

OPTIMIZACIÓN DE GENERACIÓN HÍBRIDA PARA EL SECTOR RESIDENCIAL

PEDRO ALEJANDRO MURCIA GAMBOA

CARLOS ALFREDO VALDIVIESO GÓMEZ



UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER

FACULTAD DE INGENIERÍAS FÍSICO-MECÁNICAS

ESCUELA DE INGENIERÍAS ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA Y DE TELECOMUNICACIONES

BUCARAMANGA

2014

OPTIMIZACIÓN DE GENERACIÓN HÍBRIDA PARA EL SECTOR RESIDENCIAL

PEDRO ALEJANDRO MURCIA GAMBOA

CARLOS ALFREDO VALIDIVIESO GÓMEZ

Trabajo de grado para optar por el título de Ingeniero Electricista

Director:

MIE. GERMÁN ALFONSO OSMA PINTO

Codirectores:

PhD. DANIEL ALFONSO SIERRA BUENO

Ing. JUAN MANUEL REY LÓPEZ

UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER

FACULTAD DE INGENIERÍAS FÍSICO-MECÁNICAS

ESCUELA DE INGENIERÍAS ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA Y DE TELECOMUNICACIONES

BUCARAMANGA

2014

A Dios en primera instancia por ser la fuerza que mueve mi vida.

A mis padres María y Alberto, sin ellos nada hubiera sido posible.

A mi hermana Emma por ser mi mejor amiga, mi modelo a seguir, por todo su apoyo y ser  
un pilar de mi vida.

A Diana por darme fuerzas cada vez que me faltaron, por mostrarme otra cara de la vida y  
por estos años llenos de momentos de felicidad.

A Josito, Caliche, Cáceres y George. Nadie podría tener mejores amigos.

Y por último, pero no menos importante, al profe Gerardo por todas las oportunidades  
brindadas.

A todos los demás, gracias totales.

*Pedro Alejandro Murcia Gamboa*

A mi madre, este triunfo que es tan suyo como mío.

*Carlos Alfredo Valdivieso Gómez*

## TABLA DE CONTENIDO

INTRODUCCIÓN .....	17
1. MARCO TEÓRICO .....	19
1.1. GENERACIÓN DISTRIBUIDA DE ENERGÍA ELÉCTRICA .....	19
1.2. MICRO-REDES .....	19
1.3. ENERGÍA EÓLICA.....	20
1.4. ENERGÍA SOLAR.....	21
1.5. BIOMASA .....	22
1.6. PROBLEMA DE OPTIMIZACIÓN.....	22
1.7. BÚSQUEDA POR FUERZA BRUTA.....	24
1.8. ALGORITMOS GENÉTICOS .....	24
2. MODELADO DE LOS COMPONENTES DE LA MICRO-RED.....	26
2.1. MODELO DEL PANEL SOLAR .....	27
2.2. MODELO DEL GENERADOR EÓLICO .....	31
2.3. MODELO DE LA BIOMASA .....	34
2.4. MODELO DE LAS BATERÍAS .....	39
2.5. MODELO DEL CONTROLADOR DE CARGA .....	42
2.6. MODELO DEL INVERSOR.....	43
3. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA DE OPTIMIZACIÓN .....	45
3.1. NECESIDADES Y RECURSOS .....	45
3.2. ASPECTOS PRINCIPALES PARA EL PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA.....	46
3.3. PLANTEAMIENTO .....	48
4. PLANTEAMIENTO DEL ALGORITMO GENÉTICO PARA EL PROBLEMA DE OPTIMIZACIÓN ..	61
5. PLANTEAMIENTO DE LA BÚSQUEDA POR FUERZA BRUTA PARA EL PROBLEMA DE OPTIMIZACIÓN.....	73
5.1. ALGORITMO DE FUERZA BRUTA BÁSICO.....	73
5.2. ALGORITMO DE FUERZA BRUTA CON DIMENSIONAMIENTO .....	76
6. ANÁLISIS DE RESULTADOS .....	80
6.1. BÚSQUEDA POR FUERZA BRUTA.....	80
6.2. ALGORITMO GENÉTICO .....	82

6.3.	COMPARACIÓN DE RESULTADOS: FUERZA BRUTA VS ALGORITMO GENÉTICO .....	95
7.	CONCLUSIONES.....	110
	REFERENCIAS .....	112
	ANEXOS.....	115

## LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1. Región factible de un problema de optimización que involucra a 2 variables [20].	23
Figura 3.1. Diagrama unifilar de la micro-red.....	26
Figura 3.2. Diagrama de flujo del modelo del panel solar.....	30
Figura 3.3. Diagrama de bloques del modelo del panel solar. ....	31
Figura 3.4. Potencia del aerogenerador vs velocidad del viento [25]. ....	33
Figura 3.5. Diagrama de flujo del modelo del generador eólico. ....	33
Figura 3.6. Diagrama de bloques del modelo del generador eólico. ....	34
Figura 3.7. Diagrama de flujo del modelo de la biomasa. ....	38
Figura 3.8. Diagrama de bloques del modelo de generación de energía por biomasa.....	38
Figura 3.9. Diagrama de flujo del modelo del banco de baterías.....	42
Figura 3.10. Diagrama de bloques para el modelo del banco de baterías.....	42
Figura 3.11. Diagrama de bloques para el modelo del controlador de carga.....	43
Figura 3.12. Diagrama de bloques para el modelo del inversor. ....	44
Figura 4.1. Curva de demanda tipo para la unidad residencial.....	45
Figura 4.2. Diagrama de bloques - Problema de optimización. ....	47
Figura 4.3. Diagrama unifilar de la micro-red sin generación eólica.....	48
Figura 4.4. Diagrama de bloques - Proceso de validación de la viabilidad del sistema. ....	52
Figura 4.5. Descripción gráfica del comportamiento de la micro red para el proceso de gestión. .....	54
Figura 4.6. Diagrama de bloques - Proceso de gestión. ....	55
Figura 4.7. Diagrama de bloques - Proceso de evaluación del costo financiero.....	60
Figura 5.1. Pasos para el desarrollo de AG [23].....	61
Figura 6.1. Metodología de desarrollo del algoritmo búsqueda por fuerza bruta. ....	73
Figura 6.2. Metodología para la solución del problema de optimización utilizando búsqueda por fuerza bruta y un proceso de dimensionamiento.....	76
Figura 7.1. Resultados: Progresión del algoritmo genético utilizando la metodología HPV.....	86
Figura 7.2. Resultados: Progresión del algoritmo genético utilizando la metodología HVP.....	87
Figura 7.3. Resultados: Progresión del algoritmo genético utilizando la metodología PHV.....	88
Figura 7.4. Resultados: Progresión del algoritmo genético utilizando la metodología PVH.....	89
Figura 7.5. Resultados: Progresión del algoritmo genético utilizando la metodología VHP.....	90
Figura 7.6. Resultados: Progresión del algoritmo genético utilizando la metodología VPH.....	91
Figura 7.7. Resultados: Progresión del algoritmo genético utilizando la metodología SP – P...	92
Figura 7.8. Resultados: Progresión del algoritmo genético utilizando la metodología SP – S...	93
Figura 7.9. Comparación de resultados de las metodologías HPV y SP – S en términos del costo financiero.....	95
Figura 7.10. Resultados: Progresión del algoritmo genético utilizando la metodología HPV para 850 generaciones.....	96

Figura 7.11. Resultados: Progresión del algoritmo genético utilizando la metodología SP – S para 850 generaciones. ....	97
Figura 7.12. Diagrama unifilar - Sistema óptimo obtenido con la técnica algoritmos genéticos utilizando la metodología HPV. ....	99
Figura 7.13. Diagrama unifilar - Sistema óptimo obtenido con la técnica Algoritmos genéticos utilizando la metodología SP – S.....	100
Figura 7.14. Diagrama unifilar - Sistema óptimo obtenido a partir del método de fuerza bruta con dimensionamiento previo.....	102
Figura 7.15. Diagrama unifilar - Solución óptima obtenida a partir del método de fuerza bruta con dimensionamiento previo y factor de seguridad 1,25.....	104
Figura 7.16. Diagrama unifilar - Solución óptima obtenida con AG HPV alternativo.....	108

## LISTA DE TABLAS

Tabla 3.1. Constantes requeridas en el modelo del panel solar. ....	27
Tabla 3.2. Parámetros característicos del panel solar.....	27
Tabla 3.3. Parámetros característicos para la producción de biogás por tipo de residuo [22]..	35
Tabla 3.4. Datos de producción de residuos sólidos per cápita para una vivienda de estrato 2 [28].....	35
Tabla 4.1. Restricciones para los elementos de entrada del problema. ....	50
Tabla 4.2. Parámetros para la evaluación del costo de la inversión inicial. ....	56
Tabla 4.3. Parámetros para el modelo de reinversión. ....	58
Tabla 7.1. Características del equipo utilizado en la ejecución de los algoritmos de solución..	80
Tabla 7.2. Rango de las variables de entrada utilizadas en la solución del problema de optimización mediante el método de búsqueda por fuerza bruta. ....	80
Tabla 7.3. Resultados en tiempo para los algoritmos de fuerza bruta propuestos. ....	82
Tabla 7.4. Resultados de las metodologías para la evaluación del costo de los cromosomas del algoritmo genético. ....	85
Tabla 7.5. Resultados - Algoritmo genético utilizando las metodologías HPV y SP – S para 850 generaciones.....	98
Tabla 7.6. Resultados utilizando el método de búsqueda por fuerza bruta con dimensionamiento.....	101
Tabla 7.7. Resultados - Búsqueda de factor de seguridad para cumplimiento de LOLH anual. ....	103
Tabla 7.8. Resultados - Solución a partir del método de fuerza bruta dimensionado con factor de seguridad 1,25. ....	103
Tabla 7.9. Comparación de resultados AG HPV vs fuerza bruta.....	105
Tabla 7.10. Resultado AG HPV alternativo. ....	107

## LISTA DE ANEXOS

ANEXO A: Equipos utilizados en el proceso de optimización.....	115
--	-----

## RESUMEN

**TÍTULO:** OPTIMIZACIÓN DE GENERACIÓN HÍBRIDA PARA EL SECTOR RESIDENCIAL\* .

**AUTORES:** PEDRO ALEJANDRO MURCIA GAMBOA, CARLOS ALFREDO VALDIVIESO GÓMEZ† .

**PALABRAS CLAVES:** optimización, micro-red, energías renovables, generación híbrida, algoritmos genéticos, búsqueda por fuerza bruta.

**DESCRIPCIÓN:** En Colombia, más de dos tercios de la energía eléctrica se producen a través de centrales hidroeléctricas. Esto hace que la matriz energética del país dependa en gran parte de los recursos hídricos disponibles, los cuales pueden ser fluctuantes y están ligados a cambios climáticos. A su vez, en algunos casos puede ser más conveniente el análisis de la generación en sitio para disminuir el consumo energético de la red eléctrica, trayendo como beneficios la minimización de las pérdidas y la disminución de la congestión en el sistema de transmisión, el incremento en la implementación de energías renovables y la reducción de emisión de gases de efecto invernadero.

La energía eléctrica puede ser generada a partir de recursos naturales tales como la velocidad del viento, la luz solar y los residuos orgánicos. En Colombia, los sistemas de generación de energía eléctrica a base de fuentes renovables no son muy utilizados, ya que en su mayoría estas aplicaciones no son viables financieramente. La relación beneficio-costos no supera las expectativas de los inversionistas y además pueden llegar a tener costos de mantenimiento muy elevados.

Este trabajo de grado plantea y soluciona un problema de optimización que permite evaluar la utilización de sistemas híbridos de energía eléctrica para proyectos del sector residencial aislados de la red de suministro eléctrico. Se hace uso de fuentes de energías renovables como la energía eólica, solar y la biomasa, teniendo en cuenta las características de los recursos disponibles en sitio, tanto tecnológicos como ambientales, en conjunto con parámetros financieros y de calidad que permiten evaluar la viabilidad del sistema a implementar.

---

\* Trabajo de grado.

† Facultad de Ingenierías Físico-Mecánicas. Escuela de Ingenierías Eléctrica, Electrónica y de Telecomunicaciones. Director: MIE. Germán Alfonso Osma Pinto. Codirectores: PhD. Daniel Alfonso Sierra Bueno, Ing. Juan Manuel Rey López.

## ABSTRACT

**TITLE:** OPTIMIZATION OF HYBRID GENERATION FOR THE RESIDENTIAL SECTOR<sup>‡</sup>.

**AUTHORS:** PEDRO ALEJANDRO MURCIA GAMBOA, CARLOS ALFREDO VALDIVIESO GÓMEZ<sup>§</sup>.

**KEYWORDS:** optimization, micro-grids, renewable energies, hybrid generation, genetic algorithm, brute force search.

**DESCRIPTION:** In Colombia, more than two thirds of the electricity is produced by hydroelectric power stations. As a consequence, the energy matrix of the country relays on the available hydric resources, which are fluctuating and linked to the climate change. In some cases is more convenient to analyze distributed generation in order to minimize the energetic consumption of the power grid. It brings some advantages like reduction of the power losses and the diminution of the congestion in the transmission grid, the increase in the implementation of renewable energies and the shortening of emissions of greenhouse gases.

Electricity can be produced by natural resources like the wind, the sun and biological leftovers. Colombia is not strong in renewable generation systems, mostly because, these projects are not financially viable. The benefit-cost ratio is not attractive for the investors and maintenance costs may be considerably high.

This project poses and solves an optimization problem that evaluates the implementation of off-grid hybrid generation systems for the residential area. It uses the solar, wind and biomass energies, considering the in place available technical and environmental resources to find the optimal combination of equipment according to financial and quality parameters that evaluates the viability of the proposed system.

---

<sup>‡</sup> Degree Work.

