



Universidad  
Técnica de  
Cotopaxi

# **UNIVERSIDAD TÉCNICA DE COTOPAXI**

**FACULTAD DE CIENCIAS DE LA INGENIERÍA Y APLICADAS**

**CARRERA DE INGENIERÍA ELÉCTRICA**

**PROYECTO DE INVESTIGACIÓN**

**“APLICACIÓN DE TÉCNICAS METAHEURÍSTICAS PARA MINIMIZAR LAS PÉRDIDAS DE UNA RED DE DISTRIBUCIÓN CON LA UBICACIÓN ÓPTIMA DE GENERACIÓN DISTRIBUIDA”**

Proyecto de Titulación previo a la obtención del Título de Ingeniero Eléctrico en  
Sistemas de Potencia

**AUTORES:**

Agreda Gómez Bryan Fernando.

Salan Ramírez Katherine del Rosario

**TUTOR:**

MSc. Ing. Jimmy Xavier Toaza Iza

**LATACUNGA - ECUADOR**

Marzo 2021



## DECLARACIÓN DE AUTORIA

Nosotros, **Bryan Fernando Agreda Gomez** y **Katherine del Rosario Salan Ramírez**, declaramos ser autores del presente proyecto de investigación:

“**APLICACIÓN DE TÉCNICAS METAHEURÍSTICAS PARA MINIMIZAR LAS PÉRDIDAS DE UNA RED DE DISTRIBUCIÓN CON LA UBICACIÓN ÓPTIMA DE GENERACIÓN DISTRIBUIDA.**”, siendo el **MsC. Ing. Jimmy Xavier Toaza Iza** tutor del presente trabajo; y eximo expresamente a la Universidad Técnica de Cotopaxi y a sus representantes legales de posibles reclamos o acciones legales.

Además, certifico que las ideas, conceptos, procedimientos y resultados vertidos en el presente

trabajo investigativo, son de mi exclusiva responsabilidad.

---

MsC. Ing. Jimmy Xavier Toaza Iza

C.I. 171762106-2

---

Bryan Fernando Agreda Gómez

C.I. 171859227-0

---

Katherine del Rosario Salan Ramírez

C.I. 172630517-8



## AVAL DEL TUTOR DE PROYECTO DE TITULACIÓN

En calidad de Tutor del Trabajo de Investigación sobre el título:

**“APLICACIÓN DE TÉCNICAS METAHEURÍSTICAS PARA MINIMIZAR LAS PÉRDIDAS DE UNA RED DE DISTRIBUCIÓN CON LA UBICACIÓN ÓPTIMA DE GENERACIÓN DISTRIBUIDA”**, de los Sres. **Bryan Fernando Agreda Gómez** y **Katherine del Rosario Salan Ramírez**, de la carrera de **Ingeniería Eléctrica**, considero que dicho Informe Investigativo cumple con los requerimientos metodológicos y aportes científico-técnicos suficientes para ser sometidos a la evaluación del Tribunal de Validación de Proyecto que el Consejo Directivo de la Facultad de **Ciencias de la Ingeniería y Aplicadas** de la Universidad Técnica de Cotopaxi designe, para su correspondiente estudio y calificación.

Latacunga, marzo, 2021

El Tutor

Firma

---

MsC. Ing. Jimmy Xavier Toaza Iza

C.I. 171762106-2



## APROBACIÓN DEL TRIBUNAL DE TITULACIÓN

En calidad de Tribunal de Lectores, aprueban el presente Informe de Investigación de acuerdo a las disposiciones reglamentarias emitidas por la Universidad Técnica de Cotopaxi, y por la **FACULTAD DE CIENCIAS DE LA INGENIERIA Y APLICADAS**; por cuanto, a los postulantes: **Bryan Fernando Agreda Gómez y Katherine del Rosario Salan Ramírez** con el título de Proyecto de titulación: ” **APLICACIÓN DE TÉCNICAS METAHEURÍSTICAS PARA MINIMIZAR LAS PÉRDIDAS DE UNA RED DE DISTRIBUCIÓN CON LA UBICACIÓN ÓPTIMA DE GENERACIÓN DISTRIBUIDA.**” ha considerado las recomendaciones emitidas oportunamente y reúne los méritos suficientes para ser sometido al acto de Sustentación de Proyecto.

Por lo antes expuesto, se autoriza realizar los empastados correspondientes, según la normativa institucional.

Latacunga, marzo 2021

Para constancia firman:

---

**Lector 1 (Presidente)**

**Nombre:** PhD. Iliana González

**CC:** 175707065-9

---

**Lector 2**

**Nombre:** MSc. Ing. Jessica Castillo

**CC:** 060459021-6

---

**Lector 3**

**Nombre:** MSc. Ing. Carlos Quinatoa

**CC:** 050328786-4

## **AGRADECIMIENTOS**

A papá y a mamá: Santos Agreda y Dolores Gómez

Su ejemplo, su dedicación al trabajo y lo que es más el amor a Dios a la Virgen y a la vida, fueron los motores para emprender este bonito, pero arduo camino.

Sin su apoyo, sin sus palabras de aliento, talvez no se hubieran cumplido mis sueños.

Gracias a ustedes estoy dando un paso muy importante en la vida, y gracias a ustedes sé que no voy a parar, sé que tengo seguir en busca de nuevas metas, de mejores horizontes, ustedes me inculcaron el trabajo honrado, el amor propio, la confianza en mi capacidad.

No puedo dejar de dar gracias a Dios, porque los eligió a ustedes, para que me eduquen, me guíen y me cuiden, Dios me permita seguir las huellas que dejan en el largo camino de la vida.

También agradecer a mis amigos y compañeros de la universidad que sin su apoyo el camino hubiera sido más complejo, Gracias a FUCUCHU por enseñarme la importancia de la amistad mutua.

Éste no es mi trabajo, no es mi empeño, es el fruto de la semilla que ustedes sembraron, yo sólo soy el terreno que acogió esa semilla.

Los amo.

**Bryan Fernando Agreda Gómez**

## **AGRADECIMIENTOS**

Gracias a Dios y a la Virgen de Baños por escuchar mis plegarias gracias a ello nunca me he sentido sola y he sabido escoger el sendero correcto.

A mi familia sobre todo a mis padres Víctor Willian Salan Acosta y Ermita Guadalupe Ramírez Peralta por siempre estar al tanto de mi bienestar, apoyarme en cada decisión y sobre todo contar siempre con su confianza, los valores que he aprendido de ustedes me permiten ahora poder culminar una nueva etapa de mi vida y les estoy inmensamente agradecida.

A la Universidad Técnica de Cotopaxi por permitirme ser parte de su institución, a mis docentes que durante todos estos años me incentivaron a aprender y poder tener un gran cariño hacia la carrera de Ingeniería Eléctrica. A mi tutor el Ingeniero Jimmy Toaza por guiarme y compartir sus conocimientos.

No puedo olvidarme de los amigos que durante estos años he ido cosechando, siempre estarán los buenos recuerdos de cada uno de ustedes en mi memoria. Agradecer también al Ingeniero Fabian Regalado por siempre brindarme su apoyo, sus consejos que me permitieron guiarme de mejor manera cuando tenía dudas y demostrarme muchas veces que soy capaz de cosas impresionantes tan solo puedo decir gracias por todo.

**Katherine del Rosario Salan Ramírez**

## **DEDICATORIA**

A mis padres.

A ellos que me entregaron su infinito amor, sus sacrificios, sus esfuerzos, y lo más importante depositaron su confianza en mí, éstas fueron bendiciones y alicientes para que pueda llegar al puerto deseado, soñado y anhelado.

Los sacrificios se hacen menos pesados, las cargas más livianas, las metas más cercanas, cuando ellos están junto a nosotros dándonos el apoyo que necesitamos; un estimulante abrazo, una reconfortante caricia, un «avanza, tú si puedes», son alicientes infinitos cuando buscamos una conquista y nos hacen falta fuerzas.

Ahora en estos momentos de alegría, de felicidad, doy gracias Dios, porque fue a ustedes a quienes les dio el encargo de cuidarme y educarme.

Papitos, junto a mi agradecimiento va la promesa que seguiré adelante, buscaré más caminos de superación, les pagaré haciéndolos felices.

El triunfo de hoy y los que vendrán es el triunfo de ustedes.

Con la bendición de DIOS y la de ustedes, seguiré luchando y avanzando por el camino de la vida.

**Bryan Fernando Agreda Gómez**

## **DEDICATORIA**

Dedico este trabajo a mis padres que gracias a su esfuerzo y duro trabajo puedo cumplir mis sueños. Ellos me han inculcado sus valores que con mucho orgullo puedo decir me han forjado como la persona que soy en la actualidad. Pese a las adversidades que ellos han enfrentado siempre han podido salir adelante, los amo y aprecio todas las cosas que hacen por mí.

A mi padre le agradezco que haya estado en todo momento que lo necesite, siempre yéndome a dejar y a llevar de cualquier lugar a cualquier hora, escuchando en el camino como fue mi día y dándome aliento para no perder las esperanzas.

A mi madre que tenía un plato de comida siempre listo para que nunca vaya con el estómago vacío a estudiar, siempre preocupada diciéndome que no decaiga ante las adversidades y cuando me sentía triste nunca faltó abrazo de su parte que me haga sentir que todo va a estar bien.

De aquí en adelante todos mis triunfos se los dedico y espero poder compensarlos por todos los sacrificios que hicieron para darme una educación de calidad.

**Katherine del Rosario Salan Ramírez**



## ÍNDICE GENERAL

<b>1. INFORMACIÓN GENERAL</b> .....	1
<b>2. RESUMEN DEL PROYECTO</b> .....	2
<b>3. JUSTIFICACIÓN DEL PROYECTO</b> .....	3
<b>4. BENEFICIARIOS DEL PROYECTO</b> .....	3
<b>4.1. Beneficiarios Directos.</b> .....	3
<b>4.2. Beneficiarios Indirectos.</b> .....	3
<b>5. EL PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN</b> .....	4
<b>6. OBJETIVOS</b> .....	5
<b>6.1. General</b> .....	5
<b>7. ACTIVIDADES Y SISTEMA DE TAREAS EN RELACIÓN A LOS OBJETIVOS PLANTEADOS</b> .....	6
<b>8. FUNDAMENTACIÓN CIENTÍFICO TÉCNICA</b> .....	8
<b>8.1. Descripción general de un sistema de potencia</b> .....	8
<b>8.2. Flujo de potencia</b> .....	8
<b>8.3. Estudio de flujo de potencia</b> .....	10
<b>8.3.1. Tipos de barra en problemas de flujo de potencia</b> .....	11
<b>8.3.2. Ecuaciones de flujo de potencia</b> .....	12
<b>8.4. Estudios en sistemas de Distribución</b> .....	13
<b>8.5. Características de los sistemas de Distribución</b> .....	14
<b>8.6. Descripción de los Sistemas de distribución</b> .....	16
<b>8.8. Metaheurística</b> .....	18
<b>8.9. Tipos de metaheurísticas</b> .....	18
<b>8.10. Metaheurística Evolutiva</b> .....	19
<b>8.10.1. Fundamentos de los algoritmos genéticos</b> .....	19
<b>8.10.2. Fundamentos de las técnicas de optimización de enjambres de partículas</b> ....	20
<b>8.11. Generación distribuida</b> .....	20
<b>8.11.1. Concepto de Generación Distribuida</b> .....	20
<b>8.11.2. Generación distribuida en el Ecuador</b> .....	21
<b>8.12. PYTHON</b> .....	23
<b>8.12.1. SPYDER</b> .....	23
<b>8.13. CASO IEEE 9 Barras</b> .....	24
<b>9. VALIDACIÓN DE LAS PREGUNTAS CIENTÍFICAS O HIPÓTESIS</b> .....	24
<b>10. METODOLOGÍAS Y DISEÑO EXPERIMENTAL</b> .....	24

10.1.	Introducción del algoritmo Genético en la fórmula matemática propuesta...	25
10.2.	Introducción del PSO en la formulación matemática propuesta.....	27
11.	<b>ANÁLISIS Y DISCUSIÓN DE LOS RESULTADOS</b> .....	29
11.1.	Formulación matemática de la minimización de perdidas.....	30
11.2.	<b>ALGORITMO GENÉTICO.</b> .....	32
11.2.1.	<b>POBLACIÓN</b> .....	34
11.2.2.	<b>FITNESS</b> .....	34
11.2.3.	<b>SELECCIONAR INDIVIDUOS</b> .....	34
11.2.4.	<b>CRUCE</b> .....	35
11.2.5.	<b>MUTACIÓN</b> .....	35
11.3.	Algoritmo Optimización por enjambre de partículas.....	36
11.4.	Validación del proyecto de Investigación.....	39
12.	<b>IMPACTOS (TÉCNICOS, SOCIALES, AMBIENTALES O ECONÓMICOS)</b> ..	43
13.	<b>CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES</b> .....	44
14.	<b>BIBLIOGRAFÍA</b> .....	46

## ÍNDICE DE FIGURAS

<b>Figura 1:</b> Gráfica de potencia instantánea y sus componentes.....	10
<b>Figura 2:</b> Red de Distribución Típico .....	14
<b>Figura 3:</b> Diseño de modelos de distribución.....	16
<b>Figura 4:</b> Circuito equivalente de una línea de distribución con carga concentrada.....	17
<b>Figura 5:</b> Diagrama unifilar del sistema de 9 barras .....	24
<b>Figura 6:</b> Codificación .....	25
<b>Figura 7:</b> Codificación Binaria.....	26
<b>Figura 8:</b> Generación de un algoritmo Genético Básico .....	32
<b>Figura 9:</b> Diagrama de flujo del AG .....	33
<b>Figura 10:</b> Concepto de modificación del punto de búsqueda .....	37
<b>Figura 11:</b> Concepto de búsqueda en un espacio de solución .....	37
<b>Figura 12:</b> Diagrama de flujo del PSO.....	38

## ÍNDICE DE TABLAS

<b>Tabla 1:</b> Diseño de modelos de distribución. ....	15
<b>Tabla 2:</b> Grado de Penetración % 2010. ....	22
<b>Tabla 3:</b> Grado de penetración % 2010. ....	23
<b>Tabla 4:</b> Datos Obtenidos de la Generación en Digsilent y PSO .....	40
<b>Tabla 5:</b> Voltajes obtenidos en Digsilent y PSO .....	40
<b>Tabla 6:</b> ángulos obtenidos en Digsilent y PSO .....	41
<b>Tabla 7:</b> Comparación entre Digsilent y Genético .....	42
<b>Tabla 8:</b> Voltajes obtenidos en Digsilent y Genético .....	42
<b>Tabla 9:</b> Ángulos Obtenidos por Digsilent y el AG .....	43

## SIMBOLOGÍA

SEP	Sistemas Eléctricos de Potencia.
GD	Generación Distribuida
PSO	Optimización por Enjambre de Partículas
$v(t)$	Voltaje en función del tiempo
$i(t)$	Corriente en función del tiempo
$w$	Frecuencia angular de la onda
$\theta$	Angulo de fase
$V_m$	Voltaje nodal
$I_m$	Corriente nodal
$S_m$	Potencia compleja nodal
$S_{Gm}$	Potencia generada nodal
$S_{Dm}$	Potencia demandada nodal
$S_i$	Potencia aparente compleja relacionada al flujo de potencia
$P_i$	Potencia activa compleja relacionada al flujo de potencia
$Q_i$	Potencia reactiva compleja relacionada al flujo de potencia
$V_n$	Voltaje de forma compleja en la n-ésima barra.
$Y_{in}$	Magnitud del elemento que se localiza en la fila i y la columna n de la matriz de admitancias.
$\Theta_{kn}$	Ángulo de fase en forma polar de ese mismo elemento de la matriz
$ V_i $ y $\delta_i$	Magnitud y ángulo de fase, respectivamente del voltaje en la i-ésima barra.
$ V_n $ y $\delta_n$	Magnitud y el ángulo de fase del voltaje de la n-ésima barra.

