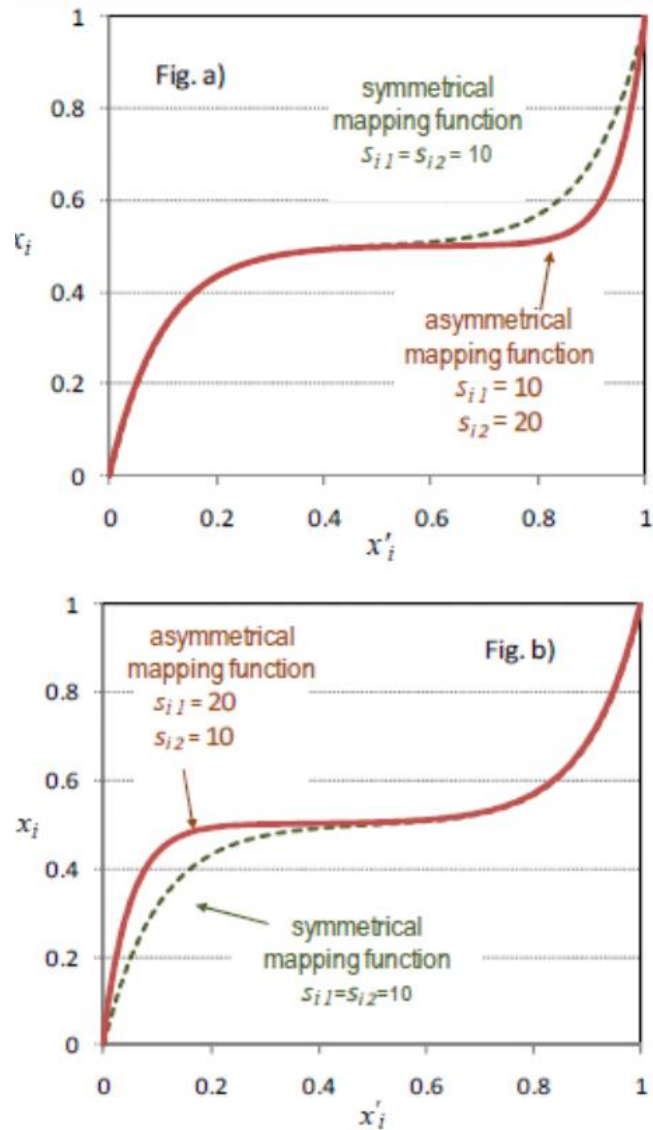


Figura 1.4. Efecto de diferentes factores de forma $s_{i1} \neq s_{i2}$. [27]

- Cruce: Para las dimensiones no-mutadas restantes los genes del padre, x_{best} , son heredadas, es decir, los valores de dichas dimensiones son clones del padre.

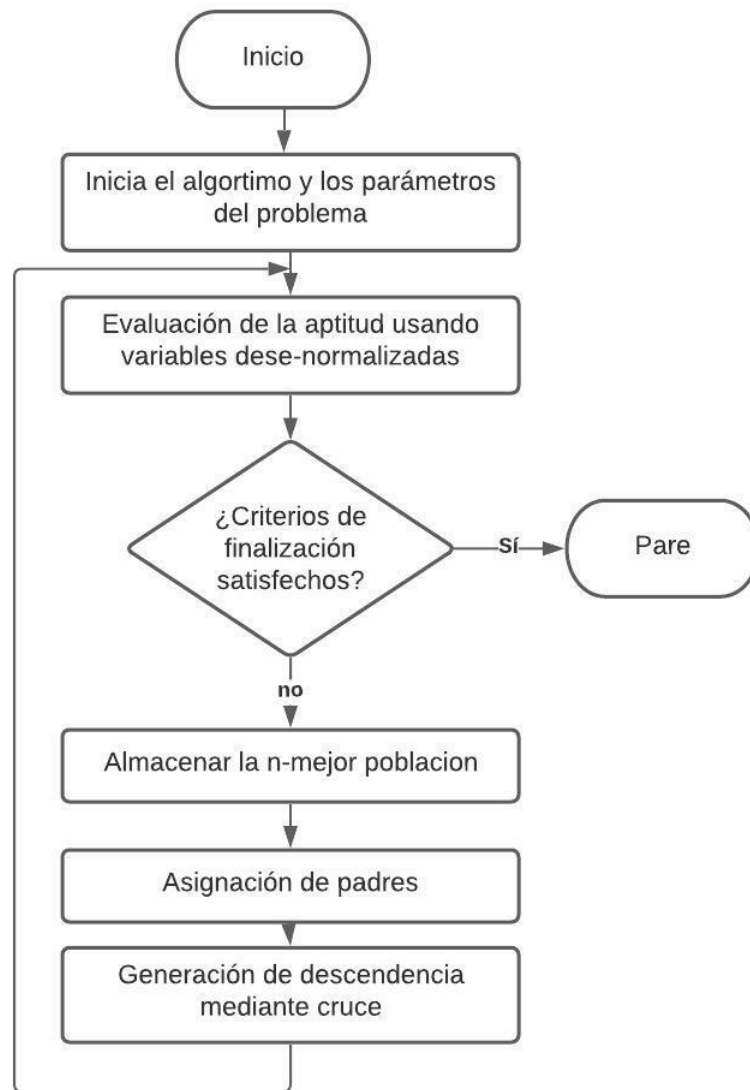


Figura 1.5. Diagrama de flujo del principio de funcionamiento de un Algoritmo MVO.
[30]

2. UBICACIÓN Y DIMENSIONAMIENTO ÓPTIMO DE GD – CASO DE ESTUDIO

A continuación, se presenta la implementación de la metodología utilizada para la ubicación y dimensionamiento óptimo de generación distribuida en redes de distribución, a un caso de prueba.

En primera instancia se presenta el sistema de prueba que se utilizará para la validación de los algoritmos de optimización, y luego se presentará el planteamiento del problema, tanto la función objetivo que será utilizada tanto para el AG, como el MVMO, así como los límites y restricciones con los que se delimitará las posibles soluciones que se obtendrán de ambos algoritmos para el modelo base en el que se conectarán las unidades de generación correspondientes.

El detalle de la guía metodológica desarrollada se explicará en la sección 3.4.

2.1. DESCRIPCIÓN DEL MODELO DE PRUEBA

El objetivo que se ha planteado para el presente trabajo es el de minimizar las pérdidas de potencia activa de un sistema mediante la implementación de GD, para lo cual se implementará los datos correspondientes al sistema de prueba del IEEE de 33 barras que se describen a continuación:

Este sistema está conformado por un alimentador con 32 ramas bajo cuatro ramales diferentes. Las cargas totales de potencia activa y reactiva son 39284 kW y 24446 kVar respectivamente. Las pérdidas totales de potencia activa y reactiva sin GD son 213 kW y 140 kVar. El voltaje en barra más débil sin DG es la barra 18 con un nivel de voltaje de 0,903p.u. [32] [33]

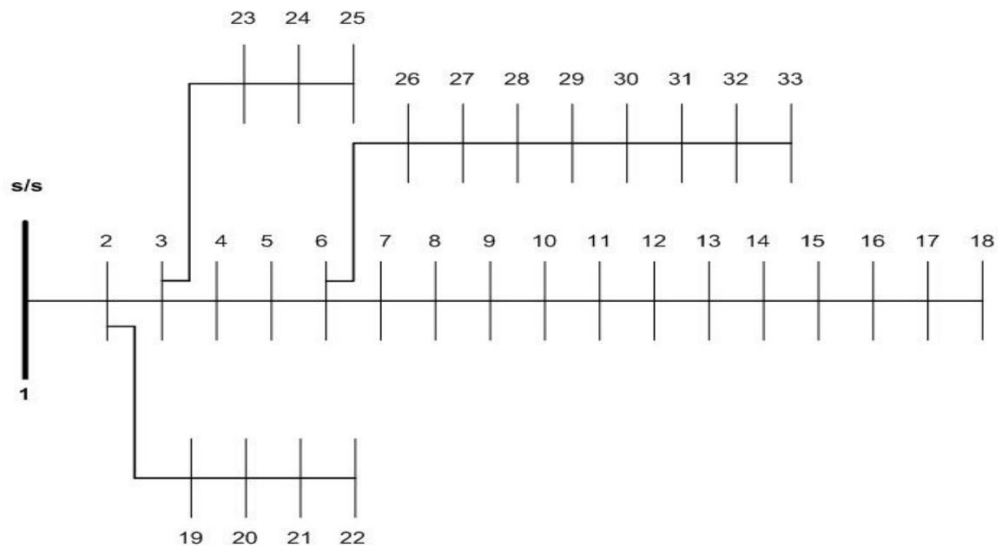


Figura 2. 1. IEEE 33 barras RDR.

Tabla 2. 1. Información de los Tramos de la Red y Demanda para el sistema 33 barras IEEE

<i>Nodo i</i>	<i>Nodo j</i>	$R_{ij} [\Omega]$	$X_{ij} [\Omega]$	$PD_i [kW]$	$QD_i [kVAr]$
1	2	0,0922	0,0477	100	60
2	3	0,4930	0,2511	90	40
3	4	0,3660	0,1864	120	80
4	5	0,3811	0,1941	60	30
5	6	0,8190	0,7070	60	20
6	7	0,1872	0,6188	200	100
7	8	0,7114	0,2351	200	100
8	9	1,0300	0,7400	60	20
9	10	1,0400	0,7400	60	20
10	11	0,1966	0,0650	45	30
11	12	0,3744	0,1238	60	35
12	13	1,4680	1,1550	60	35
13	14	0,5416	0,7129	120	80
14	15	0,5910	0,5260	60	10
15	16	0,7463	0,5450	60	20
16	17	1,2890	1,7210	60	20
17	18	0,7320	0,5740	90	40
2	19	0,1640	0,1565	90	40

19	20	1,5042	1,3554	90	40
20	21	0,4095	0,4784	90	40
21	22	0,7089	0,9373	90	40
3	23	0,4512	0,3083	90	50
23	24	0,8980	0,7091	420	200
24	25	0,8960	0,7011	420	200
6	26	0,2030	0,1034	60	25
26	27	0,2842	0,1447	60	25
27	28	1,0590	0,9337	60	20
28	29	0,8042	0,7006	120	70
29	30	0,5075	0,2585	200	600
30	31	0,9744	0,9630	150	70
31	32	0,3105	0,3619	210	100
32	33	0,3410	0,5302	60	40

2.1.1. ESCENARIO DE DEMANDA Y TECNOLOGÍA DE GENERACIÓN

Para el modelamiento de este caso de estudio se ha considerado el escenario de demanda máxima proyectada, esto debido a que, al tratarse de un estudio de prefactibilidad para una primera etapa de selección del tamaño de las unidades de GD, así como su ubicación, no es necesario un análisis de profundidad que involucre una variación más detallada del tiempo sino una visión macro, que luego con base a una solución factible, sea evaluada a mayor detalle tanto en el aspecto técnico como económico.

Por otro lado, en cuanto a la modelación de las fuentes de GD, se ha supuesto que la tecnología disponible es una central basada en turbinas de gas, (detalle explicado en la sección 1.2.1.1.2).