<sup>§</sup> Faculty of Physical-Mechanical Engineering. Electric, Electronic and Telecommunications School. Director: MIE. Germán Alfonso Osma Pinto. Co-directors: PhD. Daniel Alfonso Sierra Bueno, Ing. Juan Manuel Rey López

## INTRODUCCIÓN

La creciente población mundial, la demanda de hidrocarburos para industria y transporte, junto con la disminución de las reservas petrolíferas de las grandes potencias [1]–[3] y el daño al medio ambiente por emisión de gases de efecto invernadero, han originado la necesidad de implementar soluciones energéticas a partir de fuentes renovables de energía que ayuden a atender la futura demanda energética [4].

Las energías renovables permiten generar energía eléctrica de forma más limpia, ya que no utilizan derivados de hidrocarburos, y aunque sus procesos son menos eficientes (instalación fotovoltaica: 15%, termoeléctrica de ciclo combinado a base de gas/diésel: 50%), utilizan la energía solar [5], la energía eólica [6] e incluso los desechos y residuos animales, vegetales e industriales (biomasa) [7].

Países como Alemania, Estados Unidos y China están interesados en utilizar estos sistemas [8]. Sin embargo, los costos de implementación son muy altos y poco atractivos para los inversionistas [9]. Esta situación ha ido cambiando en los últimos años, los precios de estas tecnologías han ido disminuyendo y su aplicación se empieza a ver con mejores ojos. La gran demanda energética que poseen los países desarrollados es una de las principales causas para la implementación de generación a través de energías alternativas [3].

Los sistemas de energías alternativas suelen ser puestos en funcionamiento en conjunto con otros sistemas, ya sean sistemas de generación tradicional (como centrales hidroeléctricas, térmicas o plantas diésel), u otros sistemas de energías alternativas. Estos sistemas son llamados sistemas híbridos y son sistemas más confiables, aunque siguen siendo muy costosos debido a la inclusión de las energías renovables.

Tras lo mencionado anteriormente se busca una forma de optimizar los procesos de generación híbrida para volverlos más favorables financieramente (aunque puede que no viables). Se planteó un esquema de micro-red aislada para una vivienda o conjunto de viviendas. Posteriormente, se buscó encontrar la combinación de tecnologías de generación óptima de acuerdo a los recursos disponibles en sitio que permitan un mejor impacto energético. Se realizó el esquema del problema de optimización para su desarrollo a través de las técnicas de búsqueda por fuerza bruta y algoritmos genéticos, siendo el objetivo principal del problema el encontrar la combinación de equipos más económica que cumpla con parámetros de calidad que garanticen su correcto funcionamiento.

El desarrollo se inicia con la descripción de la micro-red a utilizar. De ella se desglosan los diferentes equipos que deben interactuar en el sistema. Para cada uno de éstos se seleccionó un modelo matemático que permita determinar la generación de energía de cada uno. Los modelos permiten también la interacción de los diferentes elementos a la hora de programar las técnicas de solución.

Se plantea el problema de optimización en tres etapas: gestión, costos y viabilidad. En la primera se define el ciclo de la micro-red y a partir de datos horarios anuales se genera el indicador de calidad LOLH (*loss of load hours*). En la segunda se define la función objetivo del problema que depende del número de elementos de la micro-red y de los tipos de tecnologías utilizados, teniendo en cuenta el costo de instalación, mantenimiento y reinversión, los cuales son función del número de elementos (costos unitarios). Se utilizó el indicador financiero del valor presente neto (VPN) para encontrar el costo presente de una solución cuya durabilidad es 25 años. Por último, la etapa de viabilidad permite definir un porcentaje que representa la posibilidad real de instalar y poner en marcha el sistema encontrado.

Posteriormente, se debe definir la metodología a utilizar en las técnicas de optimización empleadas. Así, para cada técnica se definen las variables de entrada y salida, así como los pasos a realizar para obtener la solución óptima buscada.

Finalmente, se obtuvieron los resultados óptimos con cada técnica utilizada. Se determinaron factores como el valor de la función objetivo, tiempo de ejecución, parámetros de calidad y viabilidad y la convergencia de la solución para realizar una comparación de resultados que permitió evaluar el desempeño de la técnica meta-heurística con respecto a la técnica clásica utilizada.

# 1. MARCO TEÓRICO

En esta sección se hace una revisión de toda la fundamentación teórica necesaria para el desarrollo del proyecto.

## 1.1. GENERACIÓN DISTRIBUIDA DE ENERGÍA ELÉCTRICA

La generación distribuida, abreviada comúnmente como GD, puede tener los siguientes significados [10]:

El DPCA (*Distribution Power Coalition of América*) la define como cualquier tecnología de generación a pequeña escala que proporciona electricidad en puntos más cercanos al consumidor que la generación centralizada y que se puede conectar directamente al consumidor o a la red de transporte o distribución.

La Agencia Internacional de la Energía (*IEA, International Energy Agency*) considera como GD, únicamente, la que se conecta a la red de distribución en baja tensión y la asocia a tecnologías como los motores, mini y microturbinas, pilas de combustible y energía solar fotovoltaica. Se trata de un campo de acción que busca principalmente acercar la producción de energía al consumidor final. Puede emplear distintos tipos de fuentes de energía sin centrarse en alguna en particular.

El límite de potencia para la GD no presenta una uniformidad a nivel mundial y varía de acuerdo al país de aplicación, por ejemplo, el Departamento de Energía (DOE) de Estados Unidos establece unos límites que van desde 1 kW hasta decenas de MW. En España, el Régimen Especial contempla un límite máximo de potencia de 50 MW. EscoVale Consultancy, prestigiosa consultoría del Reino Unido, amplía el rango de potencias hasta 100 MW, limitando a 10 MW la potencia máxima para instalaciones basadas en fuentes de energía renovable [10]. Algunas de las aplicaciones de la GD son la cogeneración, el mejoramiento al suministro de energía y el respaldo a la red de transporte y distribución.

## 1.2. MICRO-REDES

Una micro-red se define como una red eléctrica integrada que utiliza fuentes de generación distribuidas, que son por lo general energías renovables, en conjunto con sistemas de almacenamiento de energía para alimentar una demanda determinada. Las micro-redes pueden funcionar conectadas o desconectadas de la red de suministro de energía eléctrica local. No están sujetas a límites de potencia o a valores de tensiones específicos. Sus

características dependen enteramente de la aplicación a la cuál será destinada, dependiendo de las cargas y los recursos energéticos a utilizar [11].

Dentro de las ventajas de la implementación de micro-redes se encuentran las siguientes:

- Eficiencia energética.
- Incremento en la utilización de energías renovables.
- Reducción de las emisiones de gases de efecto invernadero.
- Reducción del costo energético para el usuario.
- Incremento de la seguridad del suministro.
- Minimización de las pérdidas eléctricas.

### 1.3. ENERGÍA EÓLICA

La energía eólica se obtiene aprovechando la velocidad del viento. Este tipo de energía es una variante de la energía solar ya que se genera gracias a un cambio de presión entre dos puntos, a su vez causado por un diferencial de temperatura. Esto se debe a la geografía de las regiones y a que la energía radiada por el sol no incide uniformemente sobre la superficie terrestre. A pesar de que solo un 2% de la energía solar que llega a la tierra se transforma en energía eólica, ciertos estudios han demostrado que el potencial energético de esta fuente de energía es aproximadamente 20 veces el actual consumo mundial de energía [6].

El proceso de generación de energía eléctrica a partir de la velocidad del viento se hace a través de un generador eólico, cuya potencia de entrada es función de la velocidad del viento [12]. El procedimiento es el siguiente: el viento incide sobre las aspas del aerogenerador y lo hace girar, esto sucede gracias a su diseño aerodinámico y a que están fabricadas de resinas de tal forma que reciben la energía de forma eficiente. A partir de la energía cinética del viento (Ec. 2.1) es posible obtener la potencia eólica de una masa de aire en movimiento (Ec. 2.2):

$$E_{cinética} = \frac{1}{2} m V^2 \quad Ec \ 2.1$$

$$P_{eólica} = \frac{1}{2} \delta A V^3 \quad Ec \ 2.2$$

Donde:

$m$ , es la masa del aire [kg]

$V$ , es la velocidad del viento [m/s]

$\delta$ , es la densidad del aire [kg/m<sup>3</sup>]

$A$ , es el área de captación [m<sup>2</sup>]

Se debe tener en cuenta que el generador tiene un rendimiento. Bentz demostró que la máxima energía recuperable con un aerogenerador es aproximadamente el 60% de la energía total para turbinas de gran escala [12].

#### 1.4. ENERGÍA SOLAR

La energía solar es la energía radiante del sol recibida en la tierra. Esta energía tiene la ventaja de ser inagotable, renovable y a diferencia de las fuentes de energía fósil, está a la disponibilidad de todos los países del mundo en cantidades muy superiores a las necesidades energéticas de la población mundial [13]. Presenta la desventaja de ser intermitente, su variabilidad está fuera del control del hombre y su densidad de potencia es baja, lo que la convierte en una fuente extensiva: para mayor potencia mayor extensión de equipos de recepción y conversión son necesarios, lo cual se ve reflejado en los altos costos de implementación [14].

La radiación solar se transforma directamente en energía eléctrica a través del efecto fotovoltaico. Este efecto consiste en la transformación de la energía almacenada en los fotones contenidos en la radiación solar en electricidad. El proceso ocurre en semiconductores que tiene la propiedad de absorber fotones y emitir electrones. Cuando los electrones libres son capturados, se mueven produciendo una corriente eléctrica [14].

Las células fotovoltaicas son los dispositivos en los que ocurre el efecto fotovoltaico. Se fabrican en su gran mayoría de silicio, material que permite generar un campo eléctrico permanente que actúa en forma de diodo logrando que las cargas eléctricas y la corriente sigan siempre la misma dirección [15].

La corriente generada es proporcional a la intensidad de la luz incidida, siendo la eficiencia de este proceso muy pequeña, ya que en el caso más favorable se obtiene un rendimiento del 15%. Por ello se utilizan paneles solares que consisten en varias células fotovoltaicas conectadas en serie [15][16].

## 1.5. BIOMASA

La biomasa es el conjunto de materia orgánica, tanto de origen animal como vegetal, que puede ser utilizada con fines energéticos [7], [17]. Es una fuente de energía renovable ya que se produce a partir de almacenamiento de la energía solar y se aprovecha mediante los procesos de combustión directa, gasificación y licuefacción. El CO<sub>2</sub> producido es tomado nuevamente por las plantas para completar el ciclo, manteniendo los niveles de CO<sub>2</sub> de la atmósfera prácticamente constantes [18].

La biomasa es una de las energías renovables de mayor aplicación en el mundo actual. Produce aproximadamente el 14% de la energía consumida a nivel mundial [19]. Ésta se puede utilizar principalmente en tres aplicaciones: generación de energía eléctrica, combustibles para transporte y calefacción [17], [18].

## 1.6. PROBLEMA DE OPTIMIZACIÓN

EL planteamiento de un problema de optimización debe equilibrar dos características esenciales en el modelo [20]:

- Precisión: construir un modelo suficientemente preciso que describa apropiadamente el problema.
- Simplicidad: construir un modelo tratable, que se pueda resolver mediante alguna técnica de resolución.

### • Estructura de un problema de optimización

Un problema de optimización puede dividirse en 3 partes fundamentales:

- Función objetivo: función matemática que genera una salida a partir de unas determinadas variables de entrada.
- Variables de decisión: son el conjunto de variables cuya magnitud se determina resolviendo el modelo del problema de optimización.
- Restricciones: conjunto de igualdades y desigualdades que limitan los valores que puedan tomar las variables de decisión de la solución.

Formalmente lo que se busca es maximizar o minimizar la función objetivo en el espacio factible de solución, matemáticamente:

Maximizar o minimizar  $f(x_1, x_2, x_3 \dots, x_n)$ . Función objetivo sujeto a:

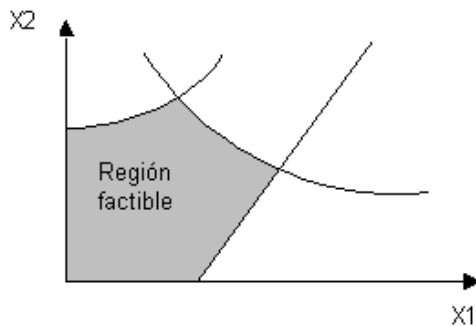
$$H_k(x_1, x_2, x_3 \dots, x_n) = 0 \quad k = 1, 2, 3 \dots, k \quad \text{Restricciones de igualdad.}$$

$$G_k(x_1, x_2, x_3 \dots, x_n) \geq 0 \quad k = 1, 2, 3 \dots, k \quad \text{Restricciones de desigualdad.}$$

$$x_k^l \leq x_k \leq x_k^v \quad k = 1, 2, 3 \dots, k \quad \text{Restricciones de desigualdad.}$$

La región factible es el conjunto de valores de las variables independientes que satisfacen simultáneamente las restricciones de igualdad y de desigualdad. Así por ejemplo, las condiciones de igualdad solo se satisfacen en una curva, en el caso de que se traten de solamente dos variables y, obviamente, pueda representarse en el plano. Para el mismo caso una condición de desigualdad, separa al plano en 2 zonas, una de valores factibles y la otra de valores no factibles. En la Figura 2.1 se muestra un diagrama que muestra la región factible de un problema de optimización de dos variables.

Figura 2.1. Región factible de un problema de optimización que involucra a 2 variables [20].



- **Algoritmos iterativos y convergencia**

Las computadoras de alta velocidad permiten una alta capacidad para resolver en forma eficiente operaciones repetitivas, esto es, son ideales para ejecutar algoritmos iterativos. Un ejemplo de un algoritmo iterativo genérico es el siguiente:

Objeto del algoritmo: Es la búsqueda de un vector óptimo  $\mathbf{x}^*$  (solución).