**UNIVERSIDAD TÉCNICA DE COTOPAXI**  
**FACULTAD DE CIENCIAS DE LA INGENIERÍA Y APLICADAS**

**TITULO: “APLICACIÓN DE TÉCNICAS METAHEURÍSTICAS PARA MINIMIZAR LAS PÉRDIDAS DE UNA RED DE DISTRIBUCIÓN CON LA UBICACIÓN ÓPTIMA DE GENERACIÓN DISTRIBUIDA.”**

**Autores:** Bryan Fernando Agreda Gómez

Katherine del Rosario Salan Ramírez

**RESUMEN**

En el presente trabajo se detalló los beneficios de las técnicas metaheurísticas en la inserción de generación distribuida en las redes eléctricas de distribución, con el fin de minimizar las pérdidas de potencia activa, esto se elaboró a través del software Python utilizando el caso de 9 barras propuesto por la IEEE, aplicando el algoritmo genético y el algoritmo de optimización por enjambre de partículas, como resultados se obtuvieron los parámetros eléctricos de voltajes, ángulos y potencia activa los cuales ayudan para determinar el punto óptimo para la ubicación de generación distribuida, además se observó la relación que tiene la distancia entre las cargas y los generadores de GD. Todo lo anterior se resume en la obtención de datos mediante flujos de potencia que se asemejan a los de un sistema de distribución real, comparando en tablas el comportamiento que presenta el sistema antes y después de la inserción de GD.

**Palabras clave:** Metaheurística, Algoritmo, Sistema de Distribución, Generación Distribuida.

# **COTOPAXI TECHNICAL UNIVERSITY**

## **FACULTY OF ENGINEERING AND APPLIED SCIENCES**

**TOPIC: "APPLICATION OF METAHEURISTIC TECHNIQUES FOR MINIMIZING THE LOSSES OF A DISTRIBUTION NETWORK WITH THE OPTIMAL LOCATION OF DISTRIBUTED GENERATION. "**

**Authors:** Bryan Fernando Agreda Gómez

Katherine del Rosario Salan Ramírez

### **ABSTRACT**

In the present work, the benefits of metaheuristic techniques in insertion were detailed. of distributed generation in the electrical distribution networks, in order to minimize the active power losses, this was worked out via Python software using the case of 9 bars proposed by the IEEE, applying the genetic algorithm and the algorithm of optimization by swarm of particles, as results the parameters electrical voltages, angles and active power which help to determine the point optimal for the distributed generation location, it was also observed the relationship that has the distance between the loads and the GD generators. All of the above is summarized in the obtaining data by means of power flows that resemble those of a control system. real distribution, comparing in tables the behavior of the system before and after GD insertion.

**Keywords:** Metaheuristics, Algorithm, Distribution System, Generation Distributed.



## ***AVAL DE TRADUCCIÓN***

En calidad de docente del idioma Inglés del Centro de Idiomas de la Universidad Técnica de Cotopaxi; en forma legal **CERTIFICO** que : la traducción del resumen del proyecto de investigación al idioma Inglés presentado por el señor **AGREDA GOMEZ BRYAN FERNANDO** y la señorita **SALAN RAMIREZ KATHERINE DEL ROSARIO**, egresados de la Carrera de **INGENIERIA ELECTRICA** de la **FACULTAD DE CIENCIAS DE LA INGENIERIA Y APLICADAS**, cuyo título versa **"APLICACIÓN DE TÉCNICAS METAHEURÍSTICAS PARA MINIMIZAR LAS PÉRDIDAS DE UNA RED DE DISTRIBUCIÓN CON LA UBICACIÓN ÓPTIMA DE GENERACIÓN DISTRIBUIDA"**, lo realizaron bajo mi supervisión y cumple con una correcta estructura gramatical del idioma.

Es todo cuanto puedo certificar en honor a la verdad y autorizo a los peticionarios hacer uso del presente certificado de la manera ética que estimen conveniente.

Latacunga, marzo del 2021.

Atentamente,

Lic. Pacheco Pruna Edison Marcelo Mg.

C.C. 0502617350

**Docente del Centro de Idiomas**



## **1. INFORMACIÓN GENERAL**

### **Título del Proyecto**

Aplicación de técnicas metaheurísticas para minimizar las pérdidas de una red distribución con la ubicación óptima de generación distribuida.

**Fecha de inicio:** 9 de marzo

**Fecha de finalización:** 6 de marzo

**Lugar de ejecución:** Cotopaxi, Latacunga, San Felipe, Eloy Alfaro, Universidad Técnica de Cotopaxi

**Facultad que auspicia:** Facultad de Ciencias de la Ingeniería y Aplicadas (CIYA)

**Carrera que auspicia:** Ingeniería Eléctrica en Sistemas Eléctricos de Potencia

**Proyecto de investigación Vinculado:**

### **Equipo de Trabajo**

- MSc. Ing. Jimmy Xavier Toaza Iza
- Agreda Gómez Bryan Fernando
- Katherine del Rosario Salan Ramírez

### **Área de Conocimiento**

Sistemas Eléctricos de Distribución.

### **Línea de investigación:**

Energías Alternativas y Renovables, Eficiencia Energética y Protección Ambiental.

### **Sub línea de investigación de la Carrera**

Inteligencia artificial y modelación de sistemas

## 2. RESUMEN DEL PROYECTO

A través del uso potencial que ofrece las matemáticas, se pueden obtener modelamientos físicos, para posteriormente estudiar su comportamiento, estos modelos en la vida estudiantil o laboral son de mucha utilidad para estudiar futuros comportamientos de dichos modelos. Dentro del estudio de los Sistemas Eléctricos de Potencia, los flujos de potencia son de mucha importancia ya que nos ayuda a determinar la operación óptima y el despacho de los SEP, para así llegar a las redes de distribución con las menores pérdidas y que la generación no sea muy diferente a la carga.

Los flujos óptimos de potencia en la actualidad son estudiados por los modelos matemáticos como son: Newton Raphson y Gauss Seidel, que nos ayudan a obtener los valores óptimos para minimizar las pérdidas, pero es demorado su convergencia y las herramientas computacionales que realizan este tipo de problemas necesitan de una licencia para su utilización y ocupa mucho espacio de almacenamiento del CPU.

Este software será capaz de analizar datos de las barras, las potencias de generación, la potencia de envío y de recepción de las barras, los voltajes y ángulos, para realizar el debido despacho y minimizar las pérdidas de potencia activa en las redes de distribución, también nos ayuda con la implementación de los generadores de GD en los sistemas de distribución y así minimizar aún más las pérdidas con la inserción de energía limpia y de esta forma aliviar la carga a los grandes centros de generación.

Con los métodos metaheurísticos se busca obtener resultados óptimos a menor tiempo de convergencia y para esto se lo realizo en la herramienta tecnología Python, ya que este software no necesita licencia y tiene un código legible que nos ayudara con la implementación de los algoritmos propuestos como son: el algoritmo Genético y el algoritmo por enjambre de partículas.

Para el análisis del modelo matemático propuesto se ha utilizado el caso de nueve barras de la IEEE del que extraeremos los datos como son: de barras, voltajes, ángulos, generación y la carga que está utilizando este sistema para aplicar los métodos metaheurísticos y así obtener resultados que se asemejen a los que se obtienen al momento de realizar el flujo de potencia con los modelos matemáticos clásicos, y también poder ingresar la GD en las redes de distribución y con eso ver que tan eficiente es la inserción de GD y también los métodos heurísticos propuestos en el presente problema de investigación.

### **3. JUSTIFICACIÓN DEL PROYECTO**

En los últimos años el aumento de la demanda ha ocasionado problemas y colapsos en la red eléctrica de distribución afectando así su correcto funcionamiento y también los elementos del Sistema Eléctrico de Potencia, para estabilizar el sistema de distribución se han investigado varios métodos con el fin de minimizar las pérdidas.

El sector eléctrico está obteniendo un gran cambio para nuevos avances tecnológicos en la producción de electricidad a pequeña escala, por lo que en este proyecto nos enfocamos en la reducción de pérdidas de potencia activa, y la estabilidad del sistema, dentro de estos cambios se destaca la creciente participación de generación distribuida.

Las técnicas de optimización metaheurísticas han sido ampliamente utilizadas, con el fin de modelar varias unidades de generación distribuida para así poder minimizar las pérdidas. En este caso utilizando el software Python, se reducirá las pérdidas por potencia activa a través de una función objetivo.

Con la presente investigación, este trabajo se busca obtener mayor beneficio de la red a menor costo, con el fin de conseguir un modelo que beneficie tanto a empresas distribuidoras como a los distintos tipos de consumidores.

### **4. BENEFICIARIOS DEL PROYECTO**

#### **4.1. Beneficiarios Directos.**

Mediante el desarrollo de estos algoritmos los beneficiarios vienen siendo los estudiantes de la carrera de Ingeniería Eléctrica, puesto que sirve para la ubicación óptima de un sistema de generación distribuida.

#### **4.2. Beneficiarios Indirectos.**

Esta investigación brindaría beneficio a las empresas eléctricas de distribución que desean implementar sistemas de generación distribuida en un futuro y así lograr un óptimo funcionamiento en la red eléctrica.

## **5. EL PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN**

### **5.1. Situación Problemática**

En los últimos años el sector eléctrico ha sufrido un gran cambio en su estructura debido a su ampliación por el incremento de la demanda eléctrica. Dentro de este cambio se destaca la participación de energías renovables en las redes de distribución. Con la implementación de la Generación Distribuida (GD) en la red, ha motivado a nuevos avances tecnológicos en la producción de electricidad a pequeña escala, preferencia por el uso de energías renovables y un favoritismo por incorporar la demanda como agente activo en los mercados de electricidad.

La generación distribuida (GD) Puede contribuir a la reducción de pérdidas. Sin embargo, el problema radica en la ubicación y las características de la red. Es por eso que en la última década se han explorado diversas metodologías para su apropiada ubicación.

En el estudio de los métodos metaheurísticos presentan una ventaja significativa frente a los modelos matemáticos clásicos por su naturaleza no lineal y no convexa, En contraste, para aplicar técnicas de programación matemática al problema de ubicación óptima de GD es necesario utilizar linealizaciones o aproximaciones a las ecuaciones de balance de potencia y flujos de carga.

### **5.2. Formulación del problema**

Los modelos matemáticos clásicos como Newton Raphson y Gauss Seidel nos ayudan a resolver el problema de flujo de potencia, pero el tiempo de convergencia que conlleva estos métodos es mayor y genera una excesiva cantidad de datos, adicional a esto, la mayoría de softwares que contienen estos métodos no son de libre acceso al público por las condiciones de su licencia.

## **6. OBJETIVOS**

### **6.1. General**

Aplicar las técnicas de optimización metaheurísticas en un sistema de distribución de energía eléctrica mediante el caso de nueve barras de la IEEE, para minimizar las pérdidas de potencia activa determinando la ubicación óptima de generación distribuida.

#### **Específicos**

- Realizar el estudio del arte acerca de las técnicas metaheurísticas utilizados para minimizar las pérdidas de potencia activa en la red de distribución.
- Utilizar dos técnicas metaheurísticas, Optimización por enjambre de partículas y Algoritmo Genético simple, aplicado para minimizar las pérdidas de potencia activa en la red de distribución.
- Analizar el comportamiento del sistema eléctrico de distribución con la inserción de generación distribuida en el modelo de nueve barras de la IEEE.

## 7. ACTIVIDADES Y SISTEMA DE TAREAS EN RELACIÓN A LOS OBJETIVOS PLANTEADOS

Objetivos	Actividades	Resultados de la actividad	Medios de verificación
Realizar el estudio del arte de las técnicas metaheurísticas utilizados para minimizar las pérdidas en la red de distribución.	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Recopilación información en fuentes bibliográficas sobre las técnicas metaheurísticas.</li> <li>• Consideración teórica entre la relación que existe de las técnicas metaheurísticas y la generación distribuida.</li> </ul>	Conocer todas las posibilidades existentes al momento de escoger la técnica metaheurística apropiada y que tipo de generación se va a utilizar.	Bibliografía y citas anexadas, conforme a la investigación de técnicas metaheurísticas en el sistema eléctrico de distribución.
Utilizar dos técnicas metaheurísticas, Optimización por enjambre de partículas PSO y Algoritmo Genético simple, aplicado para minimizar las pérdidas de potencia activa en la red de distribución.	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Modelación para el diseño correspondiente.</li> <li>• Composición del código de programación usado un software de simulación.</li> </ul>	Obtener un modelo matemático adecuado para realizar los cálculos de disminución de pérdidas de potencia activa.	Función Objetivo aplicado en el algoritmo Genético y el algoritmo PSO para los sistemas eléctricos de distribución
Analizar el comportamiento del sistema eléctrico de distribución con la	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Incorporación del algoritmo genético y el algoritmo PSO</li> </ul>	Obtener un modelo adecuado para realizar el prototipo para	

inserción de generación distribuida en el modelo de nueve barras de la IEEE.		la ubicación y dimensionamiento de las redes de distribución.	
--	--	---	--

## **8. FUNDAMENTACIÓN CIENTÍFICO TÉCNICA**

### **8.1. Descripción general de un sistema de potencia**

Se le llama sistema eléctrico de potencia, al conjunto de elementos interconectados que permiten la producción, transporte y consumo de la energía eléctrica. Un sistema eléctrico de potencia está formado por tres partes principales, las cuales son: Generación, Transmisión y Distribución [1].

Para la parte de Generación del Sistema Eléctrico de Potencia (SEP), es donde Genera la electricidad por medio de las diferentes fuentes que existen entre las convencionales tenemos la generación por Hidroeléctricas, Centrales Térmicas, de ciclo combinado, eólicas, son las que actualmente se encuentran en el país.

Para la distribución de energía, las entidades encargadas son las diferentes empresas eléctricas del país ya que es responsabilidad de ellas que la energía llegue hasta los hogares y también realizan el mantenimiento adecuado para que el sistema funcione en las mejores condiciones y son las encargadas del cobro del servicio a los usuarios.

### **8.2. Flujo de potencia**

Para el estudio del sistema eléctrico de potencia, lo más importante son los flujos de potencia, la información que se obtiene de un estudio de flujo de potencia está constituida por la magnitud y el ángulo de fases del voltaje de cada nodo, la potencia activa y reactiva que entran o salen del sistema a través de los nodos y las pérdidas que fluyen en las líneas de transmisión y transformadores.