2.2. FLUJO ÓPTIMO DE POTENCIA (OPF)

Para entender por qué se usa un OPF y no un estudio de Flujos de Potencia para la resolución del problema de optimización planteado para el presente de trabajo de minimización de pérdidas de potencia activa es necesario definir en que consiste este último.

Los estudios de flujo de potencia son usados con la finalidad de obtener la magnitud y ángulo de fase del voltaje en cada una de las barras, así como las potencias tanto activas

como reactivas que fluyen por cada línea. Para resolver el problema de flujos de potencia es necesario usar las admitancias propias y mutuas que componen la matriz de admitancias de barra por lo que para su obtención se debe usar las ecuaciones determinando primero la conductancia en la ecuación (2.1) y susceptancia en la ecuación (2.2) de la línea, posterior se debe emplear la ecuación de admitancia mutua en (2.3) y propia en (2.4) conformando así la Ybarra la cual se aprecia en (2.5). [34] [35]

$$G = \frac{R}{R^2 + X^2} \quad (2.1)$$

Donde:

G: es la Conductancia.

R: es la Resistencia de la línea.

X: es la Reactancia de la línea.

$$B = \frac{X}{R^2 + X^2} \quad (2.2)$$

Donde:

B: es la Susceptancia.

R: es la Resistencia de la línea.

X: es la Reactancia de la línea.

$$y_{in} = -y_{in} \angle \theta_{in} \quad (2.3)$$

$$y_{ii} = - \sum_{j=1}^N -y_{in} \angle \theta_{in} \quad (2.4)$$

$$Y_{in} = \begin{bmatrix} 0 & -Y_{in} & \dots & -Y_{in} \\ -Y_{in} & 0 & -Y_{in} & \vdots \\ \vdots & -Y_{in} & 0 & -Y_{in} \\ -Y_{in} & \dots & -Y_{in} & 0 \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

Con la finalidad de obtener el valor correspondiente de potencia en cada barra, es necesario conocer el flujo de corriente que circula por el sistema, como es mostrado en la matriz (2.6). [35]

$$\begin{bmatrix} I_{ij} & \cdots & I_{ij} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ I_{ij} & \cdots & I_{ij} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} V_i Y_{ii} & -V_n Y_{in} & \cdots & -V_n Y_{in} \\ -V_n Y_{in} & \ddots & -V_n Y_{in} & \vdots \\ \vdots & -V_n Y_{in} & \ddots & -V_n Y_{in} \\ -V_n Y_{in} & \cdots & -V_n Y_{in} & V_i Y_{ii} \end{bmatrix} \quad (2.6)$$

Consecuentemente al desarrollar (2.6), se obtendrá la ecuación (2.7) la cual muestra la corriente que circula por cada barra del sistema. [35]

$$I_i = Y_{11}V_1 + Y_{11}V_1 + \cdots + Y_{in}V_{in} = Y_{ii}V_i + \sum_{n=1}^N Y_{in}V_n, i \in N \quad (2.7)$$

Se conoce que la potencia corresponde al producto entre el voltaje y la corriente en cada una de las barras, por lo que, para la potencia activa y reactiva, se obtendrá la ecuación resultante (2.8). [35]

$$P_i - jQ_i = \sum_{n=1}^N |Y_{in}V_nV_i| \angle \theta_{in} + \delta_n - \delta_i \quad (2.8)$$

Posteriormente si se expande la resolución de la ecuación (2.8) antes descrita, se obtendrán las ecuaciones de potencia activa y reactiva, las misma que permitirán obtener los flujos de potencia que circulan por cada una de las barras del sistema resolviendo así el problema de flujos de potencia.

Debido a que dichas ecuaciones presentan un grado de complejidad por sus propiedades no lineales es necesario el uso de métodos iterativos los que facilitan la obtención de resultados, entre los métodos comúnmente usados se tiene: el método de Newton-Rapshson, método de Gauss-Seidel, método de la Bisección, entre otros.

Es así como se evidencia que la resolución de un estudio de Flujos de Potencia reflejará resultados eléctricos mas no óptimos o eficientes para el sistema, en este sentido, tomando en consideración que para la implementación de la GD se busca optimizar el nivel de pérdidas, reduciéndolas al mínimo durante el transporte de los recursos de energía desde la generación hasta el consumidor, será necesario la aplicación de un Flujo Óptimo de Potencia (OPF), procedimiento que será descrito a continuación.

El OPF consiste en el despacho de generadores con la finalidad de minimizar o maximizar una función objetivo la cual está sujeta a restricciones de igualdad y desigualdad. La función objetivo puede ser la minimización de pérdidas del sistema, la maximización del beneficio social neto, la minimización de costos en generación, entre otros. Dicho concepto

de OPF fue definido en la década de los 60's por Carpentier. El primer método de resolución fue el método del gradiente reducido, posteriormente Dommel y Tinney resuelven el problema mediante la resolución de las ecuaciones de Kuhn-Tucker usando una combinación del método del gradiente aplicándolo a un grupo de variables independientes y funciones de penalización para las violaciones de las restricciones dependientes. [36]

Como se mencionó en el primer capítulo de este Trabajo de Titulación existe una gran cantidad de métodos de optimización para resolver el problema de OPF, sin embargo, para el desarrollo del problema de minimización de pérdidas técnicas se ha escogido al Algoritmo Genético y al MVMO como métodos de optimización.

Para el desarrollo del presente trabajo es necesario el planteamiento de una función objetivo, enfocada en este caso a la minimización de pérdidas técnicas, misma que será presentada en la ecuación (2.9) y a su vez debe estar sujeta a las restricciones de igualdad y desigualdad del sistema, dicho desarrollo será especificado en el siguiente literal.

2.3. PLANTEAMIENTO DE LOS PARÁMETROS INICIALES DEL MODELO

2.3.1. FUNCIÓN OBJETIVO

La función objetivo (FO) es descrita mediante la ecuación (2.9), a través de esta se plantea la minimización de las pérdidas de potencia activa del sistema. Para el efecto la FO compara la potencia, tanto de cargas, como inyecciones en cada uno de los nodos del sistema, permitiendo así un balance nodal [34]. Para que dicha función se cumpla es necesario establecer los criterios de restricciones en caso de una violación en los límites estipulados los cuales se presentarán en el siguiente literal.

$$FO = \min (PL) = \min \left(\sum_{i=1}^n PG_i - \sum_{i=1}^n PD_i \right) \quad (2.9)$$

Donde:

PL : Potencia activa de pérdidas.

PG_i : Potencia generada

PD_i : Potencia consumida o potencia de carga

2.3.2. RESTRICCIONES

Para cumplir con el objetivo de obtener soluciones que logren minimizar la función objetivo es necesario la implementación de restricciones que delimiten las opciones factibles, en caso de que una solución viole los límites preestablecidos para el modelamiento oprimo del sistema.

2.3.2.1. Restricciones de Igualdad

2.3.2.1.1. Balance de potencia activa y reactiva

Para realizar un análisis de balances de potencias en una barra, es necesario que se cumpla que: la potencia que ingresa a dicha barra debe ser igual a la potencia que sale de la misma, por lo que para cumplir dicho criterio se establecen las ecuaciones (2.10) y (2.13), en estas se detalla que: la potencia de generación que llega a la barra i menos la potencia de carga debe ser igual a la potencia que está ingresando o saliendo de la barra i , las ecuaciones (2.11) y (2.14) son las sumatorias de los todos flujos que se van por las líneas que salen de la barra i .

Reemplazadas la ecuaciones (2.11) y (2.14) en (2.10) y (2.13) respectivamente se obtienen las ecuaciones (2.12) y (2.15), que buscan garantizar que la demanda generada por el sistema sea satisfecha, de tal manera, que la potencia que produce el sistema eléctrico, así como las fuentes instaladas de GD no excedan a la potencia que requiere el sistema para su funcionamiento. [2] [34]

$$PG_i - PD_i = P_i(V, \theta) \quad (2.10)$$

$$P_i(V, \theta) = V_i \sum_{k=1}^n V_k [g_{ik} \cos(\theta_{ik}) + b_{ik} \sin(\theta_{ik})] \quad (2.11)$$

$$PG_i - PD_i = V_i \sum_{k=1}^n V_k [g_{ik} \cos(\theta_{ik}) + b_{ik} \sin(\theta_{ik})] \quad (2.12)$$

$$QG_i - QD_i = Q_i(V, \theta) \quad (2.13)$$

$$Q_i(V, \theta) = V_i \sum_{k=1}^n V_k [g_{ik} \sin(\theta_{ik}) - b_{ik} \cos(\theta_{ik})] \quad (2.14)$$

$$QG_i - QD_i = V_i \sum_{k=1}^n V_k [g_{ik} \sin(\theta_{ik}) - b_{ik} \cos(\theta_{ik})] \quad (2.15)$$

Donde:

PG_i, QG_i : Son la potencia activa y reactiva respectivamente generada por la GD en la barra i .

PD_i, QD_i : Son la potencia activa y reactiva respectivamente de demanda en la barra i .

n : Es el número de barras.

V_k : Es el voltaje en la barra k .

g_{ik} y b_{ik} : Son las componentes real e imaginaria de la matriz de admitancia Y_{ik} .

θ_{ik} : es el ángulo de admitancia de la Ybarra, o el ángulo entre las barras i y k .

2.3.2.2. Restricciones de desigualdad

2.3.2.2.1. Límites de Voltaje

La Regulación No. ARCERNNR 002/20, establece los siguientes límites para los índices de voltaje, (Tabla 2.2) [37], los cuales se utilizarán para delimitar los rangos de voltajes tanto para el AG como el MVMO.

Tabla 2. 2. Límites para el índice de nivel de voltaje [37]

Nivel de Voltaje	Rango Admisible
Alto Voltaje (Grupo 1 y Grupo 2)	$\pm 5\%$
Medio Voltaje	$\pm 6\%$
Bajo Voltaje	$\pm 8\%$

Para garantizar que los niveles de voltaje se mantengan dentro de los límites permisibles se establecen rangos para las posibles soluciones, mismas que deben estar entre 0.95 p.u. y 1.05 p.u., esta restricción será representada mediante la ecuación (2.16). [34]

$$V_{imin} \leq V_i \leq V_{imax} \quad (2.16)$$

Donde:

V_{imin}, V_{imax} : representan el voltaje mínimo y máximo admisible.

V_i : representan el voltaje nominal.

2.3.2.2.2. Límites de los ángulos de voltaje

En la ecuación (2.17) se establecen los límites para los ángulos de voltaje en cada una de las barras, dichos límites son tomados en consideración conforme a la norma europea de seguridad EN50160 [34], esta menciona que la variación que se puede presentar en el ángulo de voltaje en cada una de las barras del sistema es entre el 6% y 10%.

$$\delta_{i-min} \leq \delta_i \leq \delta_{i-max} \quad (2.17)$$

Donde:

$\delta_{i-min}, \delta_{i-max}$: representan el límite de ángulo de voltaje mínimo y máximo.

δ_i : representa el ángulo nominal del voltaje.