- Selecciona un vector inicial  $\mathbf{x0}$ .
- A partir de  $\mathbf{x0}$  genera un vector mejorado  $\mathbf{x1}$ .
- A partir de  $\mathbf{x1}$  genera un vector mejorado  $\mathbf{x2}$  y así sucesivamente encuentra una secuencia de puntos cada vez mejores,  $\mathbf{x0}, \mathbf{x1}, \mathbf{x2}, \dots, \mathbf{xk}, \dots, \mathbf{xn}$ , que se aproximan a un punto solución  $\mathbf{x}^*$ .

### 1.7. BÚSQUEDA POR FUERZA BRUTA

El algoritmo de fuerza bruta se caracteriza por la búsqueda de la solución sin ningún intento de minimizar el número de operaciones necesarias [21]. En otras palabras, con este algoritmo se debe encontrar todas las posibles soluciones utilizando todas las posibles combinaciones de variables y/o todos los posibles valores de las mismas, para posteriormente encontrar la mejor solución de acuerdo al tipo de problema (búsqueda de mínimos y máximos).

La búsqueda por fuerza bruta es sencilla de implementar. Una de sus principales características es que siempre encuentra (desde que exista) el punto óptimo. Éste método suele ser utilizado cuando es necesaria una implementación sencilla sobre una mayor rapidez. Este puede ser el caso en aplicaciones críticas donde cualquier error en el algoritmo puede acarrear serias consecuencias.

Es útil como método base cuando se desea comparar el desempeño de otros algoritmos (meta-heurísticos) [21].

### 1.8. ALGORITMOS GENÉTICOS

Los algoritmos genéticos son métodos adaptativos utilizados frecuentemente en problemas de búsqueda y optimización. Tienen como fundamento el comportamiento natural de los seres vivos en la búsqueda de pareja y alimento, siendo su base el principio de supervivencia del más apto [22]. Fueron propuestos en el año de 1975 por John Holland, quién estructuró su trabajo empleando los procesos de selección natural enunciados por Darwin como herramientas para encontrar la solución a problemas de optimización en ingeniería [22].

Los algoritmos genéticos trabajan sobre una población de individuos, en donde cada uno de ellos representa una posible solución al problema a tratar. Todo individuo tiene asignado un ajuste de acuerdo a su capacidad de dar solución al problema [22].

Se parte de una población inicial de individuos escogida al azar. Para el desarrollo del algoritmo planteado en este proyecto todos los individuos o posibles soluciones se representan en codificación binaria. A partir de los ajustes propios de cada individuo se generan parámetros conocidos como *probabilidad de selección* y *probabilidad de cruce* [23].

La probabilidad de selección es alta cuando el individuo tiene las mejores capacidades adaptativas al problema, esto quiere decir que lo más seguro es que sea elegido para ser padre de una siguiente generación de soluciones, o probablemente, haga parte de este conjunto sin necesidad de reproducirse. La probabilidad de cruce representa la posibilidad de que el individuo sea escogido para tener descendientes.

Cuando estas dos probabilidades son bajas, el individuo es desechado. De esta manera se eligen los más adaptados para la siguiente generación. Para crear una nueva generación se definen *operadores de cruce*, los cuales determinan en qué punto se debe partir la cadena binaria de los padres y como se distribuyen estos valores para sus descendientes. Siempre se producen dos hijos de cada cruce. De esta manera se obtiene una nueva población de posibles soluciones.

Adicionalmente, es necesario establecer unos parámetros conocidos como *probabilidad de mutación* y *operador de mutación*. El objetivo es evitar la homogenización de la población, ya que todos los individuos con el paso de las generaciones tienden a parecerse entre sí. Esto quiere decir que se puede llegar a una generación donde todos los individuos son similares pero ninguno de ellos representa una solución óptima al problema.

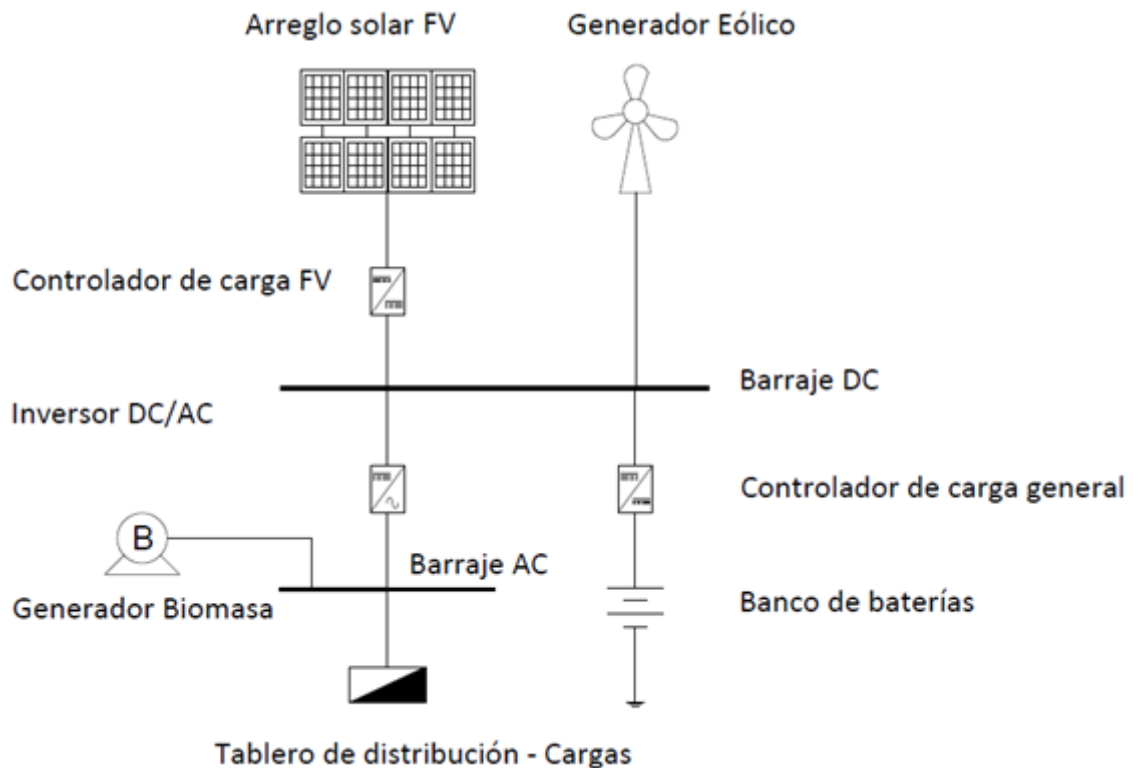
Generalmente, las probabilidades de mutación son bajas y la forma más simple de la operación de mutación es el cambio de uno de los bits de la codificación de un individuo. Este proceso se lleva a cabo apenas se generan los dos descendientes que van a ser parte de la siguiente población [22].

El procedimiento del algoritmo se repite las veces que sea necesario hasta que se encuentre una solución que cumpla todos los requerimientos del problema satisfactoriamente.

## 2. MODELADO DE LOS COMPONENTES DE LA MICRO-RED

En este proyecto de grado se ha planteado un esquema de generación híbrida para una vivienda o un grupo de viviendas aisladas de la red, las cuales tienen asociadas una demanda energética. La localización geográfica de éstas tiene recursos naturales aprovechables para la generación de energía eléctrica. Según [24], los recursos más significativos para Colombia se encuentran en las fuentes de energía solar (para este caso fotovoltaica – FV), eólica y Biomasa. En la Figura 3.1 se observa la micro-red propuesta para implementar el sistema de generación y suministro eléctrico. En ella se pueden observar los diferentes elementos que conforman el sistema.

Figura 3.1. Diagrama unifilar de la micro-red.



La micro-red de la Figura 3.1 está diseñada para tener dos fuentes de generación de energía primaria: fotovoltaica y eólica. El banco de baterías es el primer respaldo de la micro-red para suplir las necesidades energéticas de la demanda en horas en donde el recurso solar o eólico sea escaso o nulo. Como segundo respaldo se propuso un grupo electrógeno a base

de biogás producido por biomasa de residuos de comida. El grupo electrógeno entraría en funcionamiento una vez las baterías han alcanzado su estado de carga mínimo.

## 2.1. MODELO DEL PANEL SOLAR

El modelo escogido para el modelado de los paneles solares depende de la radiación solar y la temperatura hora a hora para un lugar específico. A partir de estos datos es posible encontrar la eficiencia real de los paneles solares y la potencia que entregan hora a hora [4], [11].

Para el modelado de los paneles solares se requiere emplear las constantes mostradas en la Tabla 3.1 [4], [11].

Tabla 3.1. Constantes requeridas en el modelo del panel solar.

Constante de Boltzman (k)	$1,381 \times 10^{-23}$ [J/K]
Temperatura de referencia (Tr)	25 [°C]
Carga eléctrica del electrón (q)	$1,602 \times 10^{-19}$ [C]

Adicionalmente se deben obtener los datos de la Tabla 3.2 de las especificaciones técnicas entregadas por cada fabricante en las fichas técnicas de los equipos. Las siglas STC y NOCT hacen referencia a las condiciones estándar de medición (Standar Test Conditions) y a la temperatura de operación nominal de la celda (Normal Operating Cell Temperature), respectivamente.

Tabla 3.2. Parámetros característicos del panel solar.

$V_{mpr}$	Tensión de máxima potencia en STC
$I_{mpr}$	Corriente de máxima potencia en STC
$V_{ocr}$	Tensión de circuito abierto en STC
$I_{scr}$	Corriente de cortocircuito en STC
$N_s$	Número de celdas del panel solar
$I_{mp800}$	Corriente de máxima potencia en NOCT
$T_{NOCT}$	Temperatura NOCT
$\alpha_{sc}$	Coefficiente térmico porcentual de corriente de corto circuito
$B_{oc}$	Coefficiente térmico porcentual de tensión de circuito abierto

A partir de los datos anteriores se deben obtener los siguientes parámetros:

- Potencial térmico

$$V_T = \frac{n * k * (T_r + 273)}{q} \quad Ec 3.1$$

El valor de n oscila entre 1.0 y 2.0; aunque mayormente entre 1.6 y 2.0 [4], [11]. Cada modelo de panel solar tiene un valor específico y se determina a partir de un proceso iterativo de prueba y error, que consiste en calcular el valor de  $V_m$  y lograr que éste sea igual al valor nominal de la tensión de máxima potencia en STC [4].

- Tensión de circuito abierto normalizada

$$v_{oc} = \frac{V_{ocr}}{V_T * N_s} \quad Ec 3.2$$

- Factor de forma

$$FF = \frac{v_{oc} - \ln(v_{oc} + 0,72)}{1 + v_{oc}} \quad Ec 3.3$$

- Potencia máxima nominal

$$P_{maxr} = V_{mpr} * I_{mpr} \quad Ec 3.4$$

- Resistencia serie

$$R_s = \frac{V_{ocr}}{I_{scr}} - \frac{P_{maxr}}{FF * I_{scr}^2} \quad Ec 3.5$$

- Coeficiente térmico de corriente de máxima potencia

$$\alpha_{mp} = \left( \frac{I_{mp800}}{0,8 * I_{mpr}} - 1 \right) * \frac{1}{T_{NOCT} - T_r} \quad Ec 3.6$$

- Temperatura de operación de las celdas fotovoltaicas

$$T_{cell} = T_a + \frac{T_{NOCT} - 20}{800} * G \quad Ec 3.7$$

Donde  $T_a$  es la temperatura ambiente del lugar en °C y  $G$  el valor de la radiación solar en W/m<sup>2</sup>.

- Corriente de corto circuito en función de la radiación solar y la temperatura de operación

$$I_{sc} = I_{scr} * \frac{G}{1000} * (1 + \alpha_{sc} * (T_{cell} - T_r)) \quad Ec 3.8$$

- Corriente de máxima potencia en función de la radiación solar y la temperatura de operación

$$I_m = I_{mpr} * \frac{G}{1000} * (1 + \alpha_{mp} * (T_{cell} - T_r)) \quad Ec 3.9$$

- Tensión de circuito abierto en función de la radiación solar y la temperatura de operación

$$V_{oc} = V_{ocr} * (1 + \beta_{oc} * (T_{cell} - T_r)) + V_T * \ln\left(\frac{I_{sc}}{I_{scr}}\right) \quad Ec 3.10$$

- Tensión de máxima potencia en función de la radiación solar y la temperatura de operación

$$V_m = V_T * \ln\left(1 + \frac{I_{sc} - I_m}{I_{sc}} * \left(e^{\frac{V_{oc}}{V_T}} - 1\right)\right) - I_m * R_s \quad Ec 3.11$$

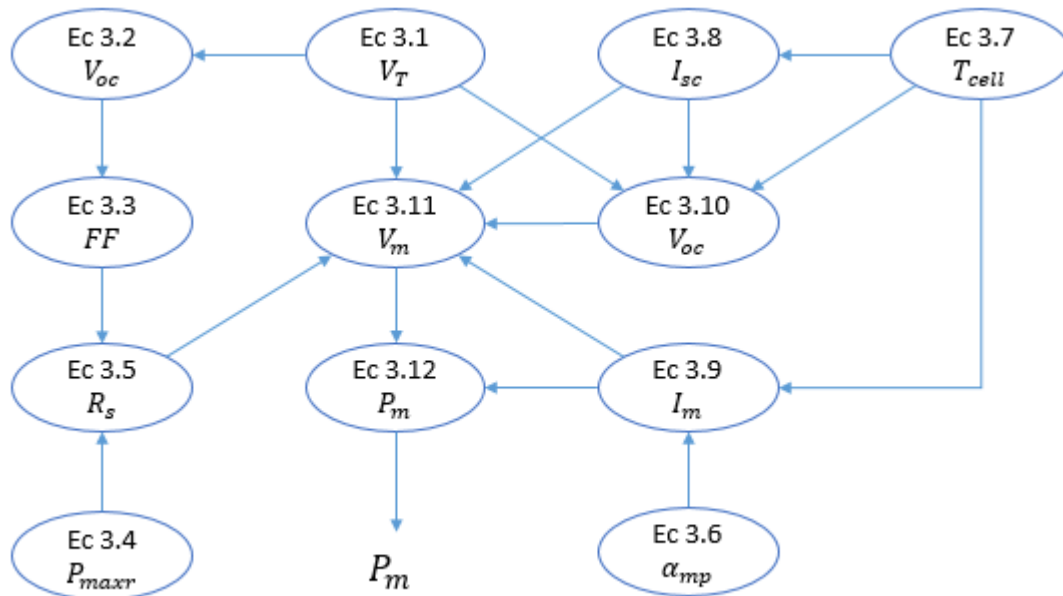
Una vez obtenidos los parámetros anteriores se procede a obtener la potencia real entregada por el panel para una hora determinada.