Para la solución de los flujos de potencia se han desarrollado varios métodos matemáticos entre ellos los más utilizados para la resolución de problemas son Newton-Raphson y Gauss-Seidel los cuales nos ayudan a resolver los problemas de potencia activa y reactiva y que el sistema no presente inconvenientes en su operación [1].

El estudio de los flujos de potencia nos ha dado soluciones óptimas, pero se busca nuevos métodos para que la solución sea más rápida y que se acerquen a la solución óptima al momento de darnos un resultado, también se busca que el sistema tenga las menores pérdidas posibles al momento de enviar o recibir energía eléctrica, ya que, mediante la transmisión, dependiendo de las distancias varían las pérdidas en el sistema.



### 8.2.1. Concepto básico de potencia

Es la relación de paso de la energía de un flujo por unidad de tiempo, es decir, la cantidad de energía entregada o absorbida por un elemento en un tiempo determinado. La potencia eléctrica se representa con la letra P y la unidad de medida es el Vatio (watt) [2].

En corriente alterna senoidal, el voltaje y la corriente se pueden expresar matemáticamente mediante la siguiente expresión:

$$v(t) = V_{max} * \cos(w * t) \text{ e } i(t) = I_{max} * \cos(w * t - \theta) \quad (1)$$

Donde  $v(t)$  y  $i(t)$  son el voltaje y la corriente que están en función del tiempo,  $V_{max}$  y  $I_{max}$  es igual al voltaje y la corriente pico de la onda senoidal,  $w$  es la frecuencia angular de la onda y  $\theta$  representa el ángulo de fase en donde la corriente atrasa al voltaje, mediante esta formulación podemos decir que la potencia es igual a la multiplicación de el voltaje y la corriente:

$$p(t) = v(t) * i(t) = V_{max} * I_{max} * \cos(w * t) * \cos(w * t - \theta) \quad (2)$$

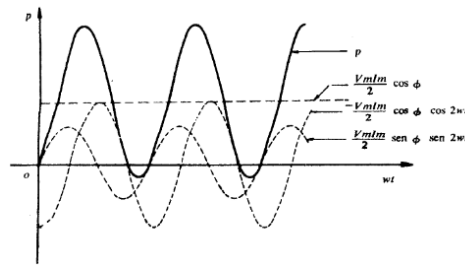
Al utilizar las identidades trigonométricas, esta expresión se transforma en la siguiente:

$$p(t) = \frac{V_{max} * I_{max}}{2} * \cos \theta * (1 + \cos(2 * w * t)) + \frac{V_{max} * I_{max}}{2} * \sin \theta * \sin(2 * w * t) \quad (3)$$

En la ecuación anterior podemos observar que está compuesta de dos partes donde la primera que es igual a  $\frac{1}{2} V_{max}$  por la  $I_{max}$  por el  $\cos \theta$  esa expresión se la conoce como potencia activa y la segunda parte tiene un valor promedio de cero y se conoce como potencia reactiva y estos términos oscilan entre un valor positivo y negativo, pero la potencia activa es la que consume la carga [1].

### 8.2.2. Potencia Activa

Se denomina comúnmente con la letra P, es la potencia que representa la capacidad de un circuito para realizar un proceso de transformación de la energía en trabajo, la origina la componente de la corriente que está en fase con la tensión. Esta potencia es, por lo tanto, la realmente consumida por los circuitos [3].



**Figura 1:** Gráfica de potencia instantánea y sus componentes.

**Fuente:** Landa Viqueira, [4].

Tomamos en cuenta que:

$$V = \frac{Vm}{\sqrt{2}} \quad (3)$$

$$I = \frac{Im}{\sqrt{2}} \quad (4)$$

Donde V e I son los valores eficaces del voltaje y la corriente, la potencia real puede expresarse como:

$$P = V * I * \cos \theta \quad (5)$$

### 8.3. Estudio de flujo de potencia

Para el estudio del flujo de potencia tomamos en cuenta las tensiones en estado estacionario en las distintas barras del sistema eléctrico, porque de ese cálculo tenemos que tener en cuenta la potencia activa y reactiva que entran o salen del sistema a través de las barras también se tiene en cuenta en las líneas de transmisión que la potencia activa y reactiva este dentro de los límites permitidos y así llegue a los transformadores con pérdidas mínimas, todo esto se realiza suponiendo que se conoce la carga y la generación.

Para la resolución de los flujos de potencia no se lo puede resolver directamente ya que el sistema este compuesto de diferentes nodos, para el cual se necesita resolver cada nodo y al momento de resolverlo se hace un numero de ecuaciones considerables.

Para establecer un modelo matemático del problema de flujos de potencia, es básico comprender como circulan los flujos de potencia sobre una red. Se considera que en cada nodo del sistema se tiene una demanda de potencia constante, y conociendo o suponiendo un valor para el voltaje nodal se determina la corriente total [5].

La potencia compleja nodal  $S_m$ , inyectada en el nodo  $m$  está dado por:

$$S_m = V_m * I_m^* \quad (6)$$

$I_m^*$ : Es la corriente compleja conjugada en el punto  $m$ .

Para el estudio de los flujos de potencia tenemos que tener claro el concepto de inyección de potencia por medio de la generación y las cargas toman un valor negativo. Entonces la potencia neta es igual a la potencia generada menos la potencia de demanda y está dado por:

$$S_m^{neta} = S_{Gm} - S_{Dm} \quad (7)$$

### 8.3.1. Tipos de barra en problemas de flujo de potencia

Asociados a cada barra  $p$  de un SEP existen cuatro variables  $P_{pi}$ ,  $Q_{pi}$ ,  $V_{pi}$ ,  $\theta_{pi}$ . Según las variables conocidas y desconocidas, las barras se clasifican en los siguientes grupos:

**Barras de carga (Barras P-Q):**  $P_p$  y  $Q_p$  están especificadas;  $V_p$  y  $\theta_p$  son incógnitas [6].

Las barras de este tipo, tienen especificadas la potencia activa y reactiva neta, mientras que no se conoce la magnitud del voltaje y su ángulo de fase. A estas barras se les da el nombre de barras PQ [1].

**Barras de voltaje controlado (Barras P-V):**  $P_p$  y  $V_p$  están especificadas;  $Q_p$  y  $\theta_p$  son las incógnitas. En este tipo de barra debe existir alguna fuente controlable de potencia reactiva [6].

En este tipo de barras, se puede incluir a aquellas que tienen instalados dispositivos capaces de controlar la magnitud de voltaje en sus terminales, mediante la generación o absorción de potencia reactiva, como generadores síncronos, en este caso, se especifica la magnitud del voltaje en la barra y la potencia activa neta, mientras que no se especifica la potencia reactiva neta y el ángulo de fase del voltaje. A estas barras se les da el nombre de barra PV [1].

**Barra de compensación o barra oscilante:** También conocida como barra Slack donde la  $V_p$  y  $\theta_p$ ,  $P_p$  y  $Q_p$  constituyen las incógnitas. En esta barra debe existir por lo menos un generador. La necesidad de definir esta barra nace del hecho que no es posible especificar la potencia total que es necesario generar en el sistema debido a que inicialmente no se conocen las pérdidas en el mismo. La barra flotante debe suministrar la diferencia entre la potencia compleja inyectada al sistema en el resto de las barras y la carga total más las pérdidas [6].

### 8.3.2. Ecuaciones de flujo de potencia

La potencia compleja que se entrega o recibe el sistema en la n-ésima barra del sistema de potencia, puede expresarse de la siguiente forma:

$$S_i = P_i + jQ_i = V_i * I_i^* \quad (8)$$

Siendo el conjugado complejo de la expresión anterior, el siguiente:

$$S_i^* = P_i - jQ_i = V_i^* * I_i \quad (9)$$

En la ecuación (9) se puede observar que,  $S_i$  la potencia compleja es igual a la potencia activa  $P_i$  menos la potencia reactiva  $Q_i$  que entran en la n-ésima barra, y eso es igual al voltaje complejo multiplicado por la corriente de la n-ésima barra y el signo positivo o negativo de la potencia activa, reactiva o aparente puede estar entrando o saliendo de la barra, lo mismo pasa con la corriente del sistema ya que su signo nos indica si está entrando o saliendo del sistema, para el cálculo de la corriente si está entrando o saliendo del sistema de n-ésima barra de un sistema de n barras se la calcula mediante la ecuación (10) [1].

$$I_i = \sum_{n=1}^N Y_{in} * V_n \quad (10)$$

Donde  $Y_{in}$  es el elemento donde se encuentra la fila  $i$  y la columna  $n$  de la matriz de admitancia de barras del sistema de potencia y  $V_n$  es el voltaje de forma compleja de la n-ésima barra.

Reemplazando la ecuación (10) en la ecuación (9), obtenemos una expresión donde relaciona los voltajes complejos con la potencia activa y reactiva neta en las barras del sistema, y esta expresión queda de la siguiente manera:

$$P_i - jQ_i = V_i^* * \sum_{n=1}^N Y_{in} * V_n \quad (11)$$

Para trabajar los voltajes complejos lo hacemos de forma polar la ecuación (11) puede separar su parte real de su parte imaginaria, obteniendo así la siguiente expresión:

$$P_i = \sum_{n=1}^N |Y_{in}| * |V_i| * |V_n| * \cos(\theta_{in} + \delta_n - \delta_i) \quad (12)$$

$$Q_i = \sum_{n=1}^N |Y_{in}| * |V_i| * |V_n| * \sin(\theta_{in} + \delta_n - \delta_i) \quad (13)$$

Donde:

$|Y_{in}|$ : Es la magnitud del elemento que se localiza en la fila  $i$  y la columna  $n$  de la matriz de admitancias de barra.

$\Theta_{kn}$ : Es el ángulo de fase en forma polar de ese mismo elemento de la matriz

$|V_i|$  y  $\delta_i$ : Es la magnitud y ángulo de fase, respectivamente del voltaje en la i-ésima barra.

$|V_n|$  y  $\delta_n$ : Es la magnitud y el ángulo de fase del voltaje de la n-ésima barra.

Las ecuaciones anteriores son las ecuaciones de flujo de potencia de forma polar, donde sabemos que las ecuaciones no son lineales y que para su resolución es necesario conocer la magnitud y ángulo de fase del voltaje en todas las barras del sistema de potencia [1].

#### **8.4. Estudios en sistemas de Distribución**

El estudio más frecuente en un sistema eléctrico, ya sea este de transmisión o distribución, lo constituye el cálculo de las condiciones de operación en régimen permanente o también conocido como estado cuasi estacionario. En estos cálculos interesa determinar las tensiones en las distintas barras de la red; flujos de potencia activa y reactiva en todas las líneas; pérdida en los transformadores, etc. [7].

Este tipo de estudio es muy importante ya que nos ayuda a resolver problemas para el despacho, las regulaciones de voltaje o para la planificación de nuevos sistemas. Sin embargo, durante el tiempo de estudio de los sistemas de potencia se han desarrollado métodos convencionales como el método de Gauss-Seidel y Newton-Raphson en todas sus versiones y para su optimización de tiempo y de resolución los recursos computacionales hacen que los algoritmos se resuelvan de manera más rápida optimizando tiempo y memoria de la computadora, sin embargo, para los sistemas de distribución estos algoritmos no son muy recomendados porque muy pocas veces converge. Estos algoritmos fueron creados con características para los sistemas de transmisión, para este tipo de problema las empresas distribuidoras han creado modelos para la ubicación de la compensación reactiva, ya que así se logra compensar las pérdidas y mejorar el perfil de tensiones y estos métodos solo permiten obtener los valores globales y no un resultado local dando así un problema ya que puede que al no tener un óptimo local pueden hacer que los resultados sean erróneos provocando también un mal servicio y mayores costos a la empresa de distribución.

Por esto las empresas de distribución están estudiando la aplicación de nuevos métodos especializados para el análisis de los sistemas de distribución, tomando en cuenta todas las características del sistema de distribución.

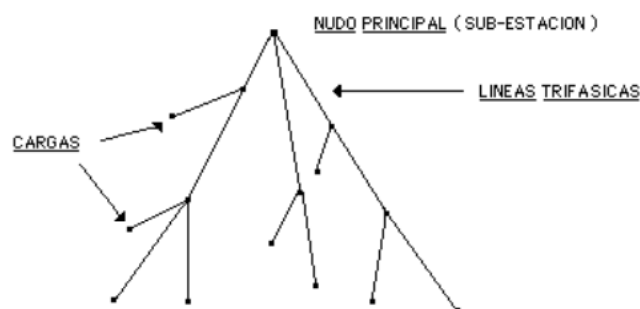
## 8.5. Características de los sistemas de Distribución

El sistema electro energético es aquel donde se realiza la transformación de diferentes tipos de energía eléctrica y viceversa. El sistema de distribución está constituido por los conductores, estructuras, aisladores y equipos destinados a unir eléctricamente las fuentes de energía y los consumidores a través de las subestaciones de distribución [8].

Las redes de distribución presentan características que la diferencian del sistema de transmisión entre ellas están las siguientes:

- Topologías radiales
- Múltiples conexiones
- Cargas de distinta naturaleza
- Líneas de resistencia comparables a la reactancia
- Líneas sin transposición

Los sistemas de distribución son de forma radial ya que de un nodo se diseña todo el sistema, en los centros de transformación se reduce el nivel de tensión de Alta a media tensión y en los sistemas de distribución el manejo se lo hace a partir del nivel de media tensión, para transformar la energía de alta a media tensión se utiliza un transformador con TAPs y los transformadores tienen un valor de 1 y 1.5 p.u, los consumidores residenciales se conecta a la red de baja tensión y los consumidores comerciales pueden conectarse a la red de media o baja tensión, según sus necesidades.



**Figura 2:** Red de Distribución Típico

**Fuente:** Muñoz Montesinos, [7].

En los sistemas de distribución encontramos sistemas trifásicos, bifásicos y monofásicos, donde los tipos de sistema se trata de distribuir de la mejor manera y así tratar de equilibrar la red, se reparte las cargas de manera adecuada en tres fases.

Otro aspecto que encontramos en las redes de distribución son los distintos tipos de carga que encontramos en el sistema y estas pueden ser residenciales, comerciales, industriales y agro-industriales estas últimas son más ocupadas en las partes rurales o en las ciudades donde se realiza la agricultura en masa donde el aspecto principal de este tipo de redes es su factor de potencia y el comportamiento que tiene frente a la variación de la tensión y a la temperatura.

Al momento de modelar las líneas de distribución sabemos que son consideradas todas las líneas de tipo cortas y en este tipo de líneas no existe transposición de las líneas y se modela con una matriz exacta de 3\*3.