2.3.2.2.3. Límites de potencia

Para mantener un límite en la capacidad de potencia que puede entregar las unidades de GD es necesario establecer restricciones descritas en las ecuaciones (2.18), (2.19), (2.20) y (2.21), las mismas que están en función de una variable de decisión binaria (2.22), la cual establece dos valores; 1 si una unidad de GD está en funcionamiento o 0 en caso de que no lo esté. [34]

$$PG_i \leq PG_{imax} * U_{GD_i} \quad (2.18)$$

$$PG_i \geq PG_{imin} * U_{GD_i} \quad (2.19)$$

$$QG_i \leq QG_{imax} * U_{GD_i} \quad (2.20)$$

$$QG_i \geq QG_{imin} * U_{GD_i} \quad (2.21)$$

Donde:

$PG_{max}, PG_{min}, QG_{max}, QG_{min}$: representan las potencias activas y reactivas de generación máximas y mínimas respectivamente.

P_{G_i} , Q_{G_i} : representan la potencia activa y potencia reactiva despachada por cada generador ubicado en la barra i .

U_{GD_i} : representa la variable binaria de decisión.

$$U_{GD_i} \in \{0,1\} \quad (2.22)$$

Donde:

1 representa si la unidad de GD está integrada y 0 sino se integro

2.3.2.2.4. Número máximo de bloques de unidades de GD

La ecuación (2.23) determina los bloques de potencia que puede entregar una central de GD, las cuales pueden ser integradas al sistema de prueba, conforme con los requerimientos del planificador. [34]

$$\sum_1^i U_{GD_i} \leq N_{GDmax} \quad (2.23)$$

Donde:

N_{GDmax} : representa el número total de rangos de magnitudes de potencia suministrada por el bloque de GD.

U_{GD_i} : representa la variable binaria de decisión.

2.4. CARACTERÍSTICAS DEL TAMAÑO DE LA UNIDADES DE GD

Para efectos prácticos del desarrollo de este proyecto se considera que cada central de GD tendrá una capacidad máxima de 1 MW, y que teóricamente existe la posibilidad de que se incorpore en unidades de 0.1 MW¹, dando la posibilidad de tener un máximo de 10 unidades por barra y que se implementaran a través de las ecuaciones (2.18) y (2.19). También se estable que el número máximo de centrales de GD que pueden integrarse al sistema es igual a 3, por lo que el tamaño total de GD que puede integrarse al sistema es de 3 MW, dicha consideración se puede verificar en la ecuación (2.23).

2.5. MODELAMIENTO DEL ALGORITMO GENÉTICO

¹ Esta suposición se la realiza únicamente con el fin de demostrar la capacidad que tiene el modelo para dimensionar la capacidad óptima de la central de GD, considerando así el ingreso o la implementación por unidades, más allá de la capacidad o potencias que se han usado para este modelo de prueba teórico.

Para entender cómo será el funcionamiento de la función Algoritmo Genético (2.25) dentro de Matlab partiremos del proceso que este conlleva. [38]

- 1) **Arranque:** el algoritmo creará un grupo de posibles soluciones para la resolución del problema de optimización denominado *población inicial*.

Esta *población inicial* está conformada por una matriz de las magnitudes correspondientes a todas las variables: V_i , δ_i , PG_i , QG_i y U_{GD_i} , las mismas que intervienen en el desarrollo del *ga* dicha matriz tendrá un tamaño de:

$$Población = \begin{bmatrix} \dots & \dots \\ \dots & \dots \end{bmatrix}_{nind \times nvars} \quad (2.24)$$

Donde:

nvars : Es el número de variables que intervienen en el desarrollo del *ga*, y que corresponden a las variables: V_i , δ_i , PG_i , QG_i y U_{GD_i} .

nind: Es el número máximo de individuos posibles que puede tomar el *ga*, este es uno de los parámetros que es inicializado mediante la función *gaotimeset*, propia del *ga*.

Para el desarrollo del modelamiento del AG el *nvars*, corresponderá a; los 33 voltajes en cada una de las barras del modelo de prueba V_i , a sus 33 ángulos correspondientes δ_i , las 33 potencias de generación activa PG_i , correspondiente a la GD que posiblemente podría ubicarse en dicha barra, así como las 33 potencias de generación reactiva QG_i y a la variable de control U_{GD_i} , misma que controla si un bloque de GD está conectado o no de a barra, de igual manera tendrá un tamaño de 33, dándose así que el número de variables que se consideran para la población será de 165 variables. El *nind* es un parámetro de inicialización de la función del *ga* y que para el modelamiento se lo ha inicializado en 300 posibles individuos que puede tomar el *ga*, dichos valores deben estar delimitados por las restricciones dadas por las ecuaciones (2.16), (2.17), (2.18), (2.19), (2.20) y (2.21), es decir, se considera que la *población inicial* estará formada por una matriz de magnitudes aleatorias correspondientes a cada una de las variables que intervienen en el *ga*, y tendrá un tamaño de 300x165. [39]

Esta creación de la población viene establecida mediante la función *gacreationuniform*, propia del *ga*, mediante esta función cada individuo puede ser escogido para la evaluación de acuerdo con una distribución normal, es decir, cada individuo tiene la misma probabilidad de ser evaluado. [40]

- 2) **Evaluación:** en esta se evaluará la calidad de las posibles soluciones propuestas, es decir, una población, esta función adicional se denominará función *fitness*, esta será la función objetivo planteada en el literal anterior.
- 3) **Selección:** en base a lo propuesto se distinguen tres grupos de soluciones: de *élite*, de *cruza* y de *mutación*. El perteneciente a *élite* compone las mejores soluciones por lo que este no se ve alterado.
- 4) **Cruce:** este grupo sufre un proceso de combinación, con la finalidad de obtener mejores soluciones a sus predecesoras. Denominado *padres* al grupo actual e *hijos* al nuevo producto de la combinación.
- 5) **Mutación:** en este último grupo se presentan alteraciones de tipo aleatorias en su valor.
- 6) **Reemplazo:** para este punto se agruparán los grupos; los *hijos*, las *mutaciones* y la *élite*, dando lugar a una nueva generación.
- 7) **Terminación:** esta nueva generación repetirá un bucle del paso 2 al paso 6, hasta que los cambios en la calidad de los miembros cumplan con la función objetivo. Terminando así con la convergencia del programa y obteniendo una solución óptima. [41]

Los criterios de convergencia o de finalización, así como parámetros de inicialización del problema del AG pueden ser establecidos por la función *gaotimeset* incluida en la función de MATLAB del *ga*. Para el efecto se ha establecido; una tolerancia para la función, una tolerancia entre restricciones, el número de iteraciones, el tamaño de la población y el tiempo de simulación como criterios de parada del problema.

La función que se implementará dentro de MATLAB para el desarrollo del AG viene predefinida como (2.25). En la referida función, se puede observar, por un lado; a la derecha los parámetros de entrada del AG y a la izquierda los parámetros de salida. En dicha función se reemplazará los parámetros de entrada con las correspondientes restricciones definidas en el literal anterior y la FO. [42]

$$\begin{aligned}
 & [x, fval, state, output, population, scores] \\
 & = ga(fun, nvars, A, b, Aeq, beq, lb, ub, nonlcon, intcon, options)
 \end{aligned}
 \tag{2.25}$$

Los Parámetros de salida:

x: Es la solución, devuelta en forma de vector real, *x* es el mejor punto que *ga* encontró durante las iteraciones.

fval: Es el valor de la función objetivo de la solución, devuelto como un valor real.

output: Es una estructura que contiene información sobre el proceso de optimización, por ejemplo; el tipo de problema, número de generaciones calculadas, número de evaluaciones de la función aptitud, mensaje de finalización del algoritmo.

population: Es la población final devuelta en forma de matriz.

scores: son los valores de la función de aptitud de las filas de la población final.

Los parámetros de entrada:

fun: Representa la función objetivo definida en (2.9), en este caso la variable de decisión son las pérdidas técnicas de la red.

nvars: es el número de las variables correspondientes a los índices de los voltajes, ángulos y potencias que se integran en el *ga*.

A: es la Matriz de coeficientes de las restricciones de desigualdad.

b: es el vector de constantes a la derecha de las restricciones de desigualdad.

Aeq: es la matriz de coeficientes de las restricciones de igualdad.

beq: es el vector de constantes a la derecha de las restricciones de igualdad.

lb: es el vector de límite inferior de las variables.

$$lb = [\delta_{i-min}; V_{imin}; PG_{imin}; QG_{imin}; N_{GDmin}] \quad (2.26)$$

ub: es el vector de límite superior de las variables.

$$ub = [\delta_{i-max}; V_{imax}; PG_{imax}; QG_{imax}; N_{GDmax}] \quad (2.27)$$

nonlcon: representa el conjunto de restricciones no lineales, de igualdad y desigualdad.

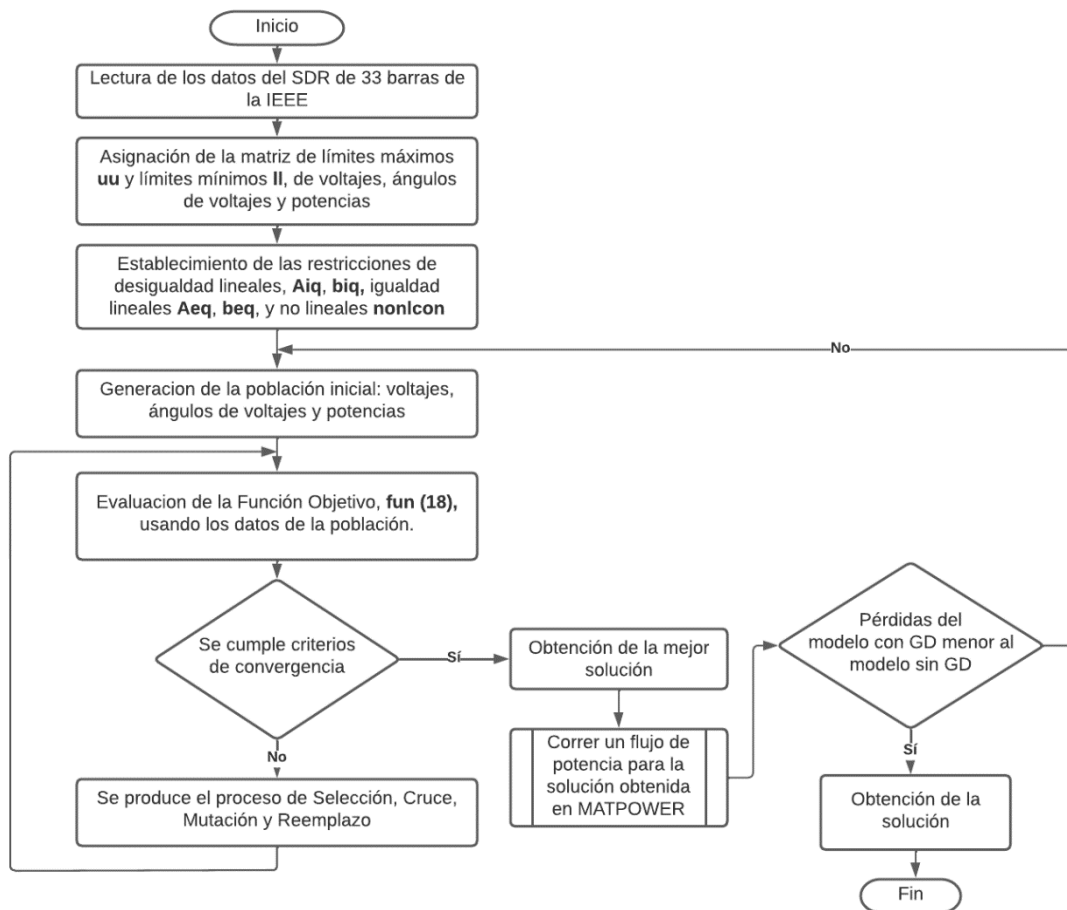


Figura 2. 2. Diagrama de flujo del procedimiento del Algoritmo Genético.