- Potencia real del panel solar en función de la radiación solar y la temperatura de operación

$$P_m = V_m * I_m \quad \text{Ec 3.12}$$

Como los valores de radiación y temperatura están dados para las 24 horas del día, los valores de  $T_{cell}$ ,  $I_{sc}$ ,  $I_m$ ,  $V_{oc}$ ,  $V_m$ , y  $P_m$  se obtienen de la misma manera, mostrando hora a hora el comportamiento real de los diferentes parámetros del panel solar, los cuales normalmente difieren de los obtenidos bajo condiciones SCT. La Figura 3.2 muestra el diagrama de flujo del modelo del panel solar.

Figura 3.2. Diagrama de flujo del modelo del panel solar.



La metodología mostrada anteriormente permite realizar el dimensionamiento de un arreglo fotovoltaico para suplir una potencia determinada. El proceso consiste en tomar la potencia requerida y calcular la cantidad de paneles necesarios para suplirla de acuerdo a la potencia máxima que entrega el panel ( $P_m$ ).

La Figura 3.3 muestra el diagrama de bloques del modelo del panel solar.

Figura 3.3. Diagrama de bloques del modelo del panel solar.



## 2.2. MODELO DEL GENERADOR EÓLICO

La potencia hora a hora de una turbina eólica se encuentra determinada por la velocidad promedio del viento hora a hora en el sitio a la altura del eje de la turbina, y las características de potencia de salida del aerogenerador [25]. Teniendo en cuenta lo anterior, primero es necesario convertir los datos medidos de velocidad del viento a la altura del eje de la turbina eólica partiendo de la altura de referencia donde se tomaron los datos, a través de la siguiente expresión [26]:

$$v = v_{hr} * \left(\frac{h}{h_r}\right)^\alpha \quad Ec 3.13$$

Donde:

$v$ , es la velocidad del viento a la altura del eje de la turbina eólica [m/s].

$v_{hr}$ , es la velocidad del viento a la altura de referencia (altura del anemómetro) [m/s].

$h$ , es la altura de la torre hasta el eje de la turbina eólica [m].

$h_r$ , es la altura de referencia (altura del anemómetro) [m].

$\alpha$ , es el coeficiente exponencial de Hellman.

El coeficiente exponencial de Hellman varía de acuerdo a parámetros como la hora del día, estación del año, naturaleza del terreno, velocidad del viento y temperatura; razón por la cual la determinación de  $\alpha$  cobra gran importancia. Para lugares donde no se encuentra información específica es usual tomar el valor del coeficiente como 1/7 [26].

En función de la velocidad del viento hora a hora, el modelo utilizado en este trabajo de grado para determinar la potencia de salida del aerogenerador de acuerdo con [25], [26], es el siguiente:

$$P_{WT} = \begin{cases} a * v^3 - b * P_R & v_{ci} < v < v_r \\ P_R & v_{ci} < v < v_r \\ 0 & v_{ci} < v < v_{co} \end{cases} \quad Ec \ 3.14$$

$$a = \frac{P_R}{v_r^3 - v_{ci}^3} \quad Ec \ 3.15$$

$$b = \frac{v_{ci}^3}{v_r^3 - v_{ci}^3} \quad Ec \ 3.16$$

Donde:

$P_{WT}$ , es la potencia de salida del aerogenerador [W].

$P_R$ , es la potencia nominal del aerogenerador [W].

$v$ , es la velocidad del viento corregida a la altura del eje de la turbina [m/s].

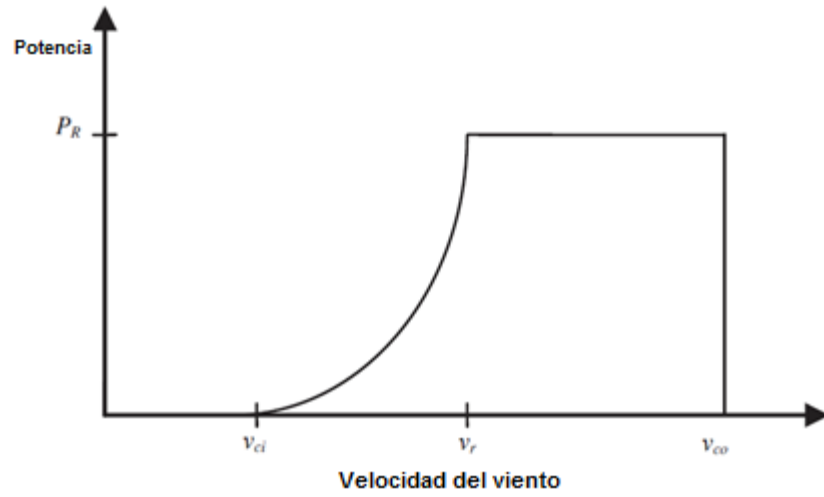
$v_{ci}$ , es la velocidad de arranque del aerogenerador [m/s].

$v_r$ , es la velocidad de operación nominal del aerogenerador [m/s].

$v_{co}$ , es la velocidad de parada del aerogenerador [m/s].

Para turbinas eólicas de pequeña escala, la velocidad de arranque del aerogenerador es relativamente pequeña (alrededor de los 3 m/s), permitiendo que éste opere incluso cuando la velocidad del viento no es muy alta [26]. La Figura 3.4 muestra la curva característica de potencia del aerogenerador en función de la velocidad del viento [25].

Figura 3.4. Potencia del aerogenerador vs velocidad del viento [25].



Las Figuras 3.5 y 3.6 muestran el diagrama de flujo y de bloques del modelo del generador eólico, respectivamente.

Figura 3.5. Diagrama de flujo del modelo del generador eólico.

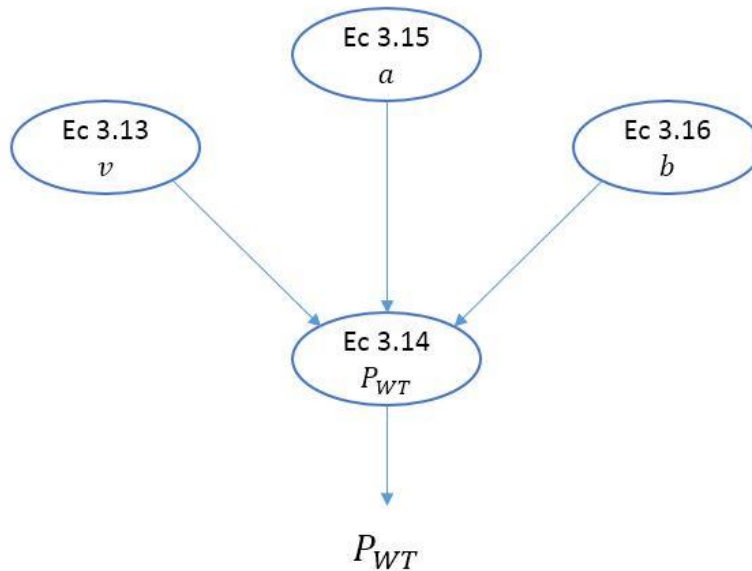
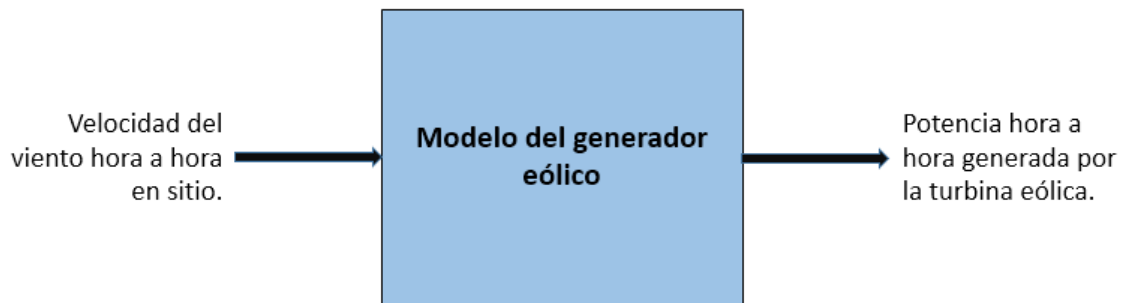


Figura 3.6. Diagrama de bloques del modelo del generador eólico.



### 2.3. MODELO DE LA BIOMASA

Para este proyecto de grado se utilizó la biomasa a partir de residuos de comida cocinada y no cocinada con el objetivo de producir biogás para la combustión de un grupo electrógeno. El modelo fue basado en el trabajo ESTUDIO DE LA FACTIBILIDAD TÉCNICA Y FINANCIERA DE BIOMASA PARA SUPLIR NECESIDADES ENERGÉTICAS EN EL EDIFICIO DE BIENESTAR UNIVERSITARIO [27], el cual empleó este enfoque en el campus de la UIS. En primer lugar se debe estimar la posible producción de biogás diaria a partir del recurso primario (residuos de comida); Posteriormente se debe establecer el tipo y las dimensiones del biodigestor, y finalmente el consumo de biogás por kWh del grupo electrógeno.

La biomasa considerada como residuos de comida cocinada son todos los residuos de las comidas ya preparadas. La biomasa de residuos de comida no cocinada incluye peladura de vegetales y frutas para la preparación de alimentos, por ejemplo, plátano, zanahoria, cebollas, tomate, residuos de ensalada, entre otros. Es necesario distinguir los dos tipos de residuos, ya que la producción de biogás para cada tipo de residuo es diferente en términos de cantidad de biogás [27].

Se recurrió a este modelo de la biomasa con el propósito de no realizar inversión en materia prima para la producción de energía, siendo este caso análogo a la producción de energía mediante paneles solares o turbinas eólicas.

La posible producción de biogás diario se establece de acuerdo al siguiente modelo [27]:

$$PG = MPC * \%SV * P \quad Ec \ 3.17$$

Donde:

$PG$ , es el biogás producido en  $m^3$  por día.

$MPC$ , es el peso de la biomasa en kg por día.

$\%SV$ , es el porcentaje de sólidos volátiles de acuerdo al tipo de residuo.

$P$ , es la producción aproximada de  $m^3$  de biogás por 1 kg de sólidos volátiles.

La Tabla 3.3 muestra los parámetros necesarios para estimar la producción de biogás a partir del tipo de residuo.

Tabla 3.3. Parámetros característicos para la producción de biogás por tipo de residuo [22].

Tipo de biomasa	% SV	$m^3_{\text{biogás}}/\text{kgSV}$
Residuos de comida antes de la cocción.	10.30	0.35
Residuos de comida después de la cocción.	26.35	0.25

Para determinar la producción de residuos de comida por persona en una vivienda por estrato (para este caso se tomó el estrato 2) se recurrió al estudio realizado por [28], en donde se determina la cantidad de residuos sólidos domésticos (RSD) promedio per cápita diarios. Adicionalmente, establece qué porcentaje de estos residuos sólidos son materia orgánica, para efectos de este modelo se asumió que toda la materia orgánica de desperdicio es producto de desechos de comida. Para determinar la cantidad de residuos cocinados y no cocinados se estableció la misma proporción encontrada en el estudio realizado por [27]. Los datos requeridos se muestran a continuación en la Tabla 3.4:

Tabla 3.4. Datos de producción de residuos sólidos per cápita para una vivienda de estrato 2 [28].

Promedio de producción de residuos sólidos domésticos per cápita para una vivienda de estrato 2 [RSD] (kg/día)	1.2
Porcentaje de materia orgánica [%MO]	0.31
Porcentaje de residuos de comida cocinada [%RC]	0.78
Porcentaje de residuos de comida no cocinada [%RNC]	0.22

De acuerdo con lo anterior se tiene que la producción de kilogramos de biomasa por residuos de comida diaria para una vivienda es la siguiente:

$$MPC_{rc} = n * RSD * \%MO * \%RC \quad Ec \ 3.18$$

$$MPC_{rnc} = n * RSD * \%MO * \%RNC \quad Ec \ 3.19$$

Donde:

$MPC_{rc}$ , es el peso de la biomasa en kilogramos por día para residuos de comida cocinados.

$MPC_{rnc}$ , es el peso de la biomasa en kilogramos por día para residuos de comida no cocinados.

$n$ , es el número de habitantes por vivienda.

$\%MO$ , es el porcentaje de materia orgánica de los RSD.

$\%RC$ , es el porcentaje de residuos de comida cocinada.

$\%RNC$ , es el porcentaje de residuos de comida no cocinada.