Cada uno de estos modelos tienen sus ventajas e inconvenientes. De una manera expresiva, pero sin pretensiones de exactitud, se pueden sintetizar de la siguiente manera:

**Tabla 1:** Diseño de modelos de distribución.

Modelo	Rapidez servicio	Inversión	Coste transporte	Nivel stocks	Rapidez respuesta
<b>Directo</b>	Baja	Baja	Alto	Bajo	Alta
<b>Escalonada</b>	Alta	Alta	Bajo	Alto	Baja
<b>Alm. Centr.- Depot</b>	Alta	Alta	Bajo	Bajo	Baja
<b>Direct. Alm. Centr</b>	Baja	Baja	Alto	Bajo	Alta
<b>Planta Distribución</b>	Alta	Baja	Bajo	Bajo	Baja

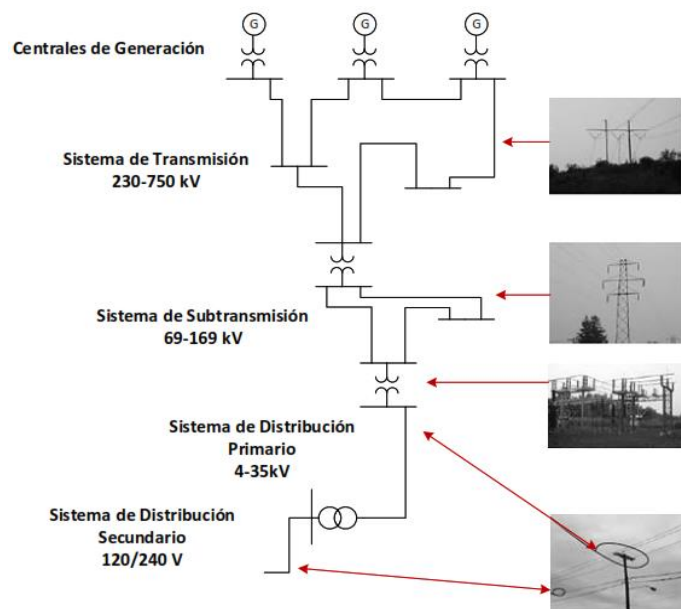
**Fuente:** Izquierdo Mateu, [9].

Un modelo de distribución debe diseñarse con arreglo a criterios de eficacia (capacidad de alcanzarse o cumplir los objetivos) y de eficiencia (con el mínimo costo posible). Esto significa tratar de alcanzar un óptimo económico (coste mínimo) sujeto a unas restricciones o condiciones (Objetivos a alcanzar) [9].

## 8.6. Descripción de los Sistemas de distribución

El sistema eléctrico de potencia está compuesto de cuatro etapas importantes que son: Generación, Transmisión, Distribución y utilización de la energía eléctrica; con el propósito fundamental de transportar la energía eléctrica desde los grandes centros de generación hacia los consumidores finales con los mejores niveles en cuenta a calidad de servicio [10].

Sin embargo, la infraestructura de los sistemas eléctricos de potencia puede incorporar etapas adicionales como se muestra en la figura 3. De esta forma, se visualiza que el proceso de transporte de energía inicia con la generación. Luego, a través de transformadores elevadores que se ubican a la salida de las distintas centrales de generación de energía eléctrica, se aumenta los niveles de voltaje para la transmisión. La etapa de transmisión incluye el recorrido de largas distancias con pérdidas reducidas de energía y cuyo destino son las subestaciones receptoras. El sistema de Subtransmisión permite el traslado de la energía eléctrica desde las subestaciones receptoras hasta las empresas distribuidoras, de tal manera que se alimente eléctricamente a las subestaciones de distribución. Los sistemas primarios que salen de las subestaciones de distribución entregan la energía a los transformadores que reducen el voltaje a niveles de consumo, la etapa final consiste en entregar la energía a los usuarios residenciales, comerciales y/o industriales mediante los sistemas secundarios [11].



**Figura 3:** Diseño de modelos de distribución

**Fuente:** T. A. Short, [12].

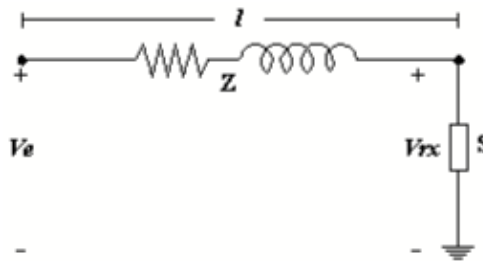


La fisiología de los sistemas de Distribución son complejos ya que deben llegar a áreas alejadas de los centros de distribución, por su extenso sistema, debe pasar por calles principales y secundarias se lo considera un sistema complejo.

Generalmente el sistema de distribución comienza con la subestación distribuidora alimentada por una o más líneas de subtransmisión. En ciertos casos y dependiendo de cada empresa distribuidora, esta subestación es alimentada directamente por las líneas de transmisión (alto voltaje) sin la necesidad de presentar un sistema de subtransmisión [13].

### 8.7. Pérdida en una línea de distribución con carga concentrada

La caída de tensión en una línea de distribución de longitud  $l$  mostrada en la figura 4 está dada por:



**Figura 4:** Circuito equivalente de una línea de distribución con carga concentrada.

Fuente: [14].

Donde se representa una línea corta con carga concentrada de longitud  $l$  y su componente  $Z$ , que es igual a la resistencia más inductancia del sistema, también nos indica el voltaje de envío y el de recepción de la línea.

$$\Delta V = Izl \quad (14)$$

La potencia total empleada por la línea:

$$S_p = \Delta V I^* = Izl = I^2 zl \quad (15)$$

Pero  $I=S/V_e$  por lo que:

$$S_p = \frac{S^2 zl}{V_e^2} \quad (16)$$

$$S_p = \frac{S^2 z}{V_e^2} l(r + jX_L) = P_p + jQ_p \quad (17)$$

Las pérdidas por potencia activa serán:

$$S_p = \frac{S^2 z}{V_e^2} r l \quad (18)$$

### 8.8. Metaheurística

El término “Metaheurística” fue creado por Glover en 1986. deriva de dos palabras de origen griego, meta que significa más allá de un nivel superior y Heurística que proviene de heuriskein y se traduce como encontrar, descubrir o hallar

Con esto Glover pretendía limitar un proceso que transforma los métodos heurísticos para encontrar una solución más allá del óptimo local encontrar un óptimo global [15].

Los procesos metaheurísticos son algoritmos no puntuales, se debe utilizar más de un método para tener un resultado eficiente “Los procedimientos metaheurísticos son una clase de métodos aproximados que están diseñados para resolver problemas difíciles de optimización combinatoria, en los que los heurísticos clásicos no son híbridos combinando diferentes conceptos derivados de la inteligencia artificial, la evolución biológica y los mecanismos estadísticos.” Los algoritmos son aplicados a diferentes problemas, con cambios muy pequeños son adaptados a un caso específico [16].

Para la resolución de las técnicas metaheurísticas se tiene que seguir un proceso iterativo y va generando un procedimiento razonable.

La flexibilidad de los algoritmos evolutivos para abordar problemas generales de optimización utilizando prácticamente cualquier representación e índice de rendimiento razonables, con operadores de variación que se pueden adaptar al problema en cuestión y mecanismos de selección ajustados al nivel apropiado de rigurosidad, otorga a estas técnicas una ventaja sobre las técnicas numéricas clásicas. [17]

### 8.9. Tipos de metaheurísticas

Los métodos metaheurísticos son procedimientos para trazar operaciones que provienen de la heurística, los tipos de metaheurística se definen inicialmente por el proceso a los que son sometidos. Los tipos de metaheurística fundamentales son los métodos de relajación, procesos constructivos, las metaheurísticas para la búsqueda por entornos y las metaheurísticas para los procedimientos evolutivos [18].

## **8.10. Metaheurística Evolutiva**

Las metaheurísticas evolutivas sirven para llevar su evolución en el espacio de búsqueda de conjuntos de soluciones para así poder llegar a la solución más óptima con los elementos que tiene a su alcance, esta heurística tiene su principio en la evolución de iteraciones entre los miembros de la población frente a la búsqueda que se guían por la información de soluciones individuales.

Esta metaheurística funciona de tal manera que con la información que obtiene puede evolucionar obteniendo nuevos resultados eficientes los algoritmos que se utilizan en este método son los genéticos y meméticos también pueden ser utilizados los algoritmos de estimación de estado los cuales emplean procedimientos aleatorios para llegar a su solución mientras que los otros tipos de metaheurística de búsqueda dispersa o de re encadenamiento de caminos emplean procedimientos sistemáticos [18].

### **8.10.1. Fundamentos de los algoritmos genéticos**

Las características de un algoritmo genético son diferentes de otras técnicas de búsqueda en varios aspectos. En primer lugar, el algoritmo es un multitrayecto que busca muchos picos en paralelo, lo que reduce la posibilidad de captura mínima local. En segundo lugar, el AG trabaja con una codificación de parámetros en lugar de los propios parámetros. La codificación del parámetro ayudará al operador genético a evolucionar el estado actual al siguiente estado con cálculos mínimos. En tercer lugar, el AG evalúa la idoneidad de cada cadena para guiar su búsqueda en lugar de la función de optimización. El algoritmo genético solo necesita evaluar la función objetivo (aptitud) para guiar su búsqueda. Por tanto, no hay necesidad de calcular derivadas u otras funciones auxiliares. Finalmente, las estrategias que emplean AG exploran el espacio de búsqueda donde la probabilidad de encontrar un rendimiento mejorado es alta [17].

Los AG son métodos que imitan el proceso genético evolutivo de los organismos vivos postulados por Charles Darwin en 1859; esto implica la selección natural (reproducción sexual).

### **8.10.2. Fundamentos de las técnicas de optimización de enjambres de partículas**

La optimización del enjambre de partículas (PSO) es una nueva y emocionante metodología en el cálculo evolutivo que es algo similar a un algoritmo genético en el sentido de que el sistema se inicializa con una población de soluciones aleatorias. Sin embargo, a diferencia de otros algoritmos, a cada solución potencial (llamada partícula) también se le asigna una velocidad aleatoria y luego se hace volar a través del hiperespacio problemático. Se ha descubierto que la optimización del enjambre de partículas es extremadamente eficaz para resolver una amplia gama de problemas de ingeniería. Es muy sencillo de implementar (el algoritmo consta de dos líneas de código informático) y resuelve problemas muy rápidamente [17].

## **8.11. Generación distribuida**

### **8.11.1. Concepto de Generación Distribuida**

Las unidades de Generación Distribuidas son pequeñas plantas generadoras conectadas directamente a la red de distribución. En la última década, la penetración de recursos de generación distribuida (GD) renovables y no renovables está aumentando en todo el mundo, alentada por políticas nacionales e internacionales que tienen como objetivo aumentar la participación de fuentes de energía renovable y unidades de energía y calor micro combinadas altamente eficientes para reducir las emisiones de gases de efecto invernadero. La GD contribuyen a la aplicación de políticas energéticas competitivas, la diversificación de los recursos energéticos, la reducción de los costes operativos en horas pico, el aplazamiento de las actualizaciones de la red, la reducción de las pérdidas y los costes de transmisión, distribución, y el potencial aumento de la calidad del servicio al cliente final.

Las GD para resolver problemas de red se han debatido en las redes de distribución, el hecho es que, en la mayoría de los casos, el operador del sistema de distribución (DSO) no tiene control o influencia sobre la ubicación y tamaño de la GD por debajo de cierto límite. Sin embargo, la ubicación de GD tiene un impacto crítico en el funcionamiento de la red de distribución. La colocación inadecuada de GD puede aumentar las pérdidas del sistema y los costos operativos y de capital de la red [19].

Debido al cambio continuo en el sistema regulatorio y el clima operacional, el problema del exceso de demanda sigue ahí, pero no podemos construir más estaciones generadoras de líneas de transmisión en un pequeño rango de tiempo y por lo tanto la generación distribuida con

suministro centralizado puede formar una nueva industria. tipo de industria de suministro de electricidad que pueda satisfacer la demanda de electricidad en el futuro [20].

### **8.11.2. Generación distribuida en el Ecuador**

El país ha dado los primeros pasos hacia un modelo que combina la generación centralizada con la GD, ésta última a través de los autogeneradores. Acorde a la Estadística Anual y Multianual del Sector Eléctrico Ecuatoriano 2016, se dispone de 150,58 MW de potencia efectiva de autogeneración para servicio público, la cual está compuesta por centrales de biomasa, hidroenergía y térmica que generaron 1.374GWh. La implementación de la autogeneración tuvo como base legal el Mandato N° 15 de la Asamblea Constituyente de 2008 y las regulaciones 001/09, 002/11, 003/11, 001/13, 002/13, 010/13 y 010A/13, las cuales establecen los lineamientos para la participación del auto productor (auto generador con cogeneración) en la comercialización de la energía, la determinación de los plazos y precios a aplicarse para los proyectos de generación y autogeneración desarrollados por la iniciativa privada y los requisitos, precios, período de vigencia y forma de despacho para la energía eléctrica entregada al Sistema Nacional Interconectado y sistemas aislados, por los generadores que utilizan fuentes renovables no convencionales [21].

### **Potencial de instalación de GD en el Ecuador**

La situación actual del abastecimiento de energía eléctrica requiere una especial atención, pues a pesar de la disponibilidad de recursos hídricos en el País, durante la última década la disponibilidad de generación hidroeléctrica se ha mantenido, con un alto componente de la generación termoeléctrica, y como también dependencia de la energía importada de Colombia.

Es necesario impulsar el uso de las diferentes opciones de fuentes de generación alterna y de energías renovables no convencionales (ERNCC), apuntando a la definición de políticas energéticas y para desarrollar una planificación que incluya las siguientes acciones:

- Diversificar la matriz energética con energías renovables como la eólica, biomasa, biogás, fotovoltaica, geotérmica y micro centrales hidroeléctricas.
- Desarrollo del marco jurídico para incentivar el uso de biocombustibles.
- Promover el uso racional de la energía e introducir como política de Estado el concepto de eficiencia energética.

- Plantear las regulaciones “específicas” que permitan la incursión en proyectos embebidos en las redes de distribución (GD), tanto por parte de las Empresas de Distribución como 17 de la empresa privada o en alianza estratégica de ambas.

### **Evaluación penetración de la GD en Ecuador. Fuentes de energía convencional**

Los dos criterios principales que permiten evaluar el grado de integración de la GD, para modelar la oferta de Generación Distribuida son:

#### **Nivel o Grado de penetración de la GD% y Nivel o Grado de dispersión de la GD%**

Como ejemplo se simula con demanda pico del País en el 2010 que alcanza a 3.036 MW. Para evaluar la potencia firme instalada se toma un escenario:

**Tabla 2:** Grado de Penetración % 2010.

SIMULACIÓN DE % PENETRACIÓN GD EN EL SIN 2010	
Potencia efectiva nominal de los auto generadores	696,77 Mw
Potencia nominal de generación de servicio público conectada en las distribuidoras	498,05 Mw
Total	1.194,82 Mw
Aplicando la definición (1) % Nivel de Penetración GD:	39.35%

Fuente: [22]

El valor de 39,35% corresponde a un escenario de Baja Penetración, lo que se permite estimar que se establece en un mercado conservador con muchas barreras económicas y técnicas, que hacen deducir que la incorporación de GD sería parte de un proceso que tomaría algún tiempo [22].

#### **Nivel de Dispersión**

Para establecer un primer escenario algo simple, se considera un área del sistema de potencia que refleje el número de puntos en la red para describir este índice en donde se tenga conectada GD, por el total de centrales menores instaladas y conectadas al SNI en las 19 Distribuidoras y las empresas autogeneradoras que se han conectado a estos sistemas de subtransmisión:

**Tabla 3:** Grado de penetración % 2010.

Número de Nodos de Generación Distribuida en la RED actual		
Distribuidoras	Hidráulicas	16
	Térmicas MCI	17
AUTOGENERADORAS	Hidráulicas	23
	Térmicas MCI	6
	Térmicas Turbo-Vapor	6
Total, Centrales conectada al SNI		68

Fuente: [22].