2.6. MODELAMIENTO DEL MVMO

A continuación, se describe el proceso en cada una de las etapas que se implementará para determinar la ubicación y tamaño óptimo de la GD a ser conectada en el modelo base del sistema radial de 33 barras del IEEE, mediante el algoritmo MVMO. [31]

1) Lectura de datos del SDR e Inicialización del Algoritmo MVMO

Para este paso contemplaremos los parámetros iniciales del problema de optimización como lo son los límites y restricciones de voltajes, ángulos y potencias, así como los correspondientes al MVMO, los cuales deben ser inicializados, a continuación, mencionaremos algunos de los mismos:

- n , que corresponde al tamaño de la población dinámica.

- m , corresponde al número de dimensiones, es decir, las variables del problema, las cuales serán seleccionadas para la mutación.
- Selección del método de mutación usado para la resolución del MVMO.
- fs , corresponde al factor de escalamiento de forma.
- AF , corresponde al Factor de Asimetría.
- S_d Valor inicial del factor de forma.

El número de variables del problema, k , debe ser inicializado dentro de un rango permitido. El rango del espacio de búsqueda para las variables de optimización dentro del algoritmo MVMO es $[0,1]$, sin embargo, al evaluar la aptitud se utilizará valores actuales en el espacio del problema fuera de la misma.

2) Inicialización: se inicializa el vector x

Para la asignación de restricciones se procede a la inicialización del parámetro x , en el que se asignarán dos vectores x_{min} y x_{max} los cuales almacenarán los límites correspondientes tanto para voltajes y sus ángulos como para potencia activa y reactiva (V_i , δ_i , PG_i y QG_i respectivamente), límites dados por las ecuaciones (2.16), (2.17), (2.18), (2.19), (2.20) y (2.21).

3) Evaluación de la función objetivo o de aptitud $f(x)$

Para lo cual se desnormaliza x , el que contiene como se ha mencionado en el anterior literal las restricciones de voltajes, así como sus ángulos y las potencias de generación. La función de aptitud se encuentra enfocada al criterio de pérdidas.

4) Finalización

En este punto se verifica el criterio de finalización del proceso, si se cumple el número de iteraciones designado, terminando así el MVMO, sino se continua con el paso 5.

Para el criterio de finalización o de convergencia del problema se ha establecido como criterios de parada a la tolerancia de la función y el número de iteraciones.

5) Archivo de Soluciones (AS)

Se almacena los mejores vectores de solución, es decir, aquellos que cumplan con el mejor criterio de aptitud.

6) Conforme a los datos almacenados en el AS, se realiza los cálculos correspondientes de la media \bar{x}_i y la varianza v_i , para cada solución i almacenada.

7) Asignación de la mejor solución

En este punto se le asigna a la mejor solución almacenada en el AS x_{best} como el padre.

8) Selección de la variable

En este punto se selecciona una dimensión $m < D$ del vector de solución x .

9) **Mutación:** se le aplica una función de mapeo a las mejores soluciones que se encuentren almacenadas en el vector de dimensión m .

10) **Cruce:** se fija la dimensión restante del vector x a los vectores x_{best} . Volver al paso 3. [27] [31]

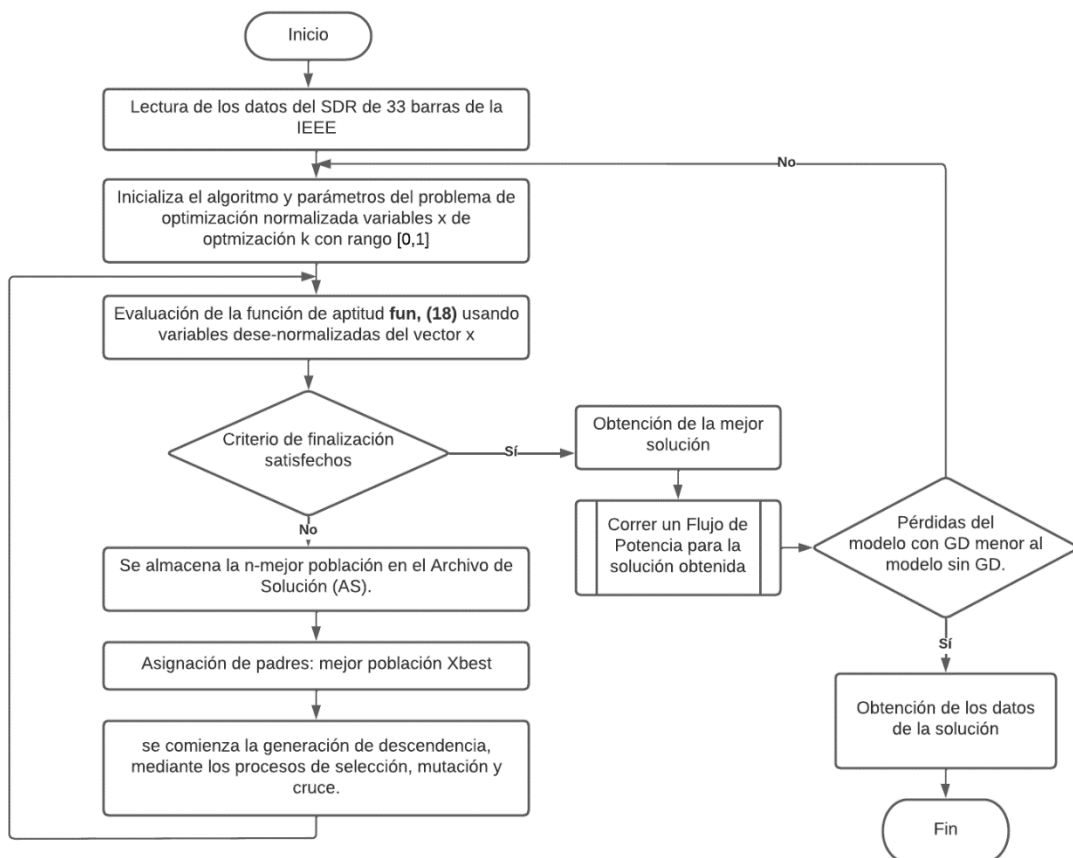


Figura 2. 3. Diagrama de flujo del procedimiento del Algoritmo MVMO. [32]

3. ANÁLISIS DE RESULTADOS

En este capítulo se analizará las simulaciones de los dos algoritmos tanto del AG como el del MVMO, de manera individual y posterior a esta una comparativa de ambas soluciones frente al problema de ubicación de GD. Se debe tener en consideración que las pérdidas originales del SDR de 33 barras del IEEE son de 0,213 MW, dato que servirá como principal medio de comparación entre resultados.

3.1. RESULTADOS DEL ALGORITMO GENÉTICO

Para definir la mejor solución entregada por el algoritmo AG en primera instancia se realizó un análisis estadístico, mediante la repetición de la rutina de simulación, obteniéndose los resultados mostrados en la Tabla 3.1, posterior se obtuvo la media muestral, así como su desviación, teniendo así un criterio de referencia para escoger la mejor solución con la que se realizará el posterior análisis de perfiles de voltajes y comparativa entre métodos.

Tabla 3. 1. Resultados obtenidos del algoritmo AG.

Parámetros ²	AG						PÉRDIDAS ³ [MW]
	TAMAÑO [MW]			#BARRAS DE LA CONEXIÓN DE LA GD			
	GD1	GD2	GD3	GD1	GD2	GD3	
Tamaño de población: 300	0,7	0,7	0,7	18	20	26	0,114
Iteraciones: 500	0,8	0,8	0,8	18	20	26	0,113
Tiempo límite: 1000	0,8	0,8	0,8	18	20	26	0,113
Tolerancia en función: 1e-4	0,7	0,7	0,7	13	21	32	0,096
Tolerancia en Restricciones: 1e-3	0,7	0,7	0,7	13	21	32	0,096
	0,7	0,7	0,7	13	21	32	0,096
	0,7	0,7	0,7	13	21	32	0,096
	0,7	0,7	0,7	13	21	32	0,096
	0,7	0,7	0,7	13	21	32	0,096
	0,7	0,7	0,7	13	21	32	0,096
	0,7	0,7	0,7	13	21	32	0,096
	0,7	0,7	0,7	13	21	32	0,096
	0,7	0,7	0,7	13	21	32	0,096
	0,7	0,7	0,7	13	21	32	0,096
Media Muestral	0,7143	0,7143	0,7143	14,0714	20,7857	30,7143	0,0997

² Parámetros que servirán como criterio de convergencia o parada para el algoritmo AG, se debe mencionar que este parámetro de: tamaño de población hace referencia al número máximo de posibles individuos que pueden ser tomados dentro del límite de cada restricción conformando en conjunto al número de variables la población inicial con la que se inicializa el algoritmo AG.

³ Valor de pérdidas obtenido de la comprobación de resultados mediante la herramienta de MATPOWER.

Desviación Muestral	0,0363	0,0363	0,0363	2,1291	0,4258	2,5549	0,0074
---------------------	--------	--------	--------	--------	--------	--------	--------

De las simulaciones realizadas se obtiene que la solución que más se repite es la combinación de unidades de GD ubicadas en las barras 13, 21 y 32. Con base a estos resultados, se determina que la conexión de 3 bloques de GD en las barras: 13, 21 y 32 con un tamaño⁴ de 0,7, 0,7 y 0,7 MW respectivamente generaran la reducción de pérdidas que se busca. Para validar estos resultados se corre un Flujo de Potencia en el MATPOWER, con lo que se determina que el nivel de pérdidas es de 0,096 MW, evidenciándose así una reducción en pérdidas del 55% en comparación con las del escenario sin GD, en la que se obtuvieron pérdidas de 0,213 MW.