De esta manera se puede obtener el  $PG$  para cada tipo de residuo, siendo el biogás total producido la suma de los dos. Debido a que la producción de residuos diarios de comida (cocinados y no cocinados) para una vivienda es tan bajo, se propone realizar al inicio del proyecto el almacenamiento de la biomasa correspondiente a un mes, con el objetivo de tener una cantidad considerable de biogás para quemar. Esto con el propósito de dar viabilidad al recurso de la biomasa en el problema de optimización a la hora de evaluar los parámetros de calidad, siendo el biogás el segundo respaldo energético (teniendo en cuenta que el primer respaldo son las baterías).

- **Dimensionamiento del biodigestor**

El dimensionamiento del biodigestor depende fundamentalmente de su volumen, el cual depende de la cantidad de biomasa, la densidad de la mezcla, el tiempo de retención y un factor de sobredimensionamiento que permite que el biodigestor sea a la vez el almacenador del biogás.

Como el propósito de este proyecto de grado está enfocado hacia el sector residencial, se determinó como mejor opción la implementación de un biodigestor de tipo balón de flujo continuo, ya que su instalación es rápida, sencilla y el costo es considerablemente más bajo comparado con los otros tipos presentados y analizados en [27]. El cálculo del volumen del biodigestor se realiza de acuerdo con la siguiente expresión:

$$V_b = \frac{M_{PG}}{\rho} * t_r * f_v \quad Ec \ 3.20$$

Donde:

$V_b$ , es el volumen del biodigestor en  $m^3$ .

$M_{PG}$ , es la materia prima para la carga en kg/día.

$\rho$ , es la densidad de la materia prima (para residuos de comida es de  $1083 \text{ kg/m}^3$ )

$t_r$ , es el tiempo de retención hidráulico en días.

$f_v$ , es el factor de sobredimensionamiento para considerar el almacenamiento del biogás.

Por lo general el tiempo de retención hidráulico para la producción de biogás es de 45 días. El factor de sobredimensionamiento usualmente es del orden del 1.5 [27]. Para este caso se debe tener en cuenta que el biodigestor debe estar en capacidad de almacenar la materia prima de un mes.

- **Modelado del grupo electrógeno**

Según [29] para aplicaciones de pequeña escala o residenciales, es recomendable que la transformación de la energía sea a través de una planta a base de un motor de combustión interna adaptado o construido de fábrica para el consumo de biogás. De la revisión técnica que se realizó se pudo concluir que el modelo del grupo electrógeno se puede reducir al consumo de  $m^3$  de biogás por kWh, este valor es independiente de la potencia pico de la planta, siendo el valor común encontrado el de  $0,7 \text{ m}^3/\text{kWh}$ . La energía generada a partir de la biomasa de residuos de comida se obtiene de la siguiente manera:

$$E_{gb} = \frac{PG}{0,7 \text{ m}^3/\text{kWh}} \quad Ec \ 3.21$$

Donde:

$E_{gb}$ , es la energía generada a partir de la biomasa en kWh/día.

$PG$ , es el biogás producido en  $m^3$  por día.

Las Figuras 3.7 y 3.8 muestran el diagrama de flujo y de bloques para la generación de energía por biomasa, respectivamente.

Figura 3.7. Diagrama de flujo del modelo de la biomasa.

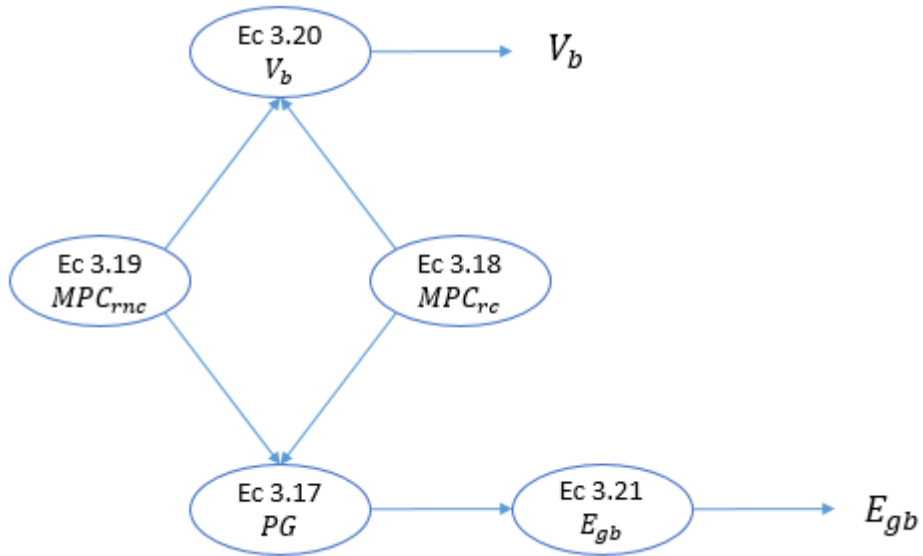
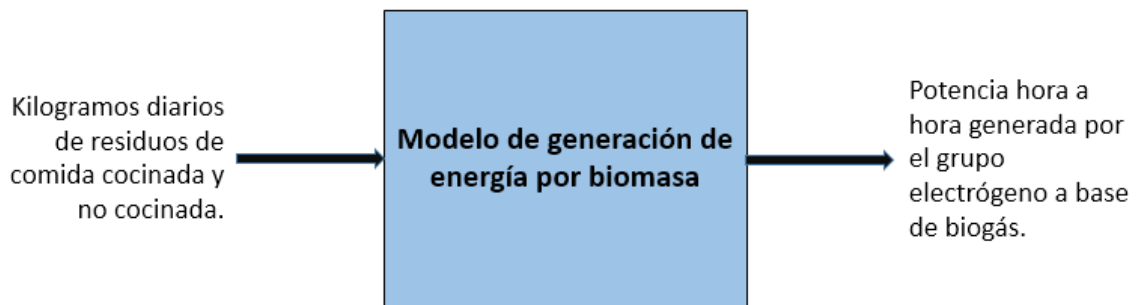


Figura 3.8. Diagrama de bloques del modelo de generación de energía por biomasa.



## 2.4. MODELO DE LAS BATERÍAS

El modelado del banco de baterías se realizó a través del estado de carga (SOC). Este modelo contempla dos escenarios básicos, siendo uno el de carga y el otro el de descarga. Para ambos casos de debe determinar los amperes – hora que entran o salen de las baterías, encontrando de esta manera el estado de carga (SOC) [25].

Escenario de carga: los fabricantes recomiendan que la corriente de carga del banco de baterías no sea superior al 20% de su corriente nominal para prolongar su vida útil. Por esta razón, existen varias alternativas para la corriente de carga del banco de baterías, que son las siguientes:

$$I_{CBD} = \frac{E_d}{V_{sist}} * \eta_{cont} \quad Ec \ 3.22$$

$$I_{CBR} = 0.2 * Ah_n * N_{batp} \quad Ec \ 3.23$$

$$I_{CBC} = I_{cont} * N_{contp} \quad Ec \ 3.24$$

$$I_{CB} = \begin{cases} I_{CBR}, & I_{CBR} < I_{CBC} < I_{CBD} \\ I_{CBC}, & I_{CBC} < I_{CBR} < I_{CBD} \\ I_{CBD}, & I_{CBD} < I_{CBC} \quad I_{CBD} < I_{CBR} \end{cases} \quad Ec \ 3.25$$

Donde:

$I_{CBD}$ , es la corriente de carga disponible del sistema [A].

$I_{CBR}$ , es la corriente de carga recomendada para el banco de baterías [A].

$I_{CBC}$ , es la corriente de carga máxima que entrega el controlador de carga [A].

$I_{CB}$ , es la corriente de carga para el banco de baterías [A].

$I_{cont}$ , es la corriente de carga máxima entregada por el controlador de carga [A].

$E_d$ , es la energía disponible para carga de baterías en el sistema [Wh].

$V_{sist}$ , es el voltaje nominal de DC del sistema [V].

$\eta_{Cont}$ , es la eficiencia del controlador de carga.

$Ah_n$ , son los amperes – hora nominales por batería [A-h].

$N_{batp}$ , es el número de baterías en paralelo.

$N_{contp}$ , es el número de controladores de carga en paralelo.

Siempre se debe escoger la menor corriente para  $I_{CB}$ , ya que se presenta el caso en que la corriente recomendada de carga de las baterías sea superior a la corriente de carga del juego de controladores de carga, por lo cual el banco de baterías se cargaría con la corriente máxima del juego de controladores de carga. Por otro lado, si la corriente de carga del juego de controladores es superior a la corriente recomendada de carga del banco de baterías, se debe utilizar ésta última para cumplir con las recomendaciones técnicas del fabricante. Finalmente, si la corriente disponible para carga no supera ninguno de los dos límites anteriores, se emplea esta corriente disponible para cargar el banco de baterías.

Escenario de descarga: la corriente de descarga del banco de baterías se representa de la siguiente manera:

$$I_{DB} = \frac{E_r}{V_{sist} * \eta_{Cont}} \quad Ec \ 3.26$$

Donde:

$I_{DB}$ , es la corriente de descarga de la batería [A].

$E_r$ , es la energía requerida por el sistema [Wh].

$V_{sist}$ , es el voltaje nominal de DC del sistema [V].

$\eta_{Cont}$ , es la eficiencia del controlador de carga.

En el escenario de descarga no se considera la profundidad de descarga como parámetro de la corriente de descarga, ya que el modelo del controlador de carga permite detener la descarga cuanto se llega al porcentaje límite del estado de carga.

Estado de carga (SOC): el estado de carga se modela de la misma manera para el escenario de carga y descarga. Solamente se debe tener en cuenta que la corriente de carga y descarga tendrán signos diferentes. La corriente de carga asumirá un valor positivo y la descarga uno negativo, siguiendo la idea de que el flujo de energía tiene dos sentidos diferentes a la hora de cargarse o descargarse el banco. El valor inicial del estado de carga para efectos de simulación siempre se asumirá del 100%.

$$E_{bat}(t) = (SOC(t) * E_{total\ bat}) + (V_{sist} * I(t)) \quad Ec\ 3.27$$

$$SOC(t + 1) = \frac{E_{bat}(t)}{E_{total\ bat}} \quad Ec\ 3.28$$

$$SOC_{mín} \leq SOC(t) \leq SOC_{máx} \quad Ec\ 3.29$$

$$I(t) = \begin{cases} I_{CB}, & \text{Escenario de carga} \\ I_{DB}, & \text{Escenario de descarga} \end{cases} \quad Ec\ 3.30$$

Donde:

$t$ , es el tiempo en horas.

$E_{bat}$ , es la energía del banco de baterías para una hora específica [Wh].

$SOC$ , es el estado de carga de las baterías para una hora específica [%].

$SOC_{máx}$ , es el estado de carga máximo para el banco de baterías (100%).

$SOC_{mín}$ , es el estado de carga mínimo para el banco de baterías (% máximo de la profundidad de descarga).

$E_{total\ bat}$ , es la energía total del banco de baterías al 100% [Wh].

$V_{sist}$ , es el voltaje nominal de DC del sistema [V].

$I$ , es la corriente de carga o descarga para una hora específica [A].

En el momento en que  $E_{bat}$  supera a  $E_{total\ bat}$  la energía total del banco de baterías es igual a  $E_{total\ bat}$ , siendo este caso el 100% del estado de carga ( $SOC_{máx}$ ). Por el contrario, cuando  $E_{bat}$  es menor o igual al porcentaje de profundidad de descarga ( $SOC_{mín}$ ) de  $E_{total\ bat}$ , las baterías son desconectadas del sistema por el controlador de carga, manteniendo el estado de carga al porcentaje de la profundidad de descarga nominal del banco de baterías, con el objetivo de prolongar su vida útil.

Las Figuras 3.9 y 3.10 muestran el diagrama de flujo y de bloques para el modelo de las baterías, respectivamente.

Figura 3.9. Diagrama de flujo del modelo del banco de baterías.

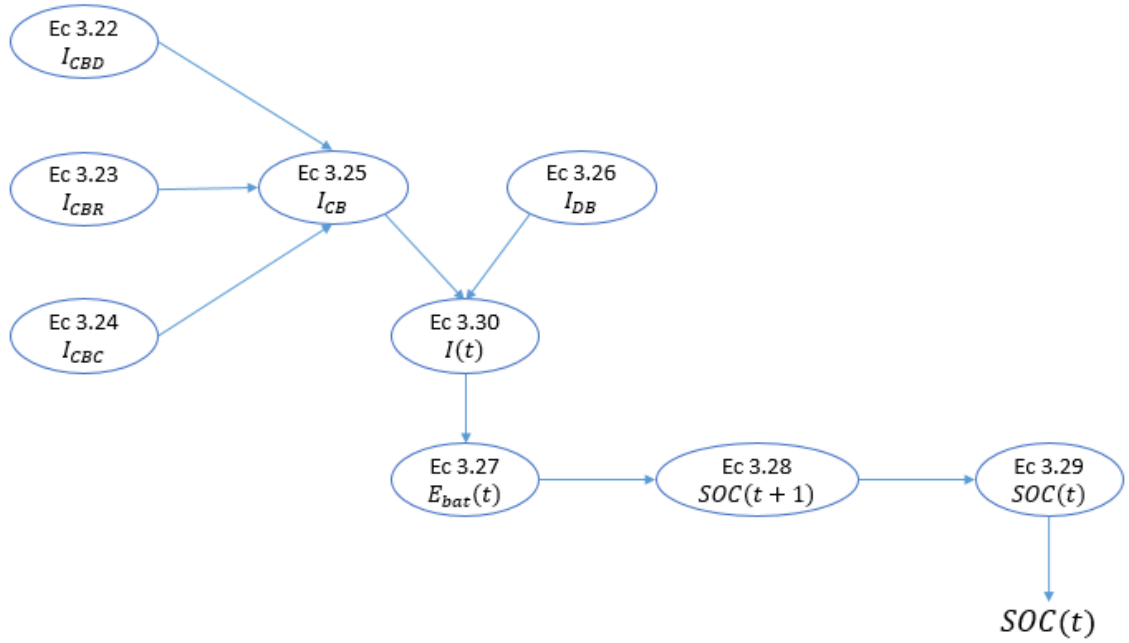
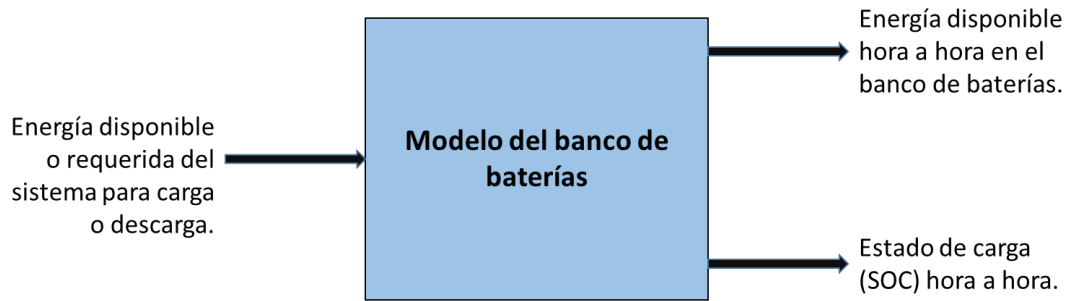


Figura 3.10. Diagrama de bloques para el modelo del banco de baterías.