Se evalúan los nodos de carga se contabilizan el total de subestaciones de las distribuidoras que potencialmente recibirán generación distribuida, con niveles de tensión de subtransmisión 69/13,8kV y 69/22kV, que alcanzan a 273. [22]

Potencial de GD proveniente de Fuentes Renovables No Convencionales (ERNC).

### Recursos de Energía Solar

La utilización práctica de la energía solar, un recurso renovable y limpio, para generación eléctrica, tiene como objetivos principales: la contribución a la reducción de la emisión de gases de efecto invernadero, la posibilidad de llegar con electricidad a zonas alejadas de las redes de distribución [22].

## 8.12. PYTHON

Python es un lenguaje de programación versátil que tiene como ventaja que las líneas de código son legibles y es un lenguaje de código abierto que permite su utilización en cualquier escenario [23].

Al ser uso de una sintaxis legible, el aprendizaje de este programa es más rápida siendo uno de los mejores lenguajes para iniciar en la programación de código en modo texto [24].

### 8.12.1. SPYDER

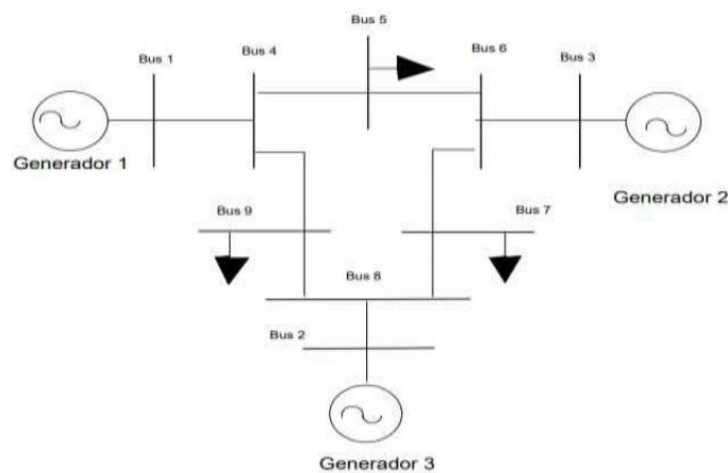
Spyder es un potente entorno de desarrollo interactivo para el lenguaje Python. Posee funciones avanzadas de edición, pruebas interactivas, depuración y un entorno informático numérico.

Es un entorno de desarrollo integrado y multiplataforma de código abierto para programación científica en el lenguaje Python, incluye soporte de herramientas interactivas para la inspección de datos e incorpora controles de calidad específicos de Python [25].

### 8.13. CASO IEEE 9 Barras

El sistema de 9 barras es un formato de la IEEE conocido como: IEE CDF, que contiene un archivo donde nos indica que por medio de filas y columnas corresponde el valor numérico que se localiza en el escrito.

La información se divide en 2 elementos: barras y líneas, con los dos elementos se describe todo el sistema eléctrico, reduciendo en su mínima expresión todos los componentes [26].



**Figura 5:**Diagrama unifilar del sistema de 9 barras

Fuente: [26]

## 9. VALIDACIÓN DE LAS PREGUNTAS CIENTÍFICAS O HIPÓTESIS

Con la aplicación de las técnicas de optimización metaheurísticas, en sistemas de distribución de energía eléctrica, se pretende encontrar la ubicación óptima de generación distribuida, para minimizar las pérdidas de potencia activa.

## 10. METODOLOGÍAS Y DISEÑO EXPERIMENTAL

Para la presente investigación se presenta una evaluación de la ubicación óptima de generación distribuida en los sistemas de distribución de energía eléctrica, para tal evaluación se ha considerado dar un enfoque cuantitativo el cual nos permite determinar con claridad una concepción lineal, lo que quiere decir tener claro los elementos que conforman el problema,



siendo nuestra dificultad principal la ubicación, por lo que utilizando las técnicas metaheurísticas y acoplando los tipos de generación distribuida se pretende mejorar las pérdidas en los sistemas de distribución.

Las técnicas de optimización metaheurística han sido ampliamente utilizadas en la ubicación de GD. Dentro de estas se destacan los Algoritmos Genéticos, optimización de enjambre de partículas, entre otras, se presenta un modelo de optimización multiobjetivo para determinar la ubicación GD. Los objetivos modelados son las pérdidas de potencia activa, el número de generadores y la potencia inyectada por la GD. En este sentido, se busca encontrar una solución que permita reducir las pérdidas con el mínimo de unidades de GD en el sistema.

Los métodos a utilizar en la presente investigación son los métodos deductivo, analítico y el comparativo, con el deductivo podemos determinar que las técnicas metaheurísticas son mejores que la formulación matemática clásica ya que de un conjunto de resultados podemos tener el más óptimo para poder aplicar al problema de la ubicación de un sistema de distribución, con el método analítico se comprueba que al inyectar generación distribuida a la red principal podemos reducir significativamente las pérdidas en los sistemas ya que se puede llegar a tener una generación óptima en las redes de distribución y con el método comparativo se determina el parentesco que tenga cada técnica metaheurística lo cual servirá para poder determinar cuál es el más óptimo, exacto, dinámico y brinde una solución utilizando un software de simulación que nos permita visualizar los parámetros necesarios para su correcta ubicación y dimensionamiento de la generación distribuida.

### 10.1. Introducción del algoritmo Genético en la fórmula matemática propuesta.

#### Individuo

Se consideran valores entre 0 y 1, que representan el porcentaje del rango de generación permitido para cada unidad generadora del sistema eléctrico. Por lo tanto, para un sistema eléctrico que posee N unidades generadoras, es decir N barras del tipo PV, la longitud del cromosoma sería igual a N-1 genes debido a que una barra se toma como referencia para el cálculo del flujo de potencia. [27]

$$\text{INDIVIDUO} = \begin{array}{|c|c|c|c|c|} \hline P_{G2} & P_{G3} & P_{G4} & P_{G5} & P_{G6} \\ \hline \end{array}$$

**Figura 6:**Codificación

En este caso, la representación se refiere a un sistema con nueve barras del tipo PV, en la cual la primera barra es considerada como base o referencia para el análisis de flujo de potencia, por lo tanto, la longitud del individuo es igual a ocho.

Para obtener los niveles de generación de cada unidad (PG2,..., PG9), para introducirlos como datos del sistema antes de correr el flujo de potencia, se aplica la siguiente formulación:

$$P_G^u = P_{min}^u + Indv(i) * (P_{max}^u - P_{min}^u) \quad (19)$$

Donde:

$P_G^u$ : Potencia generada en la barra u

$P_{max}^u$ : Potencia o capacidad máxima de generación en la barra u

$P_{min}^u$ : Potencia o capacidad mínima de generación en la barra u

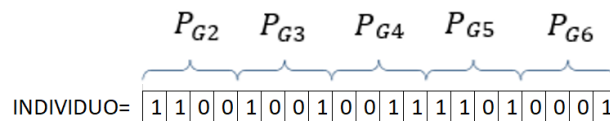
$Indv(i)$ : Valor del gen en la posición i

u: Número de barra de generación

La ecuación (34) asegura que los niveles de generación en las barras PV se mantengan dentro de valores permitidos y de esta manera no se crean individuos no factibles para el problema.

### Codificación binaria

La codificación binaria indica mayor diversidad en la población de individuos además de facilitar las operaciones, pero presenta algunos inconvenientes. En esta representación cada gen del cromosoma posee una longitud y combinación de ceros y unos. Esta longitud puede ser igual para todos los genes o diferente uno de otro, dependiendo de la exactitud deseada. La decodificación de cada gen ya representa la generación de la unidad correspondiente a ese gen. En la Figura 8 se muestra un individuo para la codificación binaria [27].



**Figura 7:**Codificación Binaria

Para decodificar el cromosoma y obtener un valor de generación se aplica la siguiente expresión

$$P_G^u = P_{min}^u + \frac{(P_{max}^u - P_{min}^u)}{2^{LG_i - 1}} (gen_i)_{10} \quad (20)$$

Donde:

$P_G^u$ : Potencia generada en la barra u

$P_{max}^u$ : Potencia o capacidad máxima de generación en la barra u

$P_{min}^u$ : Potencia o capacidad mínima de generación en la barra u

$LG_i$ : Longitud del gen  $i$

$(gen_i)_{10}$ : Valor decimal del gen  $i$

De la misma forma que la ecuación (7), la ecuación (8) asegura la obtención de niveles de generación factibles para cada unidad generadora. La longitud de cada individuo para este tipo de representación es igual a la suma de las longitudes de cada gen. Para el ejemplo en la figura 2, como todos los genes tienen longitudes iguales, la longitud del individuo es igual a  $4 \times 8 = 32$  bit [27].

### **Función de evaluación**

Los algoritmos genéticos tienen la característica de maximizar la función fitness, que es una medida de la calidad de cada solución candidata. El objetivo de este trabajo es minimizar las pérdidas de potencia activa. Por lo tanto, es necesario aplicar un artificio matemático para convertir el objetivo del problema de flujo de potencia óptimo de manera que el algoritmo genético minimice la función de evaluación [27].

La función fitness además de la función de las pérdidas, posee una función de penalidad, dado por el balance de potencia. La función fitness es formada como sigue:

$$Fitness = PL = \sum_{i=1}^n PG_i - \sum_{i=1}^n PD_i + 1000 * abs(\sum_{u=1}^n P_{generada}^u - D - P_{perdida}) \quad (21)$$

Donde:

$\sum_{u=1}^n P_{generada}^u$ : Suma de todas las potencias generadas en el sistema

$D$ : Demanda de carga a ser atendida

$P_{perdida}$ : Pérdida en la transmisión

La función de penalidad es dada por la segunda expresión de la ecuación (9), la cual se multiplica por un factor considerable para asegurar el balance de potencia [27].

### **10.2. Introducción del PSO en la formulación matemática propuesta.**

Para el estudio del algoritmo por enjambre de partículas se estudia el comportamiento social que puede ser de enjambres o mandas, donde se encuentra la mejor posición de la partícula  $p_{best}$  que representa la memoria autobiográfica de las partículas y el  $g_{best}$  que es la mejor posición del líder.

Esta modificación puede ser representada por el concepto de velocidad (valor modificado para las posiciones actuales). La velocidad de cada partícula puede ser modificada por la siguiente ecuación:

$$v_i^{k+1} = w \cdot v_i^k + c_1 \cdot rand_1(p_{best_i} - s_i^k) + c_2 \cdot rand_2(g_{best} - s_i^k) \quad (22)$$

Dónde:

$v_i^k$ : Velocidad de la partícula  $i$  en la iteración  $k$ .

$w$ : Peso de inercia.

$c_j$ : Coeficientes de aceleración.

$rand_j$ : Números aleatorios entre 0 y 1.

$s_i^k$ : Posición actual de la partícula  $i$  en la iteración  $k$ .

$p_{best_i}$ : Mejor posición de la partícula  $i$ .

$g_{best}$ : Mejor posición grupal.

El peso de inercia para cada iteración  $k$  se determina mediante la siguiente función:

$$w = w_{max} - \frac{w_{max} - w_{min}}{iter_{max}} \cdot iter \quad (23)$$

Dónde:

$w_{max}$ : Peso inicial.

$w_{min}$ : Peso final.

$iter_{max}$ : Número máximo de iteraciones.

$iter$ : Número de la iteración actual.

La velocidad se limita a un valor máximo y puede ser cambiada mediante el uso de los tres vectores del lado derecho de la ecuación (23). El primer término es la velocidad anterior de la partícula. El segundo y tercer término son utilizados para cambiar la velocidad de las partículas. Si no se implementa el segundo y tercer término, las partículas podrían quedar “volando” en la misma dirección hasta llegar al límite. Es decir, explora nuevas áreas de búsqueda y, por tanto, el primer término corresponde con la **diversificación** de áreas en el procedimiento de búsqueda [28].

Sin el primer término, la velocidad de la partícula se determina únicamente por su posición actual y por sus mejores posiciones en la historia. Es decir, los agentes intentarán converger a sus  $p_{best}$  y / o  $g_{best}$  y por consiguiente los términos descritos corresponden a la **intensificación** en el proceso de búsqueda. Al inicio del proceso de búsqueda, la diversificación es muy ponderada, mientras la intensificación es altamente ponderada al final del proceso señalado.

Los parámetros  $w_{\min}$  y  $w_{\max}$  son términos heurísticos que logran un buen balance entre la exploración local y global, escogidos en el intervalo 0.4 a 0.9 [28].

La posición actual de la partícula puede ser modificada por la siguiente ecuación:

$$s_i^{k+1} = s_i^k + v_i^{k+1} \quad (24)$$

Para la inicialización de las velocidades, se parte de las posiciones iniciales de cada partícula  $s_i^0$  dentro del intervalo  $[S_i^{\min}, S_i^{\max}]$  definido previamente, luego se procede a establecer el intervalo de velocidades dentro de los límites  $[V_{\min}, V_{\max}]$ , donde  $V_{\min} = S_i^{\min}$  y  $V_{\max} = k \cdot S_i^{\max}$ , considerando  $0.1 \leq k \leq 1.0$ . [3]

## 11. ANÁLISIS Y DISCUSIÓN DE LOS RESULTADOS

Uno de los aspectos más importantes en la operación y la planificación de un sistema eléctrico de potencia es el estudio de flujos óptimos de potencia OPF (Optimal power Flow). El problema del OPF está caracterizado por tres partes principales: la función objetivo, las variables de control y las restricciones, existen diferentes métodos de solución para el problema entre los cuales tenemos dos formas de resolver el problema; los métodos convencionales y los métodos de Inteligencia artificial.

Para nuestro caso de estudio se ha seleccionado los métodos de Inteligencia Artificial, los métodos a utilizar son: Algoritmo Genético y el de optimización por enjambre de partículas. Ya que para el caso de estudio lo que se busca es colocar de forma óptima la ubicación del sistema de GD, mejorando así el sistema de Distribución y generar menores pérdidas.

Un ejemplo matemático detallado en el Anexo A nos ayuda a entender mejor el algoritmo genético, con este ejemplo vamos a lograr determinar las variables de decisión durante el proceso y las que tenemos que tomar en cuenta al momento de dar solución a los diferentes tipos de problemas con esta metaheurística y adicionalmente se va a presentar la resolución en un programa computacional.

Para mejor entendimiento de la metaheurística de optimización de partículas (PSO) se detalla en el Anexo B un ejemplo de cómo funciona este método y se presentara su solución en un programa computacional.

### 11.1. Formulación matemática de la minimización de pérdidas

La formulación del problema propuesto consiste en minimizar las pérdidas en los sistemas eléctricos, mediante la implementación de generación distribuida, para poder resolver el problema debemos saber la ecuación (19) que nos indica la fórmula para minimizar las pérdidas. Las pérdidas del sistema son igual a la suma de la potencia de generación menos la potencia de la carga. Las pérdidas que se analizan son pérdidas de potencia activa en el sistema.

$$PL = \sum_{i=1}^n PG_i - \sum_{i=1}^n PD_i \quad (25)$$

Para la formulación matemática se ha propuesto algunas restricciones, como son las restricciones de igualdad y desigualdad

Las restricciones de igualdad son de balance de potencia, es igual a la potencia de generación menos la potencia de carga y menos la potencia inyectada, la sumatoria es igual a 0, esto es igual a la potencia esperada menos la potencia calculada.