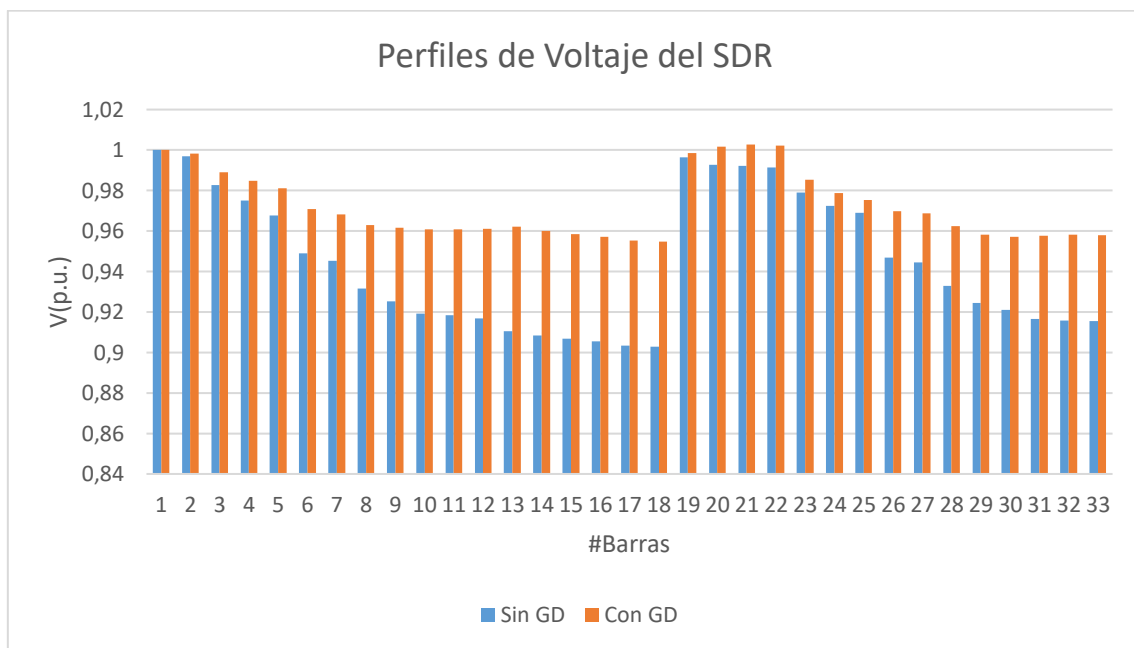
3.1.1. PERFILES DE VOLTAJE

A continuación, se muestran los resultados de los perfiles de voltaje en el sistema, cuando se simula la mejor solución encontrada para la ubicación y el tamaño de las unidades de GD. Obteniéndose los siguientes resultados.

Perfiles de Voltaje del SDR		
#Barras	Sin GD	Con GD
1	1	1
2	0,9970	0,9983
3	0,9827	0,9889
4	0,9751	0,9849
5	0,9676	0,9812
6	0,9490	0,9708
7	0,9454	0,9683
8	0,9316	0,9630
9	0,9252	0,9617
10	0,9193	0,9609
11	0,9184	0,9609
12	0,9168	0,9612
13	0,9106	0,9621
14	0,9083	0,9599
15	0,9069	0,9585
16	0,9055	0,9572
17	0,9034	0,9553
18	0,9028	0,9547
19	0,9965	0,9985
20	0,9928	1,0016
21	0,9921	1,0027
22	0,9915	1,0021

⁴ Consideración que se estableció en el literal 2.4.

23	0,9791	0,9853
24	0,9724	0,9786
25	0,9690	0,9753
26	0,9470	0,9698
27	0,9444	0,9686
28	0,9329	0,9624
29	0,9245	0,9581
30	0,9210	0,9570
31	0,9167	0,9576
32	0,9158	0,9581
33	0,9155	0,9579



Como se puede evidenciar del anterior grafico de barras, existe un incremento en los perfiles de voltaje en las barras del SDR al realizar la conexión de las unidades de GD. Un claro ejemplo son los voltajes de barra; 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 26, 27, 28, 29, 30, 31, 32 y 33, que previo a la incorporación de GD presentan una violación del límite mínimo permisible, situación que luego es superada con la conexión de los bloques de GD. Como se observa, los niveles de voltaje se ven incrementados, ubicándose dentro de los límites permisibles estipulados por la regulación No. ARCERNNR 002/20, comprobándose así uno de los beneficios que trae consigo el empleo de la GD, el incremento en los niveles de voltaje.

3.2. RESULTADOS DEL MVMO

De igual manera que en el análisis del AG, para definir la mejor solución entregada por el algoritmo MVMO en primera instancia se realizó un análisis estadístico, mediante la repetición de la rutina de simulación, obteniéndose los resultados mostrados en la Tabla 3.2, posterior se obtuvo la media muestral, así como su desviación, teniendo así un criterio de referencia para escoger la mejor solución con la que se realizará el posterior análisis de perfiles de voltajes y comparativa entre métodos.

Tabla 3. 2. Resultados obtenidos del algoritmo MVMO.

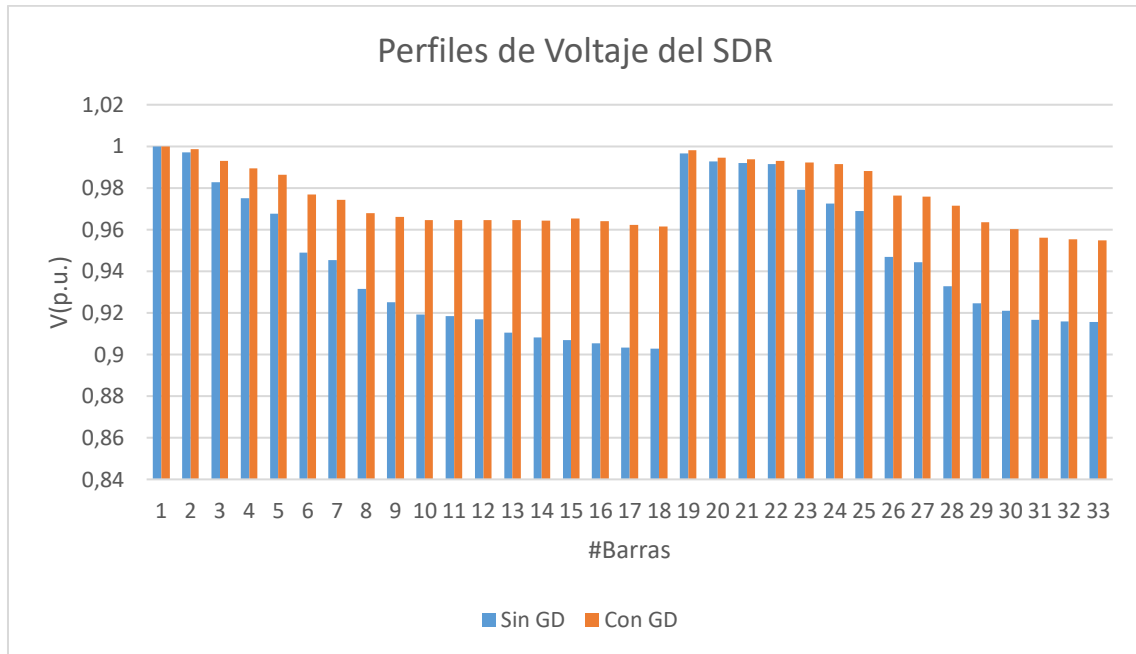
Parámetros	MVMO						PÉRDIDAS [MW]
	TAMAÑO [MW]			#BARRAS DE LA CONEXIÓN DE LA GD			
	GD1	GD2	GD3	GD1	GD2	GD3	
Iteraciones: 500000 Variables: 165	0,6	1,0	1,0	20	25	29	0,114
	0,8	1,0	0,7	4	19	27	0,139
	1,0	1,0	1,0	11	15	24	0,128
	0,2	0,6	1,0	5	8	25	0,127
	1,0	0,7	1,0	3	8	25	0,118
	1,0	1,0	1,0	8	24	25	0,117
	0,9	0,4	1,0	15	17	24	0,117
	0,4	1,0	0,9	19	25	31	0,116
	1,0	0,6	1,0	3	7	32	0,103
	0,6	0,9	0,9	14	19	27	0,102
	0,7	1,0	0,9	8	23	29	0,088
	1,0	1,0	1,0	5	9	29	0,085
	0,6	1,0	1,0	15	24	28	0,078
	1,0	1,0	1,0	15	24	30	0,076
Media Muestral	0,7579	0,8721	0,9493	10,3571	17,6429	27,5000	0,1077
Desviación Muestral	0,2722	0,1919	0,0968	5,9692	7,0341	2,6239	0,0196

Como se puede evidenciar de las simulaciones realizadas, la solución que más se repite es la combinación de unidades de GD ubicadas en las barras 15, 24 y 28. Con esas consideraciones se obtiene que para una reducción en las pérdidas del sistema es necesario la conexión de 3 bloques de GD las cuales serán ubicadas en las barras: 15, 24 y 28 con un tamaño de 0,6, 1,0 y 1,0 MW respectivamente. Con dichos resultados se corre un Flujo de Potencia en el MATPOWER obteniéndose un valor de pérdidas de 0,078 MW, lográndose así una reducción en pérdidas del 63% en comparación con las del escenario sin GD, que su cálculo fue de 0,213 MW.

3.2.1. PERFILES DE VOLTAJE

A continuación, se presentan los resultados de los perfiles de voltaje de la simulación de la mejor solución encontrada para la ubicación y el tamaño de las unidades de GD.

Perfiles de Voltaje del SDR		
#Barras	Sin GD	Con GD
1	1	1
2	0,9970	0,9986
3	0,9827	0,9930
4	0,9751	0,9895
5	0,9676	0,9863
6	0,9490	0,9770
7	0,9454	0,9744
8	0,9316	0,9680
9	0,9252	0,9660
10	0,9193	0,9645
11	0,9184	0,9645
12	0,9168	0,9645
13	0,9106	0,9645
14	0,9083	0,9644
15	0,9069	0,9654
16	0,9055	0,9641
17	0,9034	0,9622
18	0,9028	0,9616
19	0,9965	0,9981
20	0,9928	0,9945
21	0,9921	0,9938
22	0,9915	0,9931
23	0,9791	0,9924
24	0,9724	0,9915
25	0,9690	0,9882
26	0,9470	0,9764
27	0,9444	0,9757
28	0,9329	0,9716
29	0,9245	0,9636
30	0,9210	0,9601
31	0,9167	0,9561
32	0,9158	0,9552
33	0,9155	0,9550



De similar manera que, en el caso del AG, se puede evidenciar que existe un incremento en los perfiles de voltaje en las barras del SDR al realizar la conexión de las unidades de GD. Un claro ejemplo son los voltajes de barra; 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 26, 27, 28, 29, 30, 31, 32 y 33, los mismos que presentaban una violación del límite mínimo permisible, y que, luego de incorporar los bloques de GD, incrementan los niveles de voltaje y los ubica dentro de los límites permisibles estipulados por la regulación No. ARCERNNR 002/20, comprobándose así uno de los beneficios que trae consigo el empleo de la GD, el incremento en los niveles de voltaje.

3.3. COMPARACIÓN DE MÉTODOS

Se debe tener en consideración que debido al análisis estadístico que se debe realizar para el desarrollo de ambos métodos, y al ser métodos no exactos, sino heurísticos, los dos métodos pueden llegar a diferentes resultados, a pesar de que hayan encontrado su convergencia.

Del análisis realizado se puede evidenciar que los dos métodos logran el objetivo de encontrar una configuración de tamaño y ubicación de GD que permita lograr la reducción en las pérdidas del sistema, así como un aumento en los perfiles de voltaje en cada una de las barras, principalmente en aquellas que sin GD se encontrarían en una violación a límites permisibles.