## 2.5. MODELO DEL CONTROLADOR DE CARGA

El modelo del controlador de carga se basa en una eficiencia ( $\eta$ ) constante. Es decir para cualquier hora de estudio, independientemente de si el controlador de carga se encuentra operando a potencial nominal o no, la eficiencia será siempre la misma. El modelo matemático se presenta de la siguiente manera:

$$P_{sc} = \eta_c * P_{ec} \quad Ec 3.31$$

Donde:

$P_{sc}$ , es la potencia de salida del controlador de carga [W].

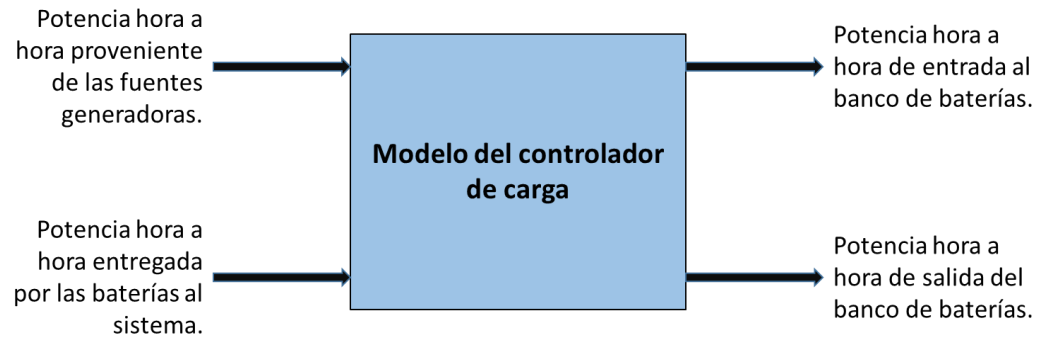
$P_{ec}$ , es la potencia de entrada al controlador de carga [W].

$\eta_c$ , es la eficiencia del controlador de carga.

También se consideró que el controlador de carga emite una señal de aviso cuando el estado de carga de las baterías alcanza su límite inferior, esto con el propósito de dar paso a otra fuente de respaldo para suplir la energía demandada, que para el caso de este proyecto de grado será el grupo electrógeno a base de biogás.

La Figura 3.11 muestra el diagrama de bloques del modelo del controlador de carga.

Figura 3.11. Diagrama de bloques para el modelo del controlador de carga.



## 2.6. MODELO DEL INVERSOR

El modelo del inversor se basa en una eficiencia ( $\eta$ ) constante. Es decir para cualquier hora de estudio, independientemente de si el controlador de carga se encuentra operando a potencial nominal o no, la eficiencia será siempre la misma. El modelo matemático se presenta de la siguiente manera:

$$P_{si} = \eta_i * P_{ei} \quad Ec\ 3.32$$

Donde:

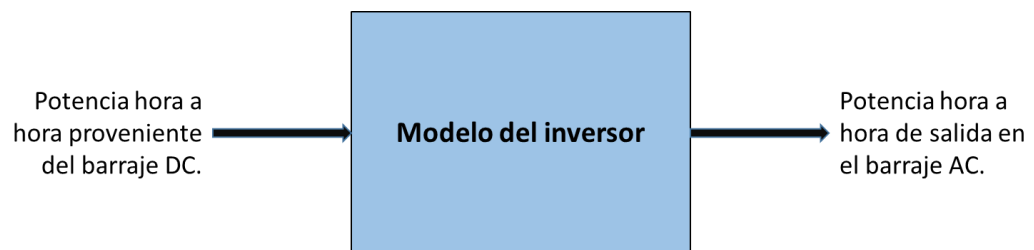
$P_{si}$ , es la potencia de salida del inversor [W].

$P_{ei}$ , es la potencia de entrada al inversor [W].

$\eta_i$ , es la eficiencia del inversor.

La Figura 3.12 muestra el diagrama de bloques del modelo del inversor.

*Figura 3.12. Diagrama de bloques para el modelo del inversor.*



### 3. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA DE OPTIMIZACIÓN

En este capítulo se muestran los aspectos tenidos en cuenta para el planteamiento del problema de optimización de generación híbrida para el sector residencial.

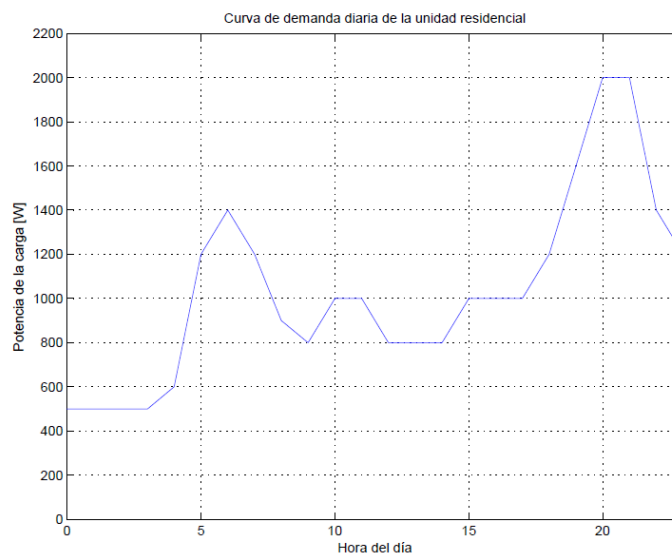
#### 3.1. NECESIDADES Y RECURSOS

Los aspectos necesarios para la implementación de un sistema de generación híbrida de energía eléctrica en una vivienda son los siguientes [24]:

- **Demanda de la vivienda**

La demanda de una vivienda varía significativamente dependiendo de factores como el clima, la función a la que se destina y el diseño de la estructura. Todos estos factores hacen que la demanda energética de la construcción varíe considerablemente, tanto en cantidad de energía como en distribución horaria a lo largo del día. Para el análisis del modelo residencial se utilizó una curva de demanda. Esta curva muestra el consumo de una vivienda o una unidad de viviendas hora a hora. Así se pudo cuantificar la cantidad de energía que el sistema debe suplir. La Figura 4.1 muestra la curva de demanda tipo utilizada en el planteamiento.

*Figura 4.1. Curva de demanda tipo para la unidad residencial.*



- **Condiciones ambientales**

La incidencia de las condiciones ambientales en el terreno por la dirección y velocidad de los vientos y la orientación de los rayos solares de acuerdo a la época del año, influye en la localización de la vivienda. Estas condiciones ambientales se evaluarán en el modelado de cada fuente de energía alternativa a utilizar (solar fotovoltaica, eólica y biomasa). Para el caso evaluado en este proyecto se tomaron las condiciones de radiación solar, temperatura ambiente y velocidad del viento hora a hora para la ciudad de Bucaramanga.

- **Generación de biomasa**

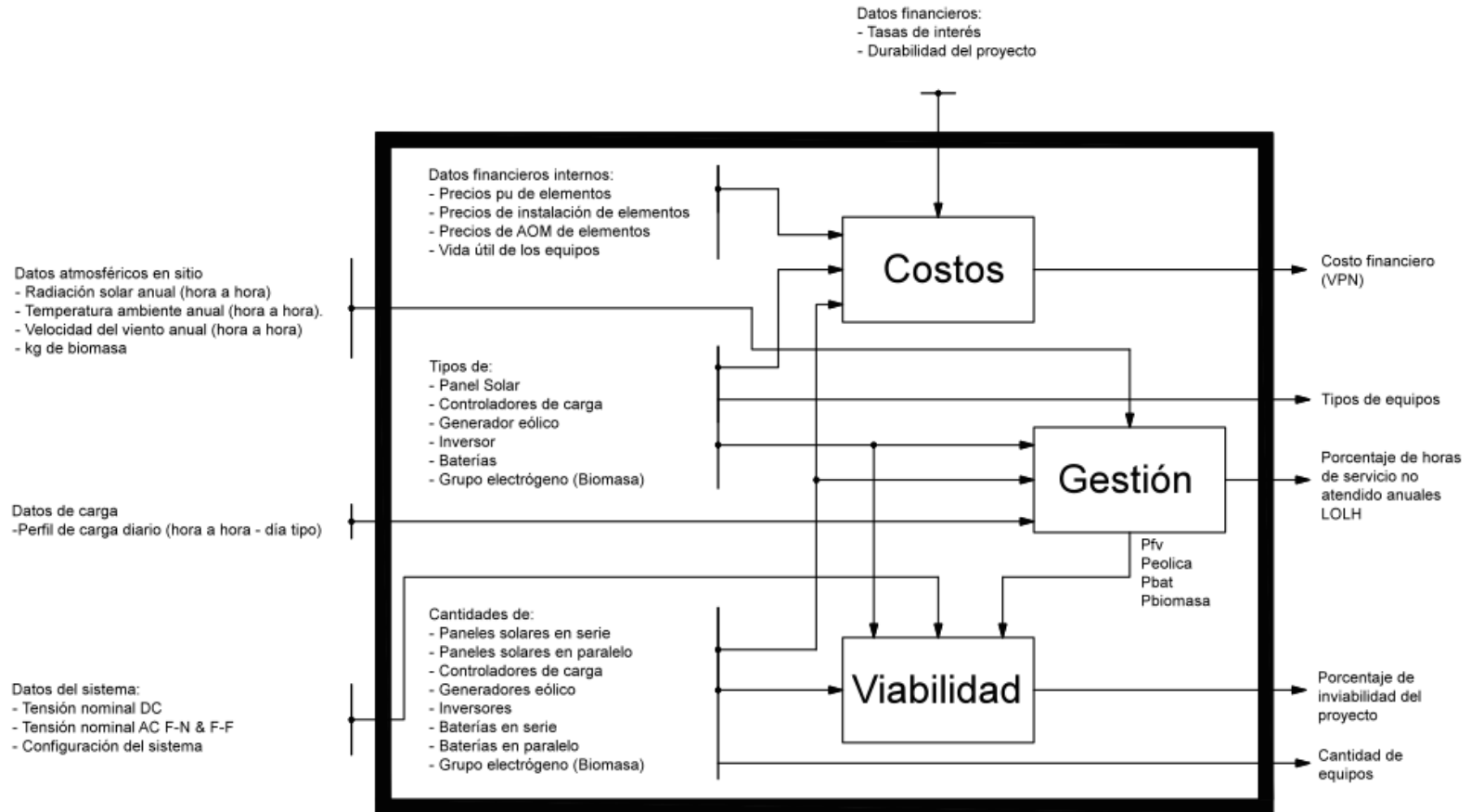
Energía útil disponible en un lugar en forma de materia orgánica que puede extraerse por combustión directa (madera, excrementos animales, etc.) o por combustión de derivados mediante transformaciones físicas o químicas (gas metano). Para este caso se utilizará el segundo.

### 3.2. ASPECTOS PRINCIPALES PARA EL PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

El planteamiento que se realizó busca encontrar el número óptimo de elementos (paneles solares, generadores eólicos, inversores, baterías etc.) de una combinación determinada de tipos de tecnologías, que permita suplir la demanda energética de una vivienda, o una unidad de viviendas, y que además, cumplan con ciertos parámetros de calidad. En la Figura 4.2 se observa un diagrama de bloques con las entradas y salidas del proceso.

El cuerpo principal del problema radica en dos procesos: un proceso de calidad y un proceso de optimización. El primero es un proceso que evalúa dos condiciones que una solución debe cumplir para considerarse aceptable. La primera es un parámetro de calidad LOLH (*loss of load hours* – horas de servicio no atendido). Este indicador muestra el porcentaje de horas del año en las que el sistema no puede suplir la demanda energética requerida. El segundo es un parámetro técnico de viabilidad. Este se reduce a evaluar si la combinación obtenida de elementos es aplicable a la realidad desde el punto de vista técnico. El segundo es un proceso de optimización que tiene por objeto encontrar la combinación, que cumpla los requisitos de calidad para un costo financiero mínimo. Este proceso de optimización se abordó a partir de dos técnicas: algoritmos genéticos y búsqueda por fuerza bruta.

Figura 4.2. Diagrama de bloques - Problema de optimización.