Ecuaciones de balance de potencia:

$$P_i^{esp} - P_i^{cal} = 0 \quad (26)$$

$$(P_{gi} - P_{Di}) - V_i \sum_{j=1}^{nb} (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) V_j = 0 \quad (27)$$

$$Q_i^{esp} - Q_i^{cal} = 0 \quad (28)$$

$$(Q_{gi} - Q_{Di}) - V_i \sum_{j=1}^{nb} (G_{ij} \sin \theta_{ij} - B_{ij} \cos \theta_{ij}) V_j = 0 \quad (29)$$

Otra restricción que también se toma en cuenta es la barra de referencia o slack, para los diferentes cálculos y esta tiene que ser igual a 0.

$$\theta_{SLACK} = 0 \quad (30)$$

Las restricciones de desigualdad se deben tener en cuenta, para la resolución del problema propuesto y entre estas restricciones tenemos a las de voltaje.

También se analiza el voltaje en estado estable, los límites en los que se maneja son 1.05 p.u hasta 1.10 p.u. estos límites tenemos que tener en cuenta para los sistemas de distribución.

Límites de voltaje:

$$V_{imin} \leq V_i \leq V_{imax} \quad (31)$$

Otro límite que se tiene en cuenta son los ángulos de voltaje, cuando se analiza una red en estado estable donde no se tiene falla, la diferencia angular entre barras es pequeña y varía entre los -15 o 15 grados máximo, esta variación se presenta cuando el sistema no está sujeto a contingencias.

En el sistema nacional interconectado esta variación va desde los -30° hasta los 30 grados.

Límites de ángulos de los voltajes:

$$\theta_{i-min} \leq \theta_i \leq \theta_{i-max} \quad (32)$$

La siguiente variable que tomamos en cuenta es la variable de decisión, varía entre 0 y 1 y está relacionada con las restricciones.

Variable binaria de decisión:

$$U_{GDi} \in \{0,1\} \quad (33)$$

Para las restricciones tomamos en cuenta la variable binaria de decisión, donde los generadores tiene límites en potencia activa y potencia reactiva, se tiene los valores de potencia máxima del generador y la potencia mínima y esta variable de decisión nos permite variar los despachos de los generadores.

Restricciones de desigualdad:

$$U_{GDi} * P_{Gi}^{min} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi}^{max} * U_{GDi} \quad (34)$$

$$U_{GDi} * Q_{Gi}^{min} \leq Q_{Gi} \leq Q_{Gi}^{max} * U_{GDi} \quad (35)$$

Ahora se analiza los límites operacionales de los transformadores y las líneas de transmisión, si se cambia los despachos tenemos que monitorear en las líneas de transmisión, que no supere el límite de la línea y del transformador, al momento de correr un flujo de potencia definimos la barra de envío y la barra de recepción y en el sistema, si va desde la barra uno a la barra dos se la conoce como potencia de envío y la que recibe es la barra de recepción o la barra dos, la potencia aparente siempre debe ser menor a la potencia máxima aparente de la línea porque los límites que colocamos en los transformadores y las líneas se escribe en MVA, nosotros calculamos en flujo en MVA para facilitar la implementación se coloca al cuadrado Ya que facilita la implementación

Límites de potencia aparente para Líneas de Transmisión y transformadores envío y recepción:

$$S_e^2 - S_{max}^2 \leq 0 \quad (36)$$

$$S_r^2 - S_{max}^2 \leq 0 \quad (37)$$

El número máximo de generadores nos indica que la cantidad de generadores disponibles no supere el valor máximo de los generadores.

Número máximo de generadores:

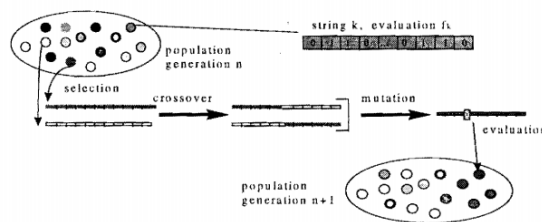
$$\sum_1^i U_{GD_i} \leq N_{GDmax} \quad (38)$$

Con esto nos aseguramos que la variable binaria no va a estar jugando con más números que necesitamos solo que se base en 0 y 1.

## 11.2. ALGORITMO GENÉTICO.

Los algoritmos genéticos (GA) son métodos de búsqueda y optimización basados en un modelo de adaptación evolutiva en la naturaleza, los AG funcionan con una población de soluciones, que se evoluciona de una manera análoga a la selección natural.

Las posibles soluciones a un problema de optimización están representadas por cromosomas, que se codifican los parámetros de la solución como una cadena numérica. La idoneidad de cada solución se calcula utilizando una función de evaluación que mide su valor con respecto al objetivo y las limitaciones del problema de optimización [29].



**Figura 8:** Generación de un algoritmo Genético Básico

Fuente [29].

En términos generales, la estructura de un algoritmo genético para optimizar (maximizar o minimizar) una función con una o múltiples variables sigue los siguientes pasos:





**Figura 9:**Diagrama de flujo del AG

**Fuente:** Autores

- a) Se crea una población inicial aleatoria de  $P$  individuos. En este caso, cada individuo representa una combinación de los valores de las variables.
- b) Calcular la fortaleza (fitness) de cada individuo de la población. El fitness está relacionado con el valor de la función objetivo para cada individuo. En el caso de estudio propuesto se busca minimizar la función objetivo, cuanto menor sea el valor de la función para el individuo, menor será su fitness.
- c) Crear una nueva población vacía y se repite los siguientes pasos hasta que se hayan creado los nuevos individuos ( $P$ ).
  - Seleccionar dos individuos de la población existente, donde la probabilidad de selección es proporcional al fitness de los individuos.

- Aplicar un proceso de mutación aleatorio sobre el nuevo individuo.
  - Añadir el nuevo individuo a la nueva población.
- d) Reemplazar la antigua población por la nueva.
- e) Si no se cumple un criterio de parada, volver al paso b.

Las etapas del algoritmo se definen de esta manera [30].

### 11.2.1. POBLACIÓN

En los algoritmos genéticos, el término individuo hace referencia a cada una de las posibles soluciones del problema que se quiere resolver. En el caso de minimización de una función, cada individuo representa una posible combinación de valores de las variables. Para representar dichas combinaciones, se pueden emplear vectores (arrays), cuya longitud es igual al número total de variables, y cada posición toma un valor numérico [30].

### 11.2.2. FITNESS

Cada individuo debe ser evaluado para determinar su importancia en la solución del problema, a esta cuantificación se le llama (fitness). Dependiendo de si se trata de un problema de maximización o minimización, la relación del fitness con la función objetivo puede ser:

**Maximización:** el individuo tiene mayor fitness cuanto mayor es el valor de la función objetivo  $f$  (individuo).

**Minimización:** el individuo tiene mayor fitness cuanto menor es el valor de la función objetivo  $f$  (individuo), o lo que es lo mismo, cuanto mayor es el valor de la función objetivo, menor el fitness. Tal y como se describe más adelante, el algoritmo genético selecciona los individuos de mayor fitness, por lo que, para problemas de minimización, el fitness puede calcularse como  $-f$  (individuo) o también: [30].

$$\frac{1}{11+f(\text{individuo})} \quad (39)$$

### 11.2.3. SELECCIONAR INDIVIDUOS

La forma en que se seleccionan los individuos que participan en cada cruce difiere en las distintas implementaciones de los algoritmos genéticos. Por lo general, todas ellas tienden a favorecer la selección de aquellos individuos con mayor fitness.

**Método Rank:** la probabilidad de selección de un individuo es inversamente proporcional a la posición que ocupa tras ordenar todos los individuos de mayor a menor fitness. Este método es

menos agresivo que el método ruleta cuando la diferencia entre los mayores fitness es varios órdenes de magnitud superior al resto [30].

#### **11.2.4. CRUCE**

La idea principal del cruce se basa en tomar dos individuos correctamente adaptados al medio y se obtiene una descendencia que comparta genes de ambos, existe la posibilidad de que los genes heredados sean precisamente los causantes de la bondad de los padres. Al compartir las características buenas de dos individuos, la descendencia, o al menos parte de ella, debería tener una bondad mayor que cada uno de los padres por separado.

##### **11.2.4.1. CRUCE UNIFORME**

El cruce uniforme es una técnica completamente diferente de las vistas hasta el momento. Cada gen de la descendencia tiene las mismas probabilidades de pertenecer a uno u otro padre. Aunque se puede implementar de muy diversas formas, la técnica implica la generación de una máscara de cruce con valores binarios. Si en una de las posiciones de la máscara hay un 1, el gen situado en esa posición en uno de los descendientes se copia del primer padre. Si por el contrario hay un 0 el gen se copia del segundo padre [31].

Para producir el segundo descendiente se intercambian los papeles de los padres, o bien se intercambia la interpretación de los unos y los ceros de la máscara de cruce, la descendencia contiene una mezcla de genes de cada uno de los padres. El número efectivo de puntos de cruce es fijo, pero ser, a por término medio  $L/2$ , siendo  $L$  la longitud del cromosoma (número de alelos en representaciones binarias o de genes en otro tipo de representaciones). Se suele referir a este tipo de cruce con las siglas UPX (Uniform Point Crossover) [31].

#### **11.2.5. MUTACIÓN**

La mutación de un individuo provoca que alguno de sus genes, generalmente uno solo, varíe su valor de forma aleatoria. Aunque se pueden seleccionar los individuos directamente de la población actual y mutarlos antes de introducirlos en la nueva población, la mutación se suele utilizar de manera conjunta con el operador de cruce.

Primeramente, se seleccionan dos individuos de la población para realizar el cruce. Si el cruce tiene éxito entonces uno de los descendientes, o ambos, se muta con cierta probabilidad ( $P_m$ ). Se imita de esta manera el comportamiento que se da en la naturaleza, pues cuando se genera la descendencia siempre se produce algún tipo de error, por lo general sin mayor trascendencia, en el paso de la carga genética de padres a hijos.

La probabilidad mutación es muy baja, generalmente menor al 1%. Esto se debe sobre todo a que los individuos suelen tener un ajuste menor después de mutados. Sin embargo, se realizan mutaciones para garantizar que ningún punto del espacio de búsqueda tenga una probabilidad nula de ser examinado [31].

Tal y como se ha comentado, la mutación más usual es el reemplazo aleatorio. Este consiste en variar aleatoriamente un gen de un cromosoma. Si se trabaja con codificaciones binarias consistirá simplemente en negar un bit. También es posible realizar la mutación intercambiando los valores de dos alelos del cromosoma. Con otro tipo de codificaciones no binarias existen otras opciones:

- Incrementar o decrementar a un gen una pequeña cantidad generada aleatoriamente.
- Multiplicar un gen por un valor aleatorio próximo a 1.

Aunque no es lo más común, existen implementaciones de Algoritmos Genéticos en las que no todos los individuos tienen los cromosomas de la misma longitud. Esto implica que no todos ellos codifican el mismo conjunto de variables [31].

### **11.3. Algoritmo Optimización por enjambre de partículas**

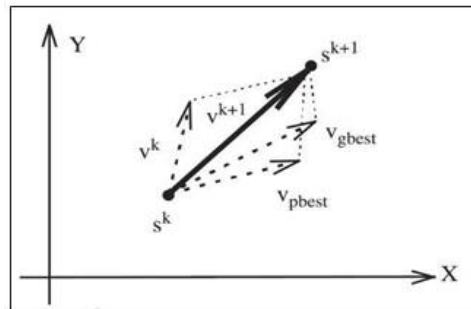
Kennedy y Eberhart en 1995 desarrollan el algoritmo PSO mediante el comportamiento de bandadas de pájaros en un espacio bidimensional. Cada partícula se representa por su posición en los ejes  $(x, y)$  y su velocidad se representa como  $(v_x, v_y)$ . La posición de cada partícula se ve modificada por la información de posición y velocidad. [28]

La bandada de pájaros optimiza una cierta función objetivo. Cada partícula conoce su mejor valor ( $p_{best}$ ) hasta el momento a más de su posición  $x, y$ . Esta información es una similitud con la experiencia personal de cada partícula. Además, cada agente conoce el mejor valor hasta el momento del grupo ( $g_{best}$ ) entre los  $p_{best}$ . Esta información es una analogía del conocimiento de cómo se han desempeñado los otros agentes que les rodean. Los agentes modifican su posición usando la siguiente información [28]:

- Las posiciones actuales  $(x, y)$
- Las velocidades actuales  $(v_x, v_y)$
- La distancia entre la posición actual y el  $p_{best}$

- La distancia entre la posición actual y el  $g_{best}$

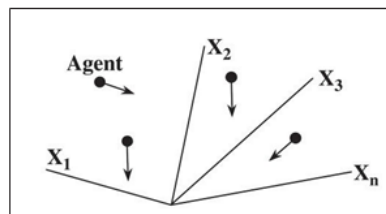
En la Figura 10 se muestra gráficamente el concepto de modificación del punto de búsqueda mediante el PSO. Cada partícula cambia su posición actual mediante la integración de los vectores de intensificación (velocidad personal y velocidad global) y de diversificación (velocidad previa), siguiendo las ecuaciones anteriormente señaladas [28].



**Figura 10:** Concepto de modificación del punto de búsqueda

**Fuente:** Iveth Guanoluisa [11].

En cambio, en la Figura 11 se observa un concepto de búsqueda con las partículas en el espacio solución. Cada partícula trata de encontrar la una mejor solución para orientar al enjambre hacia ella.



**Figura 11:** Concepto de búsqueda en un espacio de solución

**Fuente:** Iveth Guanoluisa [11].

Las partículas, deben explorar el espacio de búsqueda respetando un valor máximo de velocidad ya que si se sobrepasa dicho límite se puede explorar innecesariamente el espacio y el algoritmo no puede encontrar una solución factible. Mientras que un valor menor de  $V_{max}$  no facilitará la exploración global y las partículas puede converger prematuramente en un mínimo local [28].

El diagrama de flujo general del PSO puede ser descrito de la siguiente manera:

- **Paso 1:** Generación de condiciones iniciales de cada partícula.

Las posiciones de búsqueda iniciales  $s_i^0$  y las velocidades iniciales  $v_i^0$  de cada partícula son generadas aleatoriamente respetando los rangos permitidos. La posición actual se establece como  $p_{best}$  de cada partícula. El mejor valor de  $p_{best}$  es establecido como  $p_{best}$ , y el número de la partícula con el mejor valor es almacenado.

- **Paso 2:** Evaluación de la posición de cada partícula.

Se calcula el valor de la función objetivo para cada partícula, si el valor es mejor que el  $p_{best}$  actual de la partícula, el valor de  $p_{best}$  es actualizado. Si el mejor valor de entre los  $p_{best}$  es mejor que el  $g_{best}$  actual, el valor de  $g_{best}$  es actualizado y el número de la partícula con el mejor valor es almacenado.