En cuanto al desempeño individual de cada algoritmo, se puede observar que la solución tomada del MVMO presenta una mayor reducción en cuanto a pérdidas del sistema, en

comparación con el AG, sin embargo, es necesario una mayor implementación de unidades de GD para lograr esta diferencia.

En lo que respecta a las diferencias entre métodos, puede resaltarse que la más notoria es la estabilidad en las soluciones entregadas, en el AG se puede evidenciar que existe una mayor repetición en las respuestas entregadas, lo que implica una convergencia más rápida del método, lo contrario ocurre en el MVMO. Esta diferencia se debe al modelamiento matemático que poseen estos dos algoritmos, el MVMO al tomar como punto de partida la media del conjunto de individuos para comprobar la aptitud de estas presenta una mayor variación en la entrega de soluciones, esta diferencia también se ve reflejada en el número de iteraciones necesarias para la obtención de una solución más estable. En las figuras 3.1 y 3.2 podemos observar esta convergencia en las funciones, denotándose que para el AG es menor el número de iteraciones para llegar a la convergencia del modelo en comparación a la curva del MVMO, que requiere un mayor número de iteraciones para llegar a la convergencia de la FO.

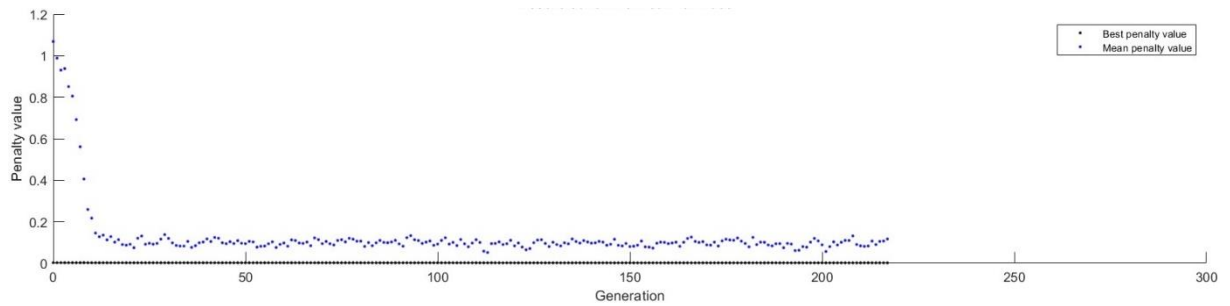


Figura 3. 1. Curva de convergencia de la FO del Algoritmo Genético.

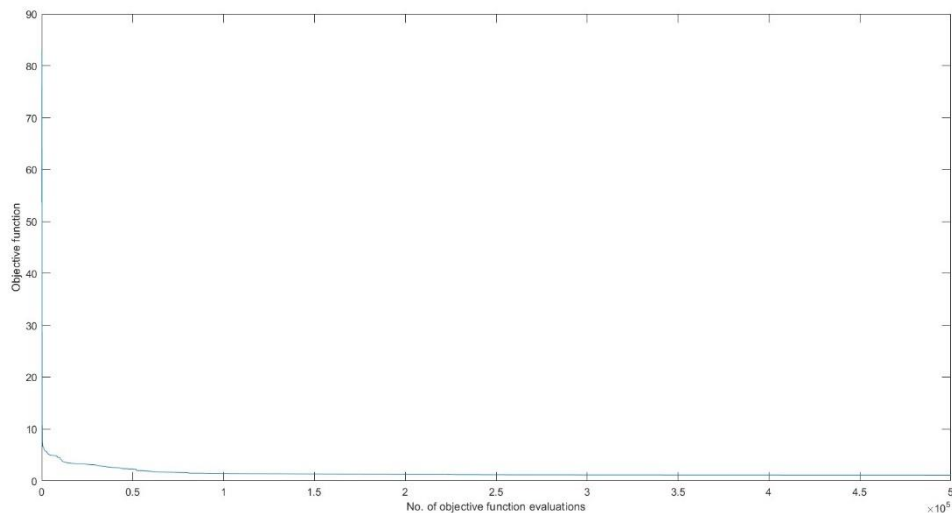


Figura 3. 2. Curva de convergencia de la FO del MVMO.

3.4. GUÍA METODOLÓGICA PARA LA UBICACIÓN Y DIMENSIONAMIENTO DE GD

En esta sección se presentará la guía metodológica para la ubicación de GD en redes de distribución.

El esquema metodológico se presenta en la Figura 3.3., en la que se observa que los parámetros de entrada o ingreso al modelo son: Los datos de demanda modelada, datos de la red, opciones de GD (tanto en unidades, capacidades, como posibles ubicaciones dentro de la red) y los datos de la red donde se ha identificado un problema de pérdidas.

Los datos de entrada permiten el desarrollo de los modelos de optimización descritos en las secciones 2.5 y 2.6, mismos que ofrecen como resultado un listado de opciones de ubicación de GD, de las cuales la mejor opción será aquella que ofrezca la mayor reducción de pérdidas, sin violar los límites y restricciones operacionales de la red. Tales soluciones posibles, podrán pasar a un estudio de factibilidad técnica y financiera de detalle, que, si bien no es parte del alcance de este trabajo, deberá ser evaluado por la distribuidora en una siguiente etapa de análisis.

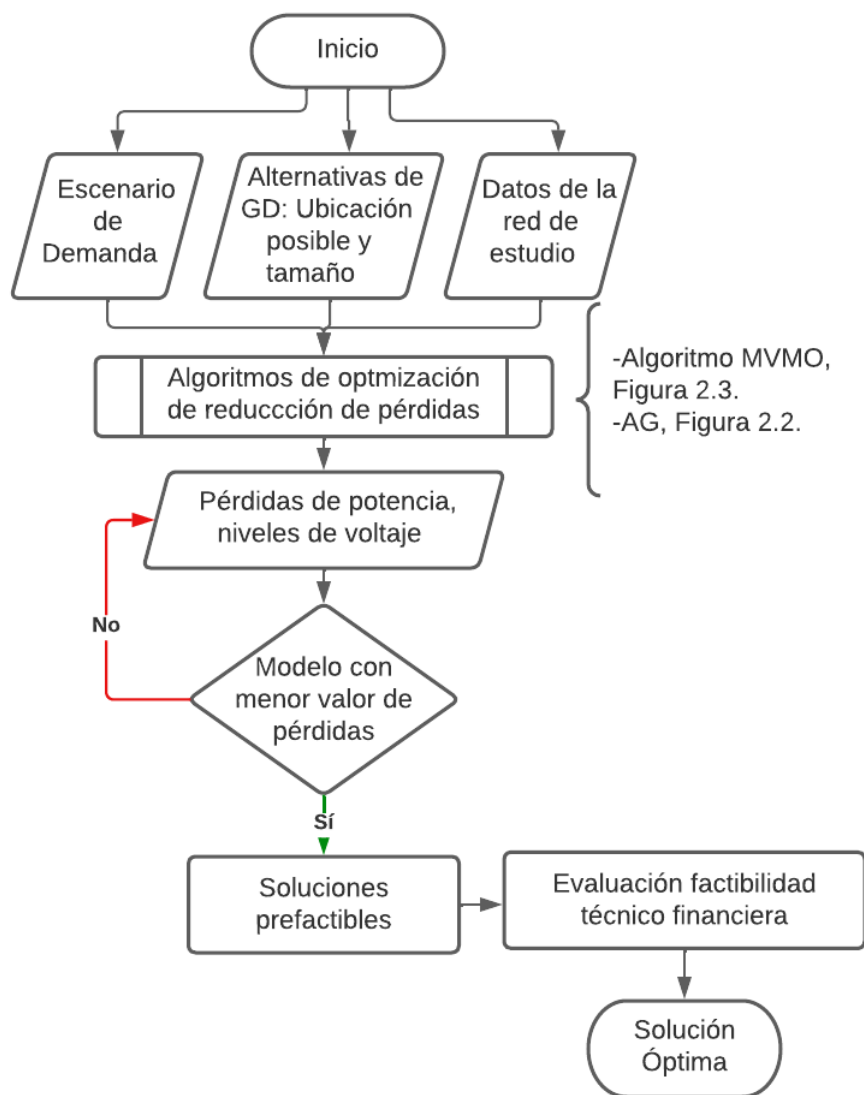


Figura 3. 3. Esquema Metodológico para selección de ubicación y tamaño de GD en redes de distribución.

Si bien, la metodología desarrollada en este trabajo considera que los parámetros de entrada al modelo como: demanda, tecnología de generación y capacidad posible a ser incorporada, son variables que han sido previamente analizadas por el planificador, en esta guía se presenta una breve descripción de criterios que se deberán tomar en cuenta al momento de analizar tales parámetros, previos al ingreso del modelo de optimización aquí presentado.

3.4.1. MODELADO DE LA DEMANDA

La modelación de la demanda para estudios de planificación, como son los estudios de incursión de GD en redes de distribución, puede realizarse a través de la demanda máxima con un solo valor o bloque o a través de la curva completa de carga.

En el caso de la modelación de la demanda a través de su valor máximo, se toma para el estudio, la carga pico que presenta un sistema para un periodo de trabajo previo establecido. En dicho pico de demanda es donde se presenta la máxima caída de voltaje del sistema; y como las pérdidas son una función de los cuadrados de las corrientes de cargas (amperios), las cuales están directamente relacionadas con los cuadrados de las demandas, se entiende que las mayores pérdidas de energía y potencia del sistema se encuentran en este escenario [43]. Tal modelo es el que se ha considerado para el desarrollo de este trabajo, el cual proyecta una demanda futura a ser atendida, y que se considera válido para una etapa de prefactibilidad, por lo podría ser aplicada por el planificador, considerando una tasa adecuada de crecimiento para el horizonte de planificación analizado.

Para el caso de análisis con la curva de carga, la demanda puede tomarse como un valor medio o como un intervalo de demanda determinado. Dicho intervalo de tiempo analizado dependerá del alcance, fase y tipo de proyecto en estudio. Será un modelo mucho más complejo de detalle para una etapa de factibilidad, donde además se deberá tomar en cuenta la disponibilidad y despacho horario de las unidades de generación para guardar coherencia con el modelo de demanda.

3.4.2. SELECCIÓN DEL TIPO DE TECNOLOGÍA

En lo que respecta a la tecnología para la GD, para su selección, el planificador deberá evaluar una serie de aspectos a considerar como: costos de inversión y operación, el tamaño de la instalación y disponibilidad de espacio físico, la disponibilidad del recurso, así como la densidad poblacional y la cercanía con el usuario al que se le desea incorporar la GD.

- **Disponibilidad del recurso energético**

En cuanto a la disponibilidad de recurso energético, debe tomarse en cuenta lo siguiente:

- Recursos Hidrológicos

Es necesario considerar que para el uso de este tipo de recurso, la planta de GD debe ser instalada en vertientes de ríos o causes de agua en donde se tenga una afluencia del recurso hídrico permitiendo así la correcta operación de estas.