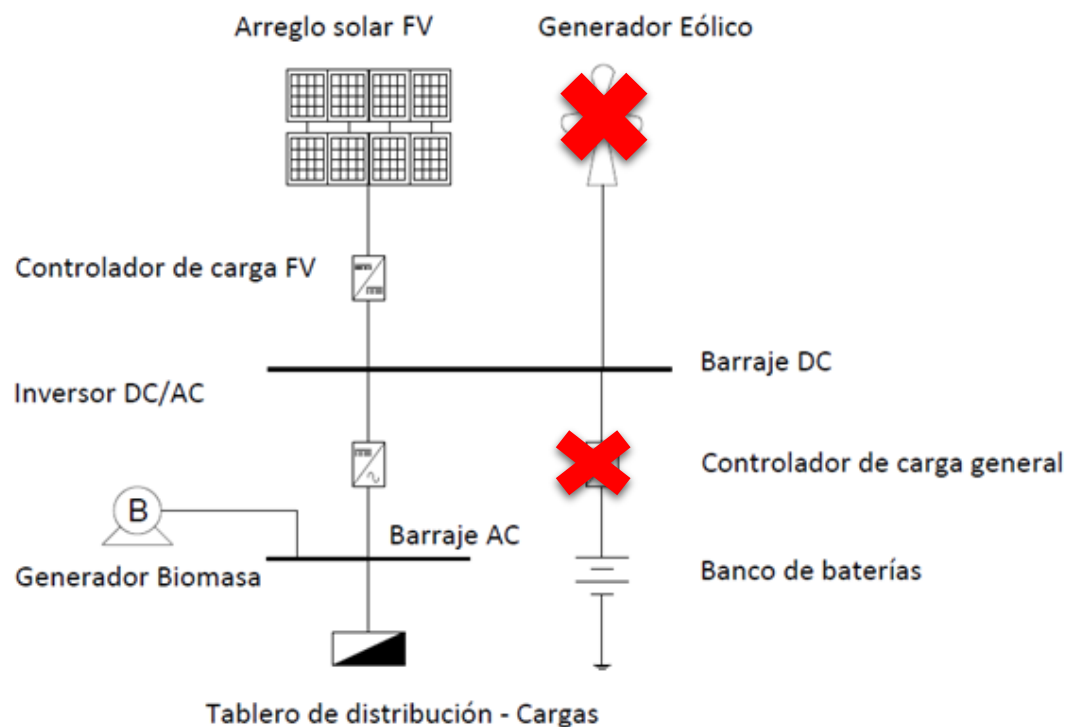


## PROBLEMA DE OPTIMIZACIÓN

### 3.3. PLANTEAMIENTO

Se debe tener en cuenta que se pueden presentar casos donde el número de elementos de una fuente de generación sea cero. Por lo tanto, la respuesta óptima podría ser un sistema sin generadores eólicos, o sin generación a través de biomasa. Lo anterior depende de las restricciones que se tengan para cada fuente de generación. En la Figura 4.3 se muestra un sistema sin generadores eólicos. Note que al no tener recurso eólico el controlador FV pasa a cumplir también las funciones del controlador de carga general.

Figura 4.3. Diagrama unifilar de la micro-red sin generación eólica.



#### A. Entradas del problema

A continuación se mencionan las entradas respectivas del problema de optimización.

- **Tipos de elementos**

Los tipos de elementos hacen referencia a los diferentes fabricantes y especificaciones técnicas de un mismo producto (diferentes tipos de paneles solares, generadores eólicos,

etc.). Lo anterior debido a los diferentes fabricantes, proveedores y aplicaciones de estas tecnologías. El fin de definir estos tipos de elementos es poder encontrar una solución óptima que abarque los diferentes tipos de tecnologías que se encuentran en el mercado, preferiblemente en sitio. Dado que las variables de entrada del problema de optimización deben ser restringidas, las restricciones de los tipos de elementos se definen como sigue para cada equipo componente del sistema:

$$Valor_{mínimo} = 1$$

Se debe garantizar la existencia de por lo menos un tipo de equipo por cada elemento del sistema.

$$Valor_{máximo} = \text{Número máximo de tipos de equipos por elemento accesibles localmente}$$

El valor máximo de tipos para cada elemento componente del sistema debe ser, preferiblemente, el número máximo de tipos de equipos disponibles de uno o varios proveedores.

- **Número de elementos**

Como se observa en el diagrama unifilar de la Figura 3.1 o en la Figura 4.3, los elementos que conforman la micro-red son:

- Paneles solares.
- Controlador de carga FV.
- Generador/turbina eólico.
- Controlador de carga general.
- Banco de baterías.
- Inversor DC/AC.
- Generador biomasa (incluye el biodigestor y el grupo electrógeno).

Algunos elementos como el controlador de carga general son dependientes de otros elementos, debido a que en presencia de un sistema FV su implementación depende de la existencia de al menos un generador eólico. Cada uno de estos elementos está restringido desde un punto de vista técnico. El hecho de restringir las entradas del problema permite evaluar soluciones reales y posibles, descartando soluciones sin sentido físico, práctico y técnico. Las restricciones del número de elementos se muestran en la Tabla 4.1.

Tabla 4.1. Restricciones para los elementos de entrada del problema.

Elemento	Valor mínimo	Valor máximo
<b>Paneles solares</b>	El valor mínimo se define según los recursos naturales en sitio. Puede ser cero, o cualquier valor entero positivo. Así en una región con gran cantidad de radiación solar sería ineficiente poner cero como valor mínimo debido a que se tendría en cuenta la posibilidad de omitir un muy buen recurso.	El valor máximo se calcula considerando un escenario donde solo exista energía solar como fuente alternativa de energía. Por lo anterior se calcula como el valor entero más próximo al cociente entre la energía total diaria demandada en un día y la energía total diaria producida por el panel.
<b>Paneles solares (en serie)</b>	El valor mínimo de paneles en serie será el número de paneles necesarios para garantizar una tensión mínima de $0.6 V_{DC}$ nominal.	El valor máximo de paneles en serie será el número de paneles necesarios para garantizar una tensión máxima de $1.4 V_{DC}$ nominal.
<b>Paneles solares (en paralelo)</b>	El valor mínimo de paneles solares en paralelo se calcula como el valor entero más próximo al cociente entre el valor mínimo de paneles solares y el valor mínimo de paneles solares en serie.	El valor máximo de paneles solares en paralelo se calcula como el valor entero más próximo al cociente entre el valor máximo de paneles solares y el valor máximo de paneles solares en serie.
<b>Controlador de carga FV</b>	El valor mínimo puede ser cero u otro valor. Se considera cero si el valor mínimo de paneles solares es cero, de lo contrario el valor mínimo sería uno u otro valor de acuerdo a otras condiciones técnicas que se puedan considerar.	El valor máximo se calcula considerando un escenario donde solo exista energía solar como fuente alternativa de energía, es decir, que éste sea capaz de maneja la potencia máxima generada por el arreglo fotovoltaico.
<b>Generador eólico</b>	El valor mínimo puede ser cero u otro número entero. Este valor se considera de acuerdo a la cantidad de recurso eólico en sitio.	El valor máximo de generadores eólicos se debe calcular dependiendo del recurso eólico en sitio. Así, para valores promedio de velocidad de viento mayores a $7 \text{ m/s}$ , se calculará el máximo como el entero más próximo al cociente de la energía total diaria demandada y la energía generada por un aerogenerador. Para velocidades de viento menor, se recomienda utilizar el mismo criterio pero calculando el cociente como un porcentaje de la energía total demandada en un día y la energía total generada por un aerogenerador.
<b>Controlador general</b>	El valor mínimo puede ser cero u otro número entero. Debe ser cero si el valor mínimo de generadores eólico es cero, de lo contrario puede tomar un valor que se considere conveniente de acuerdo a la potencia que deba manejar.	El valor máximo debe ser tal, que permita manejar la potencia máxima generada por las fuentes de energía (paneles solares y generadores eólicos).
<b>Baterías</b>	El número mínimo debe ser tal que se garantice que conectadas en serie se obtenga la tensión nominal DC del sistema.	El número máximo de baterías debe ser tal, que conectadas en paralelo, tengan carga suficiente para un número determinado de días de autonomía.
<b>Baterías (en serie)</b>	El número mínimo debe ser tal que se garantice que conectadas en serie se obtenga la tensión nominal DC del sistema.	El número máximo debe ser tal que se garantice que conectadas en serie se obtenga la tensión nominal DC del sistema por un factor de seguridad determinado.
<b>Baterías (en paralelo)</b>	El número mínimo se obtiene como el entero más próximo al cociente del valor mínimo de baterías y el valor mínimo de baterías en serie.	El número máximo se obtiene como el entero más próximo al cociente del valor máximo de baterías y el valor máximo de baterías en serie.
<b>Inversor</b>	El número mínimo de inversores se obtiene de tal forma que se garantice que soporte la demanda máxima.	El número máximo de inversores se obtiene de tal forma que se garantice que soporte la demanda máxima multiplicada por un factor de seguridad.
<b>Biomasa</b>	El número mínimo del conjunto de biodigestor y grupo electrógeno es cero, debido a que es probables que el recurso no sea suficiente para hacer un aporte significativo.	El número máximo de del conjunto de biodigestor y grupo electrógeno es uno, debido a que en caso de tener buen recurso de biomasa se utilizará un biodigestor más grande y un grupo electrógeno de mayor potencia.

- **Condiciones y recursos ambientales en sitio**

Los parámetros y recursos ambientales en sitio se enumeran a continuación:

- Radiación solar anual hora a hora [ $\text{W}/\text{m}^2$ ].
- Temperatura ambiente anual hora a hora [ $^{\circ}\text{C}$ ].
- Velocidad de viento anual hora a hora [ $\text{m}/\text{s}$ ].
- Cantidad de biomasa anual diaria [ $\text{kg}$ ].

Los recursos naturales cambian de acuerdo a la ubicación. La solución al problema propuesto requiere información de los tres primeros recursos para un intervalo de un año en pasos de una hora. Estos datos pueden obtenerse con el IDEAM o directamente con estaciones meteorológicas. Para el problema planteado se tomaron estos datos para la ciudad de Bucaramanga, Santander.

- **Demanda energética**

Los datos de la demanda se toman como una curva de demanda diaria, donde se encuentra la potencia demandada en intervalos de una hora. Estos datos pueden obtenerse por medición directa. También empresas como la electrificadora de Santander ESSA, tiene en su norma regional curvas de demanda correspondientes al promedio de demanda de acuerdo a los estratos sociales. La curva de demanda diaria utilizada en el problema planteado se muestra en la Figura 4.1. La energía consumida por la unidad residencial es de 9 MWh/año.

- **Datos del sistema**

Se deben definir los siguientes datos del sistema:

- Tensión nominal DC.
- Tensión nominal AC (FN y FF).
- Tipo de red – Configuración del sistema (monofásica, trifásica etc.)

## **B. Proceso de calidad**

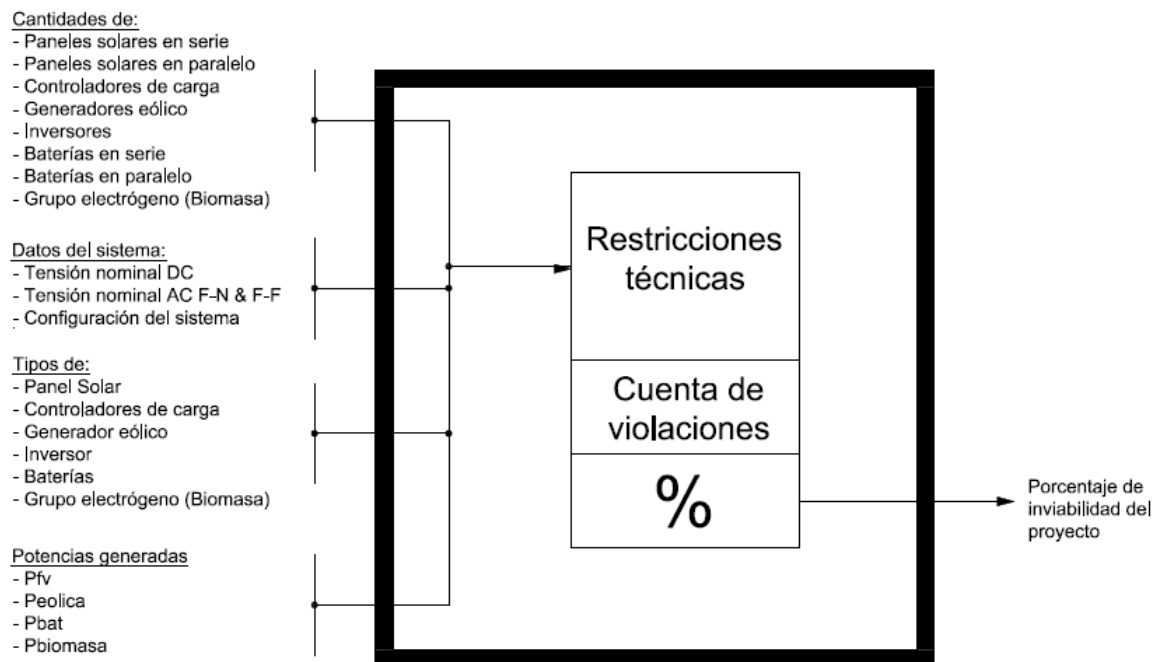
El proceso de calidad es un proceso que se encarga de evaluar ciertos parámetros que permitan indicar si una solución es buena o es mala. Agregar un parámetro de calidad a un problema de optimización se hace necesario para darle peso y sentido a las soluciones. Para

este caso en particular se tuvieron dos criterios de calidad, la viabilidad técnica y las horas de servicio no atendidas (LOLH).

- **Viabilidad técnica**

La viabilidad técnica es un indicador que muestra si una solución es viable técnicamente, es decir, que si con el número de elementos de entrada de las respectivas tecnologías, es posible montar y poner en marcha el sistema. Este indicador tiene en cuenta los diferentes escenarios que se pueden presentar, como el hecho de tener suficientes paneles para generar toda la energía requerida por la carga, pero sólo un controlador que no soporta esa potencia de entrada, lo cual convertiría esta solución en una solución inviable desde el punto de vista técnico. En la Figura 4.4 se muestra un diagrama de bloques para el proceso de evaluación de la viabilidad técnica.