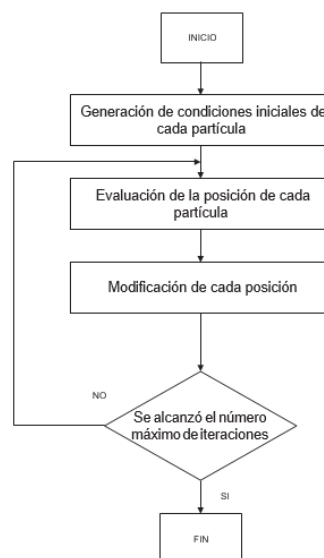
- **Paso 3:** Modificación de cada posición.

La posición actual de cada partícula es cambiada con la ayuda de las ecuaciones: (22), (23), (24).

- **Paso 4:** Chequeo de la condición de salida.

Si el número de la iteración actual alcanza el número máximo de iteraciones predeterminado, finaliza el proceso; caso contrario, el proceso salta al Paso 2.

En la siguiente figura se resume el diagrama de flujo establecido



**Figura 12:** Diagrama de flujo del PSO

**Fuente:** Iveth Guanoluisa [11].

Las características del procedimiento de búsqueda mediante el PSO son:

- a. El PSO únicamente puede manejar problemas de optimización con variables continuas.
- b. El PSO utiliza varios puntos de búsqueda, y cada punto gradualmente se acerca al punto óptimo usando su  $p_{best}$  y su  $g_{best}$ .
- c. El primer término corresponde a la diversificación en el proceso de búsqueda. El segundo y tercer término corresponden a la intensificación en dicho proceso. El método descrito tiene un mecanismo bien equilibrado para utilizar eficientemente diversificación e intensificación en el proceso de búsqueda.
- d. El concepto anterior está explicado con la consideración que se trabaja en un espacio bidimensional. Sin embargo, el método puede ser fácilmente aplicado para problemas n-dimensionales, usando exclusivamente variables de control continuas.

De acuerdo a varios ensayos se ha llegado a establecer apropiadamente los siguientes parámetros que son independientes del tipo de problemas a resolver:

$$c_j = 4.0 \quad w_{max} = 0.010 \quad w_{min} = 0.010$$

Los valores también se han demostrado ser apropiados para los problemas de sistemas de potencia [28].

Los coeficientes de aceleración  $c_j$  gobiernan la velocidad relativa de la partícula hacia su mejor posición local y global. Estos parámetros tienen que ser sintonizados en base a la complejidad del problema.

El tamaño del enjambre se busca tener un balance entre el tiempo computacional y la confiabilidad que conlleva tener ese volumen de partículas en el enjambre [28].

#### **11.4. Validación del proyecto de Investigación**

Para la validación y comprobación de la hipótesis que se planteó, se utilizara el modelo de nueve barras de la IEEE en PYTHON y el modelo matemático que se utilizó en este informe, tal que se muestra en el literal 11.1. En Python se desarrolló el código con los métodos metaheurístico Genético y PSO y se le inserto al modelo de nueve barras, para validar sus resultados, se realizó la comprobación en Digsilent, los datos respectivos se muestran en la tabla 4 para los resultados en Python y también los obtenidos en Digsilent de algoritmo PSO.

**Tabla 4:** Datos Obtenidos de la Generación en Digsilent y PSO

GENERACIÓN				
N° Gen	Barra	Con GD	Sin GD	PSO
1	SL	60.82643	71.94999	62.1586415
2	PV	108.833	163	108.832791
3	PV	65.5976	85.00001	65.5975859
4	PV	29.1361	0	29.1360964
5	PV	32.0055	0	32.005483
6	PV	21.7527		21.7527081
Generación		318.15133	319.95	Mw
Carga		315	315	Mw
Perdidas		3.15133	4.95	Mw
Disminuye			1.79867	Mw

Fuente: Autores

En la tabla 4 se muestra los resultados en la generación por el algoritmo PSO donde los resultados nos dan unas pérdidas de 3,1513 Mw y la generación normal nos da unas pérdidas de 4,95 Mw disminuyendo así las pérdidas en un 1,7986 Mw.

**Tabla 5:** Voltajes obtenidos en Digsilent y PSO

Voltajes		
N° Barra	Digsilent	PSO
1	1.01189	1.01189251
2	0.95529	0.95529048
3	0.917518	0.91751774
4	0.980791	0.9804964
5	0.952161	0.95216122
6	0.9405085	0.94043828
7	0.936924	0.93692377
8	0.9546489	0.95450055
9	0.941645	0.94164455

Fuente: Autores

Como se puede ver en la tabla 5, los valores de los voltajes que obtenemos son casi similares a los que se obtiene en Digsilent, con esto comprobamos que el algoritmo obtuvo casi los mismos resultados y solo tiene una variación de 0,005869%, una variación mínima del PSO con el Digsilent.



**Tabla 6:** ángulos obtenidos en Digsilent y PSO

Ángulos		
N° Barra	Digsilent	PSO
1	0	0
2	6.886784	6.53577316
3	4.691624	4.27895475
4	-2.023102	-2.12213552
5	-2.840801	-3.0404808
6	2.138484	1.78312869
7	0.6291866	0.281915
8	2.609305	2.31339761
9	-3.949903	-4.13957632

Fuente: Autores

En la tabla 6, se determinaron los ángulos obtenidos en el flujo de potencia debido a las restricciones que se le dio al programa los ángulos obtenidos son similares a los que se tiene en el flujo de potencia por lo que se ha determinado que el modelo metaheurístico PSO obtuvo un gran acercamiento a los valores que se obtiene al correr el flujo de potencia.

### **Algoritmo Genético**

Los resultados con el Algoritmo Genético en los voltajes, generadores y ángulos son más exactos en su comprobación, esto debido a varias pruebas de ensayo y error hasta poder obtener un valor mucho más exacto en la tabla 7 podemos observar los valores de los generadores.

**Tabla 7:** Comparación entre Digsilent y Genético

GENERACIÓN				
N° Gen	Barra	Con GD	Sin GD	Genético
1	SL	74.64868	71.94999	75.4850522
2	PV	53.8826	163	53.8825926
3	PV	113.476	85.00001	113.475811
4	PV	39.9173	0	39.9173062
5	PV	11.2437	0	11.2437318
6	PV	24.3272		24.3271624
Generación		317.49548	319.95	Mw
Carga		315	315	Mw
Perdidas		2.49548	4.95	Mw
Disminuye		2.45452		MW

Fuente: Autores

En la tabla 7 se puede observar que con tres generadores las pérdidas en el flujo de 9 barras son de 2.49548 Mw, son menores a las que se obtienen con el PSO, y con la inserción de generación distribuida al sistema tenemos que la ubicación óptima de los generadores nos ayudaron a obtener menores pérdidas en el sistema.

**Tabla 8:** Voltajes obtenidos en Digsilent y Genético

Voltajes		
N° Barra	Digsilent	Genético
1	1.03355	1.03354645
2	0.986632	0.98663219
3	0.970339	0.97033943
4	1.011957	1.01196908
5	0.990933	0.99093274
6	0.9856409	0.98563498
7	0.97071	0.97071049
8	0.9875832	0.98760778
9	0.979907	0.97990743

Fuente: Autores

En la tabla 8, los voltajes que se obtiene al desarrollar el flujo, como se puede observar los voltajes obtenidos por el algoritmo Genético es casi similar a los obtenidos por el flujo con una

variación de 0,00031%, en Digsilent, y los valores del caso de 9 barras de la IEEE nos da un límite de 1,05 en las barras, con esto comprobamos que los voltajes que nos da el algoritmo están dentro de los límites permitidos.

**Tabla 9:** Ángulos Obtenidos por Digsilent y el AG

Ángulos		
N° Barra	Digsilent	Genético
1	0	0
2	0.09208665	-0.01661708
3	5.738174	5.63947048
4	-2.356113	-2.38119394
5	-2.64236	-2.69024267
6	1.751299	1.66087259
7	-2.534244	-2.62509983
8	-1.888568	-1.98063097
9	-5.376568	-5.42269273

Fuente: Autores

En la tabla 9, se tiene los resultados de los ángulos en las barras del flujo de potencia como se puede observar los valores que se obtienen con el algoritmo genético son muy similares a los que se obtiene con el Digsilent, con eso se comprueba que el algoritmo se trató de calibrar hasta obtener los valores parecidos que nos va a dar al desarrollar OPF.

En el anexo C tenemos los resultados que nos dan con un generador y dos generadores de GD en el sistema mediante el algoritmo Genético y en el anexo D tenemos los valores de los generadores con uno y dos de GD utilizando el algoritmo PSO.

## 12. IMPACTOS (TÉCNICOS, SOCIALES, AMBIENTALES O ECONÓMICOS)

### Impactos Técnicos

Al momento de correr las simulaciones se tiene una retribución de los datos, tal es el caso del comportamiento del algoritmo genético y también del PSO ante la utilización de uno a tres generadores determinados para la generación distribuida, básicamente el impacto técnico llega a ser la predicción del comportamiento de las redes de distribución ante el aumento de la demanda y la inserción de GD.

La generación distribuida es el primer paso hacia un cambio de modelo en el sistema eléctrico de distribución ecuatoriano debido a las ventajas que presenta como modelo complementario a

la generación centralizada; sin embargo, su correcta implementación tiene como condicionante la disponibilidad de marcos jurídicos, técnicos y económicos adecuados. Al contar con estos instrumentos se podrá considerar a la GD como parte de los procesos de planificación en la expansión de la oferta eléctrica nacional.

### **Impacto Económico**

Los proyectos que no tienen sustento de simulación mantienen un mayor porcentaje de riesgo económico ante diseños previamente establecidos, ya que una simulación permite ahorro de dinero en proyectos cuyo resultado no sean favorable.

## **13. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES**

- Las técnicas metaheurísticas favorecen la reducción de pérdidas de potencia activa en las redes de distribución eléctrica ya que su aplicación en softwares contiene una menor cantidad de datos y tiempo de simulación.
- Se determinó que el algoritmo PSO posee un porcentaje mínimo de error en comparación con el algoritmo genético, y el algoritmo genético depende de mayor tiempo de simulación.
- Para obtener menores pérdidas se coloca la generación distribuida cerca de las cargas en el caso de nueve barras de la IEEE las cargas están en las barras 5, 7 y 9 y los generadores de GD se los coloco en las mismas barras y mediante la simulación se comprobó que hubo disminución de pérdidas.
- Al momento de correr las simulaciones se puede obtener datos del comportamiento del algoritmo genético y también del PSO, ya que al realizar la comprobación de los mismo nos ayudan a tener resultados cercanos a los que se obtiene con Newton Raphson y Gauss Seidel.
- La simulación de un flujo de potencia de Digsilent nos arroja los mismos resultados que cuando se utilizan los algoritmos genético simple y el algoritmo de optimización por enjambre de partículas.
- Se recomienda que para comparar con los otros casos de la IEEE se especifique cual es la barra slack y ajustar los parámetros de los algoritmos
- Es recomendable tener conocimientos básicos en los flujos de potencia, Python y los algoritmos evolutivos, para conocer de mejor manera el funcionamiento y modelamiento del flujo óptimo de potencia.

- Es recomendable que los estudiantes que están siguiendo la carrera de ingeniería eléctrica revisen la bibliografía de este documento.

## 14. BIBLIOGRAFÍA

- [1] J. F. Castro Garcia, ALGORITMOS GENÉTICOS COMO SOLUCIÓN AL PROBLEMA DE FLUJO DE POTENCIA, Guatemala: Universidad de San Carlos de Guatemala, 2007.
- [2] ECURED, «ECURED,» [En línea]. Available: [https://www.ecured.cu/Potencia\\_eléctrica](https://www.ecured.cu/Potencia_eléctrica). [Último acceso: 02 02 2021].
- [3] Electriaplicada, «Electricaplicada,» [En línea]. Available: <https://www.electricaplicada.com/que-es-la-potencia-activa-p-kw/>. [Último acceso: 02 02 2021].
- [4] J. Viquería Lamda, Redes Eléctricas, México: UNAM, 2010.
- [5] J. Izquierdo Franco, Estudio de flujos de potencia y análisis de fallas en sistemas eléctricos de distribución radial, Nuevo Leon: UANL, 2002.
- [6] C. Rodriguez, «Slideshare,» Slideshare, 23 06 2017. [En línea]. Available: <https://es.slideshare.net/CarlosRodriguez1473/calculo-flujo-de-potencia#:~:text=Según%20las%20variables%20conocidas%20y,y%200p%20son%20s%20incógnitas..> [Último acceso: 13 01 2021].
- [7] C. M. Muñoz Montecinos, Flujos de Potencia Trifásico para Sistemas de Distribución, Santiago de Chile: Pontificia Universidad Católica de Chile, 1989.
- [8] S. De la Fé Dotres, «ECURED,» 2004. [En línea]. Available: [https://www.ecured.cu/Características\\_Generales\\_de\\_las\\_Red\\_de\\_Distribución](https://www.ecured.cu/Características_Generales_de_las_Red_de_Distribución). [Último acceso: 14 01 2021].
- [9] A. Izquierdo Mateu, Sistemas de Distribución, Catalunya: UOC, 2013.
- [10] S. Ramirez Castaño, Redes de Distribución de Energía, Manizales: Universidad Nacion de Colombia, 2004.
- [11] I. D. Guanoluisa Pilatásig, Utilización de Algoritmos Genéticos para la ubicación óptin de reconectores en redes radiales de Distribución-Aplicación a la Empresa Electricá Quito, Quito: Escuela Politécnica Nacional, 2018.
- [12] T. A. Short, Electric Power Distribution Handbook, New York: CRC Press, 2014.
- [13] W. H. Kersting, Distribution System Modeling and Analysis, New Mexico: CRC Press 2017.
- [14] S. Ramirez Castaño, Redes de Distribución de energía, Manizales: UNC, 2009.

- [15] F. GLOVER, «Future paths for integer programming and links to artificial intelligence,» *Computers & Operations*, vol. 13, nº 5, p. 17, 1986.
- [16] I. H. OSMAN y J. P. KELLY, «Meta-Heuristics Theory and Applications,» *Journal of the Operational Research Society*, vol. 48, nº 6, p. 5, 1997.
- [17] K. Y. L. a. M. A. El-Sharkawi, MODERN HEURISTIC OPTIMIZATION OPTIMIZATION, Mohamed E. El-Hawary, Series Editor.
- [18] B. Melián, J. A. Moreno Pérez y J. M. Moreno Vega, «Metaheurística una visión global,» *Revista Iberoamericana de inteligencia artificial*, nº 19, pp. 7-28, 2003.
- [19] P. S. G. a. N. D. Hatzargyriou, «Optimal Distributed Generation Placement in Power Distribution Networks: Models, Methods, and Future Research,» *IEEE Transactions on Power Systems*, 2013.
- [20] C. F. F. Gonzalez-Longatt, Review of the Distributed Generation Concept: Attempt of Unification, *International Journal of Energy and Power Engineering*, 2013.
- [21] S. Espinoza, *Generación distribuida y su aplicabilidad en Ecuador*, Quito: El Telégrafo, 2018.
- [22] E. F. Durán, «La Generación Distribuida: Retos frente al Marco Legal del Mercado,» ENERGIA, Cuenca.
- [23] Á. Robledano, «OpenWebinars,» 23 09 2019. [En línea]. Available: <https://openwebinars.net/blog/que-es-python/>. [Último acceso: 01 03 2021].
- [24] P. e. sum, «Programo ergo sum,» [En línea]. Available: <https://www.programoergosum.com/cursos-online/raspberry-pi/244-iniciacion-a-python-en-raspberry-pi/que-es-python>. [Último acceso: 01 03 2021].
- [25] Uzunlog, «Uzunlog,» [En línea]. Available: <https://uzunlog.com/spyder-entorno-desarrollo-python/>. [Último acceso: 01 03 2021].
- [26] A. Camacho, M. Guala y D. Tuapanta, *Sistema de prueba IEEE de 9 Barras*, Latacunga: MDPI, 2019, p. 8.
- [27] M. E. L. A. A. S. A. E. Esteban F. Vargas Correa, «Flujo de Potencia Óptimo con Algoritmos Genéticos,» Universidad Nacional del Este (UNE), CIGRÉ, 2010.
- [28] J. P. L. SIZE, «OPTIMIZACIÓN DE PÉRDIDAS DE POTENCIA ACTIVA EN EL SISTEMA HÍBRIDO DE LAS ISLAS SANTA CRUZ Y BALTRA, UTILIZANDO UN ALGORITMO DE ENJAMBRE DE PARTÍCULAS (PSO),» ESCUELA POLITÉCNICA DEL ECUADOR, QUITO, 2015.