- Recursos Geotérmicos

Para la utilización de este recurso es necesario equipos que extraigan de manera directa calor del interior de la tierra, al tratarse de equipos de gran inversión esta tecnología se ha visto desplazada frente a otras más económicas en cuanto a su inversión.
- Recursos de Energía Solar

Se debe considerar que este recurso no se encuentra disponible en todo el tiempo por lo que será necesario una batería de almacenamiento, la misma que almacena energía que no es requerida durante el día para ser redistribuida en períodos donde no exista presencia de luz solar. Esa solución constituye una de las tecnologías más utilizadas debido a su facilidad de instalación y sencillez en su mantenimiento, sin embargo, para un estudio más exacto es necesario la elaboración de mapas mensuales de radiación directa, global y difusa del potencial solar disponible en la zona de implementación de GD. [44]
- Recursos de Energía Eólica

Estos sistemas requieren de diversos parámetros relacionados al viento como lo son; su velocidad, las variaciones diarias, mensuales y estacionales en los sitios donde se desee su implementación, este presenta variaciones más drásticas y aleatorias en comparación al recurso solar.

Las zonas localizadas geográficamente sobre la línea ecuatorial no poseen una densidad de potencia anual de vientos, sin embargo, existe zonas en las que se podría aprovechar este recurso debido a la presencia de cordilleras y su cercanía con el océano, aprovechando así esta corriente de aire debido a la variación en la densidad geográfica de la zona. Este recurso contrario al solar requiere de un aerogenerador (molino de viento), que para su implementación y funcionamiento requiere zonas rurales.
- Recursos de Biomasa

Tecnología con mayor potencial de explotación en lugares de producción agrícola y ganadera, aprovechando la gran cantidad de desechos que pueda extraerse de esta como lo puede ser desechos de tipo animal, leña y bagazo.
- **Capacidad instalada**

Otro aspecto que deberá considerar el planificador para la selección del tipo de tecnología es la capacidad máxima que puede soportar la red sin afectar sus condiciones operativas y de cargabilidad. Deberán realizarse estudios eléctricos previos para determinar tal capacidad.

- **Costos de inversión**

Para la incorporación de GD en redes de distribución es necesario considerar los costos de inversión de cada tecnología en función de LA eficiencia propia de cada unidad, tomando como referencia lo señalado en [8] y [45], El siguiente diagrama resume la variación de los costos de inversión y rendimiento de algunas tecnologías de generación.

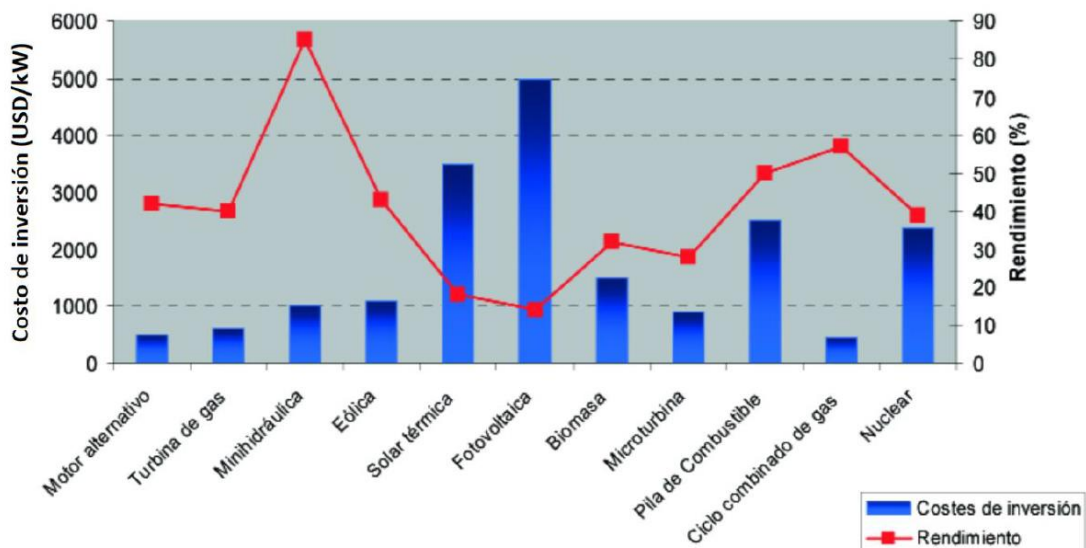


Figura 3. 4. Costos de inversión y rendimiento para diferentes tecnologías de generación. [45]

Con base a esta información y estudios más profundos, el planificador puede tomar una decisión basada también en la disponibilidad del recurso económico que se posee para realizar el proyecto a futuro en caso de que así sea.

Con estos antecedentes, una vez que se cuenta con todos los parámetros de entrada, se procede al desarrollo del algoritmo de solución:

3.4.3. ALGORITMO DE SOLUCIÓN:

En esta fase se llevará a cabo cada uno de los pasos mostrados en los diagramas de flujo de procesos, tanto para el AG como para el MVMO, en las Figuras 2.2. y 2.3.

3.4.3.1. Proceso de Ejecución del Programa

Paso 1: INICIO – Ingreso de los datos del modelo del SEP

Paso 2: Obtención de la matriz de admitancias.

Paso 3: Proceso de Optimización respectivo

Inicialización de las Condiciones Iniciales

Planteamiento de:

Variable de decisión U_{GD_i}

Restricciones de Igualdad (2.12) y (2.15)

Restricciones de Desigualdad (2.16), (2.17), (2.18), (2.19), (2.20) y (2.21)

Cumplimiento de la Función objetivo (2.9)

Paso 6: Obtención de Resultados: Tamaño y Ubicación de la GD

Paso 7: Verificación de Resultados en Matpower

Paso 8: FIN

Como resultado de este algoritmo se obtendrán un listado factible de soluciones en cuanto a ubicación y dimensionamiento de GD, las cuales siguiendo un orden de mérito (por ejemplo las 3 opciones que mejor desempeño entregan en cuanto la reducción del pérdidas) podrán ser evaluadas en una etapa siguiente por el planificador, con la finalidad de evaluar su factibilidad técnica financiera a fin de obtener la solución final para el problema de pérdidas con base a la incorporación de generación distribuida.

4. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

4.1. CONCLUSIONES

- Partiendo del ámbito técnico uno de los beneficios que trae la implementación de GD es la mejora en los perfiles de voltaje, por consiguiente, una reducción de pérdidas activas de energía, así como un alivio en la cargabilidad de las líneas de distribución. Por lo que para este Trabajo de Titulación se resuelve el problema de reducción de pérdidas mediante la aplicación de los métodos de optimización AG y MVMO para la búsqueda de la mejor solución de la ubicación y tamaño de las

centrales de GD, de igual manera al existir esta correlación entre los niveles de potencia y los perfiles de voltaje se logra un aumento en estos últimos.

- Se programó dos algoritmos de optimización basados en AG y MVMO en Matlab, mismos que fueron aplicados al Sistema de Prueba de 33 barras del IEEE. Los resultados demostraron que ambos algoritmos lograron una reducción de pérdidas en comparación al sistema sin GD.
- Los algoritmos AG y MVMO al no ser métodos exactos sino métodos heurísticos, entregan soluciones que no representan un óptimo global, sino las mejores determinadas por convergencia, que cumplen la FO y satisfacen los criterios de convergencia, dichas soluciones pueden presentar variaciones entre ellas, sin embargo esto no representa que dicha solución sea incorrecta. La ventaja de estos métodos es la menor complejidad en su programación, por lo que se convierten en una alternativa a los métodos exactos de optimización.
- Se ha logrado definir las características de operación y funcionamiento que poseen cada una de los tipos de tecnologías implementados como fuentes para las unidades de GD, así como sus consideraciones y delimitaciones en el ámbito económico, aplicaciones en el campo, consideraciones de modelación, así como su eficiencia y capacidad en cuanto a generación de energía eléctrica respecta, dándonos aún como tecnología más usada a las basadas en fuentes convencionales como lo son diésel, gas o biocombustible.
- En lo que respecta al desempeño, el algoritmo AG frente al MVMO, presenta ciertas ventajas como lo pueden ser un menor número de iteraciones necesarias para llegar a la convergencia o la constancia en llegar a la mejor solución, esto se debe al modelamiento matemático que difiere entre algoritmos.
- Se ha cumplido con el desarrollo de una guía metodológica para la ubicación de GD en redes de distribución, la cual constituye una ayuda para la toma de decisiones para el planificador, quien puede tomar un conjunto de soluciones pre factibles, para que las mismas sean evaluados a posterior desde el ámbito técnico financiero, permitiéndole así la posibilidad de comparar los beneficios y desventajas que trae consigo la implementación de uno u otro proyecto.

4.2. RECOMENDACIONES

- Para el modelamiento del tamaño de GD en este trabajo se ha considerado un rango de generación pequeño que podría acoplarse a tecnologías de pequeña generación como minihidráulicas o fotovoltaicas, sin embargo, para niveles prácticos, se podría tomar en cuenta modelamientos con potencias más reales, más grandes, que sean características de la tecnología así también como del presupuesto con el cual se ha planificado el proyecto.

5. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] ARCONEL, «regulacionelectrica.gob.ec,» Diciembre 2018. [En línea]. Available: <https://www.regulacionelectrica.gob.ec/wp-content/uploads/downloads/2019/01/Regulacion-de-Calidad-Suscrita.pdf>. [Último acceso: 04 Junio 2021].
- [2] P. A. Narváez, J. M. López-Lezama y E. Velilla, «Ubicación de Generación Distribuida para Minimización de Pérdidas Usando un Algoritmo Genético Híbrido,» *Información Tecnológica*, vol. 26, nº 3, pp. 123-132, 2015.
- [3] L. Tecnalía, «Guía básica de la Generación Distribuida,» Gráficas Elisa, S.A., Madrid, 2007.
- [4] A. Bayod Rújula, J. Mur Amada, J. Bernal-Agustín, J. Yusta Loyo y J. Domínguez Navarro, «Definitions for Distributed Generation: a revision,» *International Conference on Renewable Energy and Power Quality*, vol. 1, nº 3, pp. 340-341, 2005.
- [5] F. E. Durán, «La Generación Distribuida: Retos frente al Marco Legal del Mercado Eléctrico Ecuatoriano,» *Revista Técnica "energía"*, vol. 10, nº 1, p. 14, 2014.
- [6] T. Ackermann, G. Andersson y L. Soder, «Distributed generation: a definition,» *Electric Power Systems Research*, vol. 57, nº 3, pp. 195-204, 2001.
- [7] M. Gómez González, «Sistema de generación eléctrica con pila de combustible de óxido sólido alimentado con residuos forestales y su optimización mediante algoritmos basados en nubes de partículas,» Universidad Nacional de Educación a Distancia. Escuela Técnica Superior de Ingeniería Industrial, España, 2008.
- [8] A. S. López Vásquez, «Repositorio Digital - EPN,» Julio 2021. [En línea]. Available: <https://bibdigital.epn.edu.ec/bitstream/15000/21753/3/CD%2011235.pdf>. [Último acceso: 08 Noviembre 2022].

- [9] J. M. López Lezama, A. Padiha Feltrin y L. A. Gallego Pareja, «Ubicación óptima de generación distribuida en sistema de energía eléctrica,» *Ingeniería y Ciencia*, vol. 5, nº 9, pp. 9-23, 2009.
- [10] F. Durán, «La Generación Distribuida: Retos frente al Marco Legal del Mercado Eléctrico Ecuatoriano,» *Revista Técnica "energía"*, vol. 10, nº 1, pp. 13-27, 2014.
- [11] ARCONEL , «regulacioneolica.gob.ec,» 21 Octubre 2015. [En línea]. Available: <https://www.regulacioneolica.gob.ec/regulaciones/>. [Último acceso: 23 Agosto 2021].
- [12] ARCONEL, «regulacioneolica.gob.ec,» Octubre 2015. [En línea]. Available: <https://regulacioneolica.gob.ec/wp-content/uploads/downloads/2015/12/Regulacion-No.-ARCONEL-004-15.pdf>. [Último acceso: 15 Diciembre 2021].
- [13] ARCONEL, «regulacioneolica.gob.ec,» Abril 2020. [En línea]. Available: https://www.regulacioneolica.gob.ec/wp-content/uploads/downloads/2020/04/21_Inf-Sust-Reg-Gen-Distrib_V6_Dir.pdf. [Último acceso: 23 Agosto 2021].
- [14] ARCERNNR, «controlrecursosyenergia.gob.ec,» 5 Abril 2021. [En línea]. Available: https://www.controlrecursosyenergia.gob.ec/wp-content/uploads/downloads/2021/09/resolucion_nro._arcernnr-013-2021ed.pdf. [Último acceso: 30 Julio 2022].
- [15] ARCERNNR, «controlrecursosyenergia.gob.ec,» 5 Abril 2021. [En línea]. Available: <https://www.controlrecursosyenergia.gob.ec/wp-content/uploads/downloads/2021/09/Resolucion-Nro.-ARCERNNR-014-2021ed.pdf>. [Último acceso: 30 Julio 2022].
- [16] P. P. Barker y R. W. De Mello, «Determining the Impact of Distributed Generation on Power Systems: Part 1 - Radial Distribution Systems,» *IEEE*, vol. 3, pp. 1645-1647, 2000.
- [17] C. Aguilar, G. L. y R. A., «Mejoramiento de la Calidad del Producto Técnico e Impacto en la Utilización de Generación Distribuida con Energías Renovables en una Zona de la provincia de Manabí,» *Revista Técnica "energía"*, vol. 11, nº 1, pp. 92-98, 2015.
- [18] L. Lechón, M. Samper y G. Barón, «Aplicación para la evaluación técnica de la "capacidad de inserción de generación distribuida" en redes eléctricas de distribución,» *Revista Técnica "energía"*, vol. 17, nº 2, pp. 102-111, 2021.
- [19] R. M. Regueiro Ferreira, «LA CONTRIBUCIÓN DE LAS ENERGÍAS RENOVABLES AL BIENESTAR. UNA LECCIÓN TODAVÍA,» *Revista Galega de Economía*, vol. 20, pp. 4-11, 2011.
- [20] P. Chiradeja y R. R., «An Approach to Quantify the Technical Benefits of Distributed Generation,» *IEEE Transactions on Energy Conversion*, vol. 19, nº 4, pp. 764-772, 2004.

- [21] P. Vásquez y V. Alberto, «MANEJO DE RIESGO EN PLANES DE EXPANSIÓN DE TRANSMISIÓN INCORPORANDO FLEXIBILIDAD A TRAVÉS DE INVERSIONES EN GENERACIÓN DISTRIBUIDA,» *Revista Técnica "energía"*, vol. 4, nº 1, pp. 51-52, 2008.
- [22] M. Gavrilas, *Heuristic and Metaheuristic Optimization Techniques with Application to Power Systems*, Iasi: "Gheorghe Asachi" Technical University of Iasi.
- [23] M. G. Moreno Villamizar, «Cento de Investigación en Matemáticas, A.C.,» Noviembre 2019. [En línea]. Available: <https://cimat.repositorioinstitucional.mx/jspui/bitstream/1008/1036/1/TE%20761.pdf>. [Último acceso: 06 Septiembre 2021].
- [24] D. Morillo , L. Moreno y J. Díaz , «Metodologías Analíticas y Heurísticas para la Solución del Problema de Programación de Tareas con Recursos Restringidos (RCPSP): una revisión. Parte 1,» *Ingeniería y Ciencia*, vol. 10, nº 19, pp. 247-271, 2014.
- [25] L. F. Grisales, B. J. Restrepo Cuestas y F. E. Jaramillo, «ResearchGate,» Mayo 2017. [En línea]. Available: https://www.researchgate.net/publication/319237228_Ubicacion_y_dimensionamiento_de_generacion_distribuida_Una_revision. [Último acceso: 15 Diciembre 2021].
- [26] R. Martí, «Procedimientos Metaheurísticos en Optimización Combinatoria,» Universidad de Valencia, Valencia, 2002.
- [27] R. Loor, «Repositorio Digital - EPN,» Julio 2014. [En línea]. Available: <https://bibdigital.epn.edu.ec/bitstream/15000/8176/3/CD-5714.pdf>. [Último acceso: 23 Agosto 2021].
- [28] P. Méndez y V. Llivichuzhca, «Reemplazo Óptimo en un Parque de Transformadores de Distribución Usando Algoritmos Genéticos con Programación en Matlab,» *Revista Técnica "energía"*, vol. 7, nº 1, pp. 72-78, 2011.
- [29] A. Abou El-Ela, A. Allam y M. Shatla, «Maximal optimal benefits of distributed generation using genetic algorithms,» *Electric Power Systems Research*, vol. 80, pp. 869-877, 2010.
- [30] J. M. Lozada, H. Arcos y G. Salazar, «Repositorio Digital - EPN,» Junio 2016. [En línea]. Available: <https://bibdigital.epn.edu.ec/bitstream/15000/17193/1/2016AJIEE-16.pdf>. [Último acceso: 23 Agosto 2021].
- [31] W. Nakawiro, I. Erlich y J. L. Rueda, «A Novel Optimization Algorithm For Optimal Reactive Power Dispatch: A Comparative Study,» de *4th International Conference on Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power Technologies (DRPT)*, Weihai, China, 2011.
- [32] N. M. Saad, M. Z. Sujod y M. I. Ridzuan, «Optimization for Distributed Generation Planning in Radial Distribution Network using MVMO-SH,» *2019 IEEE 10th Control and System Graduate Research Colloquium*, pp. 115-120, 2019.

- [33] O. D. Montoya Giraldo, C. A. Ramírez Vanegas y L. F. Grisales Noreña, «Localización y Dimensionamiento Óptimo de Generadores Distribuidos y Bancos de Condensadores en Sistemas de Distribución,» *Scientia et Technica*, vol. 23, nº 3, pp. 308-314, 2018.
- [34] W. D. Curillo Casco, «UBICACIÓN ÓPTIMA DE GENERACIÓN DISTRIBUIDA EN EL SISTEMA DE DISTRIBUCIÓN,» Universidad Politécnica Salesiana,, Quito, 2017.
- [35] J. J. Grainger y W. D. Stevenson, «Soluciones de Potencia,» de *Análisis de Sistema de Potencia*, México, McGRAW-HILL, 1996, pp. 309-334.
- [36] J. M. López Lezama y L. A. Gallego Pareja, «Flujo de potencia óptimo usando el método del gradiente para reducción de pérdidas en sistema de potencia,» *Ingeniería y Ciencias*, vol. 4, nº 7, pp. 71-85, 2008.
- [37] ARCERNNR, «Agencia de Regulación y Control de Energía y Recursos Naturales No Renovables,» [En línea]. Available: <https://www.controlrecursosyenergia.gob.ec/wp-content/uploads/downloads/2021/01/Regulacion-002-20.pdf>. [Último acceso: 14 Diciembre 2021].
- [38] The MathWorks, Inc., «MathWorks,» 2022. [En línea]. Available: <https://la.mathworks.com/help/gads/how-the-genetic-algorithm-works.html>. [Último acceso: 18 Marzo 2022].
- [39] J. C. Seck Tuoh Mora, J. Medina Marín y N. Hernández Romero, «Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo,» Mayo 2016. [En línea]. Available: https://www.uaeh.edu.mx/docencia/P_Lectura/icbi/assignatura/introduccion_a_los_algoritmos_geneticos_con_matlab.pdf. [Último acceso: 24 Agosto 2022].
- [40] Universidad del País Vasco, «ehu.es,» 09 Noviembre 2004. [En línea]. Available: <http://www.sc.ehu.es/ccwbayes/docencia/mmcc/docs/temageneticos.pdf>. [Último acceso: 04 Septiembre 2022].
- [41] J. Á. Morales Hernández, M. J. Ramírez Esteban y O. A. Sánchez Ramírez, «Universidad de Guanajuato,» 25 Julio 2019. [En línea]. Available: http://www.veranos.ugto.mx/wp-content/uploads/2019/12/Héctor-Hernández-Escoto-2_compressed.pdf. [Último acceso: 18 Marzo 2022].
- [42] MathWorks, 22. [En línea]. Available: <https://la.mathworks.com/help/gads/ga.html#d123e48598>. [Último acceso: 24 Agosto 2022].
- [43] S. Ramirez Castaño, *Redes de Distribución de Energía, Manizales: Universidad Nacional de Colombia*, 1995.
- [44] E. F. Durán Contreras, *LA GENERACIÓN DISTRIBUIDA Y SUS RETOS FRENTE AL NUEVO MARCO LEGAL DEL MERCADO ELÉCTRICO ECUATORIANO*, Cuenca: Universidad de Cuenca, 2013.

- [45] V. S. Ribadeneira Ramírez, *Mejoramiento de redes eléctricas de distribución por medio de generación distribuida utilizando una metodología probabilística bivariada.*, Quito: Escuela Politécnica Nacional, 2020.
- [46] L. Carvajal, *Metodología de la Investigación Científica. Curso general y aplicado*, 28 ed., Santiago de Cali: U.S.C., 2006, p. 139.
- [47] M. M. Chuqui Quinteros, «Universidad Politécnica Salesiana,» Diciembre 2014. [En línea]. Available: <https://dspace.ups.edu.ec/bitstream/123456789/7529/6/UPS%20-%20KT00890.pdf>. [Último acceso: 11 Agosto 2021].
- [48] MINISTERIO DE ENERGÍA Y RECURSOS NATURALES NO RENOVABLES, «Plan Maestro de Electricidad,» 2020. [En línea]. Available: <https://www.rekursyenergia.gob.ec/wp-content/uploads/2020/01/MAPAS.pdf>. [Último acceso: 30 Noviembre 2022].
- [49] Ministerio de Energía y Recursos Naturales No Renovables , «EL CAMBIO DE LA MATRIZ ENERGETICA DEL ECUADOR,» [En línea]. Available: http://inabio.biodiversidad.gob.ec/wp-content/uploads/2019/02/Luiz_Manzano_MERNNR.pdf. [Último acceso: 30 Noviembre 2022].

ANEXOS

ANEXO A. Sistema de 33 barras del IEEE usando MATPOWER.

ANEXO B. Base de datos para el modelamiento de los algoritmos.

ANEXO C. Modelamiento del Algoritmo Genético.

ANEXO D. Modelamiento del MVMO.

ORDEN DE EMPASTADO