Figura 4.4. Diagrama de bloques - Proceso de validación de la viabilidad del sistema.



## VIABILIDAD

El proceso de viabilidad técnica tiene como salida del proceso un porcentaje de inviabilidad. Este porcentaje depende del cumplimiento de unos requisitos técnicos definidos. Un

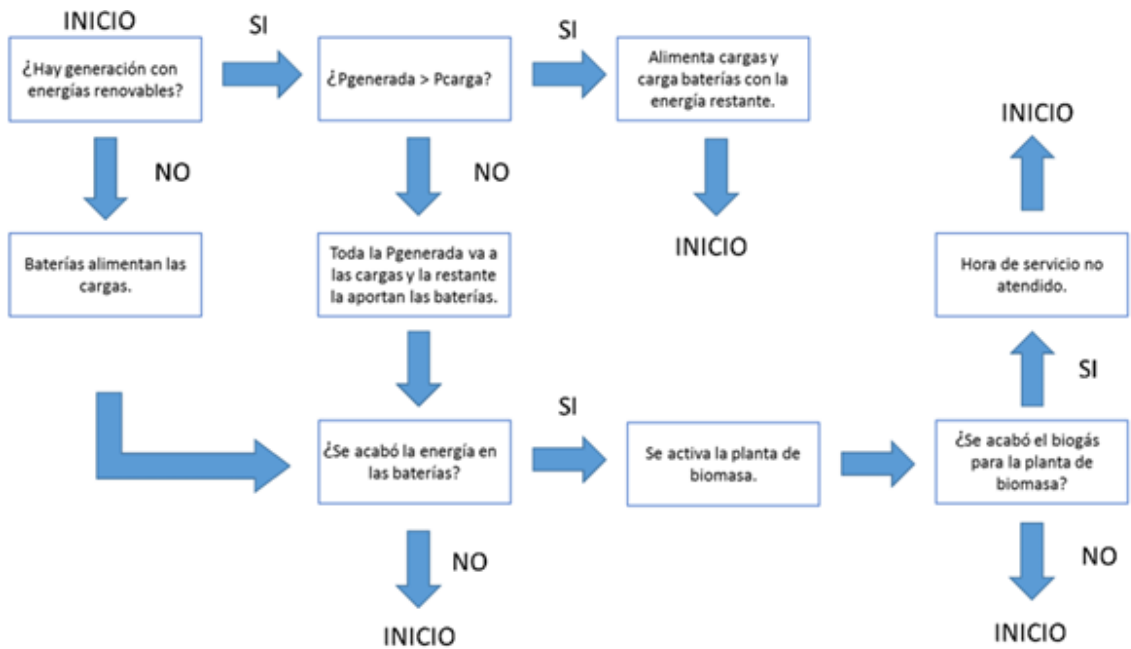
sistema que es viable desde el punto de vista técnico tendrá un porcentaje de 0%, es decir que cumple con todos los requisitos que se estipulan. Así, el número de requisitos que no se cumplen y el porcentaje de salida serán directamente proporcionales. Los requisitos mencionados se listan a continuación:

- Si el número de generadores eólicos es cero, el número de controladores generales debe ser cero, o si el número de generadores eólicos es diferente de cero, entonces el número de controladores generales debe ser diferente de cero. Así se garantiza que si no hay generadores eólicos, no hayan dos controladores entre el arreglo fotovoltaico y las baterías. Además se garantiza que si hay generadores eólicos haya un controlador de carga entre el barraje DC y las baterías.
  - La tensión de cortocircuito máxima del arreglo fotovoltaico debe ser menor a la tensión de corto circuito máxima soportada por el controlador de carga FV. Así se garantiza que los controladores funcionarán correctamente.
  - La potencia máxima fotovoltaica generada debe ser menor que la potencia soportada por el juego de controladores de carga FV en paralelo. Así se garantiza que el controlador de carga FV funcionará correctamente.
  - La potencia máxima generada en conjunto por el arreglo fotovoltaico y los generadores eólicos debe ser menor que la potencia del juego de controladores generales en paralelo. Así se garantiza que el controlador de carga general funcionará correctamente.
  - La potencia máxima generada en conjunto por el arreglo fotovoltaico y los generadores eólicos debe ser menor a la potencia nominal del inversor. Lo anterior garantiza el correcto funcionamiento del inversor.
  - El número de baterías en serie debe entregar la tensión nominal DC.
- **GESTIÓN - Horas de servicio no atendido (LOLH)**

El LOLH indica el porcentaje de horas que no se puede atender la demanda para un determinado número de días. Para hallar este indicador primero se definió la gestión energética del sistema, la cual se explica en la Figura 4.5.

En este caso particular se almacenará en una memoria cada vez que se tenga una hora de servicio no atendido. Al finalizar el año se obtendrá un porcentaje de horas de servicio no atendido con respecto a las horas del año. Se considera aceptable un  $LOLH \leq 5\%$  para periodos de un año. Así, si una combinación dada de elementos no cumple este requisito será descartada.

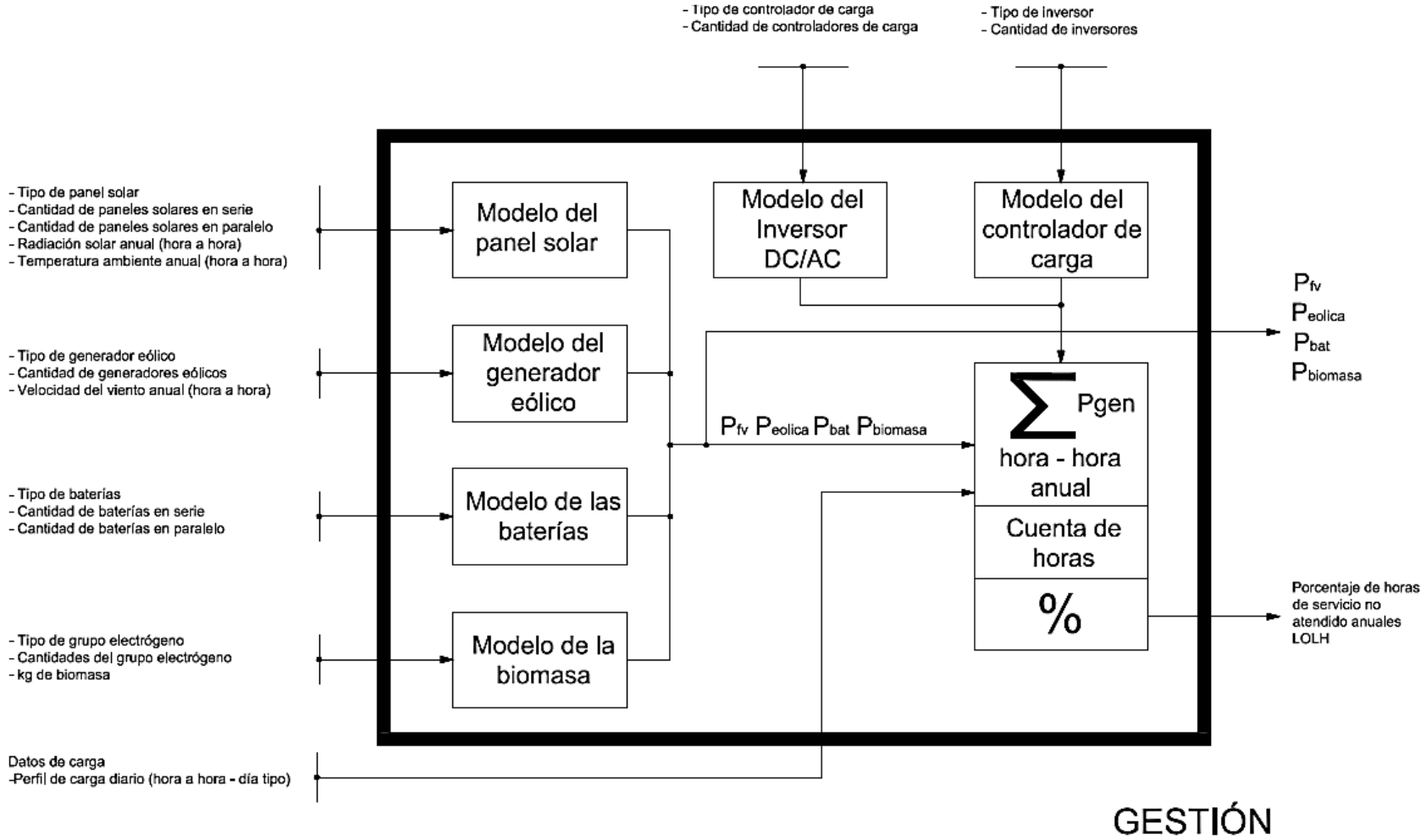
Figura 4.5. Descripción gráfica del comportamiento de la micro red para el proceso de gestión.



El proceso de gestión es una parte muy importante en el desarrollo del problema. En él se define la forma de interactuar de los diferentes componentes del sistema teniendo en cuenta todos los escenarios que se pueden presentar. Así en cada escenario se define la forma de alimentar la carga buscando obtener un suministro siempre continuo. A su vez, la gestión permite al usuario evaluar la calidad del sistema que utilizará. Este proceso busca entregar garantía al usuario de un suministro constante y seguro en unos rangos de tiempo determinados, convirtiéndose así en otro valor agregado de la solución del problema de optimización.

En la Figura 4.6 se muestra el diagrama de bloques correspondiente al proceso donde se pueden observar todas las entradas y salidas del mismo.

Figura 4.6. Diagrama de bloques - Proceso de gestión.



### C. Proceso de optimización

El fin del proceso de optimización es encontrar la combinación de tipos de tecnologías y el número de elementos que cumplan con los parámetros de calidad, minimizando su costo financiero. Para ello se debe partir de unas entradas (expuestas anteriormente en el numeral A) y una función costo o función objetivo que permita asignar un costo a cada combinación.

- **Función objetivo**

La función objetivo está basada en el número de elementos y en los diferentes tipos de tecnologías de los mismos. Estos elementos tienen asignados costos financieros de diferentes componentes, como costo unitario, instalación, etc. Estos precios variarán de acuerdo a las tecnologías y características técnicas de cada componente.

La función objetivo que se utiliza tiene tres componentes esenciales: el primero es el valor de la inversión inicial, el segundo el componente de operación y mantenimiento, y por último el costo de reinversión el cual se presenta cuando la vida útil de los equipos es menor a la durabilidad del proyecto.

- **Valor de la inversión inicial**

El valor de la inversión inicial depende del número de elementos a instalar y de los precios asociados para su instalación. Lo anterior se resume en la Tabla 4.2.

Tabla 4.2. Parámetros para la evaluación del costo de la inversión inicial.

<b>Elemento (C<sub>k</sub>)</b>	<b>Parámetros para el modelo de inversión inicial (c<sub>i</sub>)</b>
Paneles solares fotovoltaicos	Valor unitario Precio de estructura de montaje Precio de instalación
Controlador de carga FV	Valor unitario Precio de instalación
Generador eólico	Valor unitario Precio estructura de montaje Precio de instalación
Controlador de carga general	Valor unitario Precio de instalación
Baterías	Valor unitario Precio de estructura de montaje Precio de instalación Precio construido m <sup>2</sup>

Inversor DC/AC	Valor unitario Precio de instalación
Generador de biomasa	Precio unitario del biodigestor Precio unitario del grupo electrógeno Precio de estructuras asociados Precio de instalación del biodigestor Precio de instalación del grupo electrógeno

Para realizar el análisis se utilizó el modelo de valor unitario. De esta forma a cada uno de los parámetros para el modelo de inversión inicial se le asigna un valor equivalente a un solo elemento. De esta forma el costo total de cada uno de los parámetros puede calcularse como el valor asignado por el número de elementos.

Con lo anterior, el cálculo del costo de inversión inicial para cada componente se calcula como sigue:

$$Costo_{inicial} C_k = \sum_{i=1}^n \#Elementos C_k * C_i \quad Ec 4.1$$

Donde:

$C_k$ , es el elemento  $C_k$ .

$C_i$ , es el parámetro para el modelo de inversión inicial.

$n$ , es el número de parámetros para modelo de inversión inicial del elemento  $C_k$ .

Por lo tanto el costo de inversión inicial total del proyecto sería:

$$Costo_{inicial} TOTAL = \sum_{k=1}^p Costo_{inicial} C_k \quad Ec 4.2$$

Donde:

$p$ , es el número total de elementos que conforman el sistema.

- **Costo de operación y mantenimiento**

El costo de operación y mantenimiento se debe tener en cuenta ya que el proyecto tiene una durabilidad medida en años y en este periodo de tiempo se debe garantizar un buen trato y cuidado a los equipos que permita alargar la vida útil de los mismos. Para calcular el componente financiero correspondiente al costo de operación y mantenimiento se utilizó el modelo de valor unitario. Así se multiplica el costo correspondiente a operación y mantenimiento de cada equipo por el número de equipos. Se debe tener en cuenta que los mantenimientos no ocurren en el mismo punto de tiempo. Por lo tanto se calculan todos los valores como un valor presente neto (VPN). De esta forma todos los costos se tendrían en el punto cero del proyecto y se podrán operar normalmente. Se resumirán los costos de mantenimiento y operación a intervalos de 6 meses. Para ello se utilizarán tres tasas de interés diferentes (0%, 2.5% y 5%) con el fin de evaluar el comportamiento del costo de acuerdo a la tasa de interés.

La formulación matemática se muestra a continuación:

$$Precio_{AOM}C_k = \sum_{j=1}^n \#Elementos C_k * \frac{COSTO_{AOM_k}}{(1 + i)^{j/2}} \quad Ec 4.3$$

Donde:