- [29] Y.-H. SONG, *Modern Optimisation Techniques in Power Systems*, Londres: Departamen of Electrical Engineering and Electronics, 1999.
- [30] J. A. Rodrigo, «Optimización con algoritmo genético,» *cienciadatos.net*, 2019.
- [31] M. Gestal, «Introducción a los Algoritmos Genéticos,» *Universidade da Coruña*, 2013.
- [32] J. A. Moreno Perez, «Universidad de la Laguna,» *deioc*, 2004. [En línea]. Available: <https://d1wqtxts1xzle7.cloudfront.net/38695156/metaheuristica.pdf?1441657449=&response-content-disposition=inline%3B+filename%3DMetaheuristica.pdf&Expires=1607642822&Signature=SCIHikQ0mXxrjDpxREwLop0EGC85bm0p3Fhu8zyMkGfv9BSsissV8d9zjpoyWhP8BoMsXg~3iywhjqg>. [Último acceso: 10 12 2020].
- [33] N. Vempati, R. R. Shoults, M. S. Chen y L. Schwobel, «Simplified Feeder Modeling for Loadflow Calculations,» *IEEE*, Vols. %1 de %2PQRS-2, nº 1, pp. 168-174, 1987.
- [34] N. R. Schultz, «Distribution Primary Feeder I<sup>2</sup>R Losses,» *IEEE*, Vols. %1 de %2PAS-97, nº 2, pp. 603-609, 1978.
- [35] G. A. L. S. Thomas Ackermann, *Distributed generation: a definition*, ELSEVIER Electrical Power system research, 2001.
- [36] *Guía Básica de la Generación Distribuida*, Madrid: Gráficas Elisa, S.A, 2012.
- [37] H. V. E. González, *GENERACIÓN DISTRIBUIDA POR MEDIO DE ENERGÍAS ALTERNAS RENOVABLES Y SU INFLUENCIA EN LA EVOLUCIÓN DEL SISTEMA ELÉCTRICO SECUNDARIO DE DISTRIBUCIÓN TRADICIONAL*, Guatemala: Universidad de San Carlos de Guatemala, 2008.



## 15. ANEXOS

### ANEXO A. EJEMPLO MATEMÁTICO-ALGORITMO GENÉTICO

### ANEXO A. EJEMPLO MATEMÁTICO-ALGORITMO GENÉTICO

En el presente problema de programación no lineal cuadrático está sujeto a ciertas restricciones y ciertas condiciones que tendremos en cuenta al momento de resolver el problema, el ejemplo fue extraído de la referencia [17]. Para la resolución del ejemplo de AG, pide como solución minimizar el problema no lineal:

Usando el AG para minimizar el siguiente problema no lineal.

Problema:

$$\text{Minimizar} \quad Z = \sum_{j=1}^4 [a_j + b_j x(j) + c_j x^2(j)]$$

$$\text{Sujeto a} \quad -10.0 \leq x_j \leq 10.0 \forall x_j \in \{1,4\}$$

Coefficiente de los polinomios son:

$$a_1=2.9391848E-0; b_1=5.6514290E-1; c_1=1.3223214E-2$$

$$a_2=2.6497593E-0; b_2=-4.0084286E-2; c_2=1.0892857E-2$$

$$a_3=2.9166987E-0; b_3=-1.7450143E-1; c_3=6.6666964E-2$$

$$a_4=2.8071963E-0; b_4=-2.7918714E-1; c_4=4.7189286E-3$$

Para este algoritmo los parámetros utilizados son:

Máximo número de cromosomas = 75

Máximo número de generaciones = 50

Máximo número de individuos (tamaño de la población) = 500

Tamaño de la Población que debe correr el AG= 500

Probabilidad de mutación = 0.05

Probabilidad de cruce = 0.5

En el programa una vez evaluado la función Objetivo nos da como resultado:

## Solución

$$X_1=2.9391848+5.651429E-1(-9.9556) +1.32232E-2(-9.9556)^2=-1.38$$

$$X_2=2.6497593+(-4.0084286E-2) (9.8959) +1.0892857E-3(9.8959)^2=2.36$$

$$X_3=2.9166987+(-1.74501436E-1) (1.2994) + 6.666696E-2(1.2994)^2=2.80$$

$$X_4=2.8071963+(-2.7918714E-2) (2.9774) + 4.7189286E-3(2.9774)^2=2.77$$

$$Z = x_1 + x_2 + x_3 + x_4$$

$$Z = -1.38 + 2.36 + 2.80 + 2.77$$

$$Z = 6.55$$

Los valores obtenidos en el programa son:

$$X_1=-9.9562$$

$$X_2=9.8959$$

$$X_3=1.2994$$

$$X_4=2.9774$$

La función Objetivo nos da como resultado = 6.551404.

26	247	14.5101	88.4997	6.5514	1000
27	265	10.5284	62.7052	6.5514	1000
28	266	8.54704	44.3837	6.5514	1000
29	269	14.5159	88.4994	6.5514	1000
30	300	10.5262	62.7054	6.5514	1000
31	302	10.5341	62.7049	6.5514	1000
32	288	6.55279	0.0230891	6.5514	7.04292
33	262	14.5015	88.5004	6.5514	1000
34	279	16.487	98.8468	6.5514	1000
35	267	8.55556	44.3843	6.5514	1000
36	264	6.58562	0.448997	6.5514	15.6452
37	267	14.5226	88.499	6.5514	1000
38	281	16.4949	98.8461	6.5514	1000
39	253	12.5232	76.7203	6.5514	1000
40	260	10.551	62.7045	6.5514	1000
41	250	10.5339	62.7051	6.5514	1000
42	260	8.53872	44.3839	6.5514	1000
43	271	10.5253	62.7054	6.5514	1000
44	270	10.541	62.7047	6.5514	1000
45	245	12.5218	76.7203	6.5514	1000
46	253	8.54944	44.3837	6.5514	1000
47	281	14.5018	88.5004	6.5514	1000
48	290	6.57148	0.291843	6.5514	12.7381
49	259	10.5263	62.7053	6.5514	1000
50	260	10.539	62.7048	6.5514	1000

Mejor fitness: 6.551404  
Mejor individuo: [-9.956208452603747, 9.895979555500535, 1.2994582267320887, 2.9774626380966893]

## ANEXO B. EJEMPLO MATEMÁTICO OPTIMIZACIÓN POR ENJAMBRE DE PARTICULAS

El ejemplo fue extraído de la referencia [17]. Resuelva la siguiente línea de programación usando PSO donde se busca maximizar la función objetivo sujeto a ciertas restricciones.

$$\text{Maximizar } Z = -3x_1 + 5x_2$$

Sujeto a las restricciones

$$x_1 + 2x_2 \geq 2.0$$

$$0 \leq x_1 \leq 3.0$$

$$0 \leq x_2 \leq 3.0$$

Solución:

En la programación del algoritmo por enjambre de partículas nos da como resultados:

$$Z=14.7712; X_1=0.0688; X_2=2.9955$$

$$Z = -3(0.0688) + 5(2.9955)$$

$$Z = 14.7711$$

974	5	0.684417	1.36883	1e-07	3.42209
975	5	1e-07	0	1e-07	1e-07
976	5	1e-07	0	1e-07	1e-07
977	5	2.95425	5.9085	1e-07	14.7712
978	5	1e-07	0	1e-07	1e-07
979	5	2.91254	5.82507	1e-07	14.5627
980	5	2.6352	5.2704	1e-07	13.176
981	5	2.3718	4.74359	1e-07	11.859
982	5	1.62544	3.25089	1e-07	8.12722
983	5	2.35918	4.71837	1e-07	11.7959
984	5	1e-07	0	1e-07	1e-07
985	5	2.62939	5.25878	1e-07	13.1469
986	5	1e-07	0	1e-07	1e-07
987	5	2.39036	4.78072	1e-07	11.9518
988	5	3.30056	4.34472	1e-07	10.7694
989	5	1e-07	0	1e-07	1e-07
990	5	1e-07	0	1e-07	1e-07
991	5	2.9526	2.91751	1e-07	7.89693
992	5	0.908163	1.96635	-0.293473	4.83429
993	5	1e-07	0	1e-07	1e-07
994	5	1e-07	0	1e-07	1e-07
995	5	2.58766	5.17532	1e-07	12.9383
996	5	0.0661634	0.132327	1e-07	0.330817
997	5	1e-07	0	1e-07	1e-07
998	5	1e-07	0	1e-07	1e-07
999	5	4.89949	4.85228	1e-07	13.1437

[0.06888412214034112, 2.99557926855442]  
(14.771243976351075,)

**ANEXO C. RESULTADOS OBTENIDOS POR EL ALGORITMO GENÉTICO  
CON LA INSERCIÓN DE UNO Y DOS GENERADORES DE GD**

**Resultados con un generador**

GENERACIÓN				
N° Gen	Barra	Con GD	Sin GD	PSO
1	SL	68.75903	71.94999	81.7674853
2	PV	146.33	163	106.298067
3	PV	104.758	85.00001	111.509864
4	PV	0.2705513	0	24.6245196
5	PV	0	0	0
6	PV	0		0
Generación		320.117581	319.95	Mw
Carga		315	315	Mw
Perdidas		5.1175813	4.95	Mw
Disminuye		-0.1675813		Mw

**Voltajes Obtenidos con un generador**

Voltajes p.u		
N° Barra	Digsilent	GENÉTICO
1	1.00456	1.00456275
2	1.01015	1.01015473
3	0.969337	0.96933695
4	0.9854985	0.98562735
5	0.963185	0.96318507
6	0.9829495	0.98266548
7	0.9780549	0.97740829
8	0.9979405	0.99741849
9	0.9575528	0.95650479

Angulo de los voltajes

Ángulos		
N° Barra	Digsilent	GENÉTICO
1	0	0
2	8.727304	5.50684328
3	7.010795	3.97884317
4	-2.292762	-3.51588944
5	-3.507448	-5.46776682
6	3.316748	0.37465716
7	1.007861	-2.12908001
8	3.522036	0.39471684
9	-4.357536	-6.78669649

**Resultados Obtenidos con dos generadores de GD en el flujo de nueve barras**

GENERACIÓN				
N° Gen	Barra	Con GD	Sin GD	Genético
1	SL	89.66913	71.94999	89.4129907
2	PV	116.22	163	116.2201
3	PV	93.2679	85.00001	93.267885
4	PV	4.346502	0	4.34649619
5	PV	15.1975	0	15.1975285
6	PV	0		0
Generación		318.701032	319.95	Mw
Carga		315	315	Mw
Perdidas		3.701032	4.95	Mw
Disminuye		1.248968		Mw

## Voltajes con dos generadores

Voltajes p.u		
N° Barra	Digsilent	Genético
1	1.02348	1.02347515
2	1.00211	1.00211411
3	1.00865	1.00864596
4	1.006397	1.00629843
5	0.988366	0.98836638
6	1.0137	1.01373521
7	0.996977	0.99697668
8	1.004913	1.00489314
9	0.9761783	0.97605307

## Ángulos

Ángulos		
N° Barra	Digsilent	Genético
1	0	0
2	4.875168	4.91499174
3	3.952123	3.9660699
4	-2.874229	-2.86828059
5	-4.405756	-4.39195954
6	0.8879754	0.91056812
7	-1.183179	-1.15180017
8	0.73882	0.77785283
9	-5.58075	-5.57055911

**ANEXO D. RESULTADOS OBTENIDOS POR EL ALGORITMO PSO CON LA INSERCIÓN DE UNO Y DOS GENERADORES DE GD**

**Resultados con un generador**

GENERACIÓN				
N° Gen	Barra	Con GD	Sin GD	PSO
1	SL	75.9755	71.94999	81.7674853
2	PV	106.298	163	106.298067
3	PV	111.51	85.00001	111.509864
4	PV	24.6245	0	24.6245196
5	PV	0	0	0
6	PV	0	0	0
Generación		318.408	319.95	Mw
Carga		315	315	Mw
Perdidas		3.408	4.95	Mw
Disminuye			1.542	Mw

Voltajes

Voltajes p.u		
N° Barra	Digsilent	PSO
1	1.01482	1.01482183
2	1.0104	1.01039642
3	1.04955	1.04954552
4	1.012238	1.014361
5	1.01549	1.01549369
6	1.046301	1.04641894
7	1.017288	1.01863577
8	1.018054	1.0199114
9	0.9855391	0.99134881

## Ángulos

Ángulos p.u		
N° Barra	Digsilent	PSO
1	0	0
2	3.987079	3.51570597
3	4.974384	4.66425231
4	-2.441622	-2.58998453
5	-3.161699	-3.34223661
6	1.562997	1.22848458
7	-1.427636	-1.90393603
8	0.2839754	-0.15760242
9	-5.370669	-5.58589752

## Resultados Obtenidos con dos generadores de GD en el flujo de nueve barras

GENERACIÓN				
N° Gen	Barra	Con GD	Sin GD	PSO
1	SL	124.9025	71.94999	123.198265
2	PV	94.4317	163	94.431719
3	PV	47.8644	85.00001	47.8644347
4	PV	19.1813	0	19.1813299
5	PV	32.5252	0	32.5251898
6	PV	0		0
Generación		318.9051	319.95	Mw
Carga		315	315	Mw
Perdidas		3.9051	4.95	Mw
Disminuye			1.0449	Mw



## Voltajes

Voltajes p.u		
N° Barra	Digsilent	PSO
1	0.872042	0.87204204
2	0.811287	0.81128725
3	0.781153	0.78115327
4	0.8286432	0.82913514
5	0.796178	0.79617822
6	0.7934004	0.79313561
7	0.782473	0.78247328
8	0.8014831	0.80232684
9	0.7758602	0.77680912

## Ángulos

Ángulos		
N° Barra	Digsilent	PSO
1	0	0
2	1.058458	1.22746378
3	-2.38587	-2.36147451
4	-5.713882	-5.69447035
5	-9.110795	-9.14205641
6	-4.979767	-4.94707532
7	-7.00451	-6.87896085
8	-4.149288	-3.99240081
9	-11.25084	-11.1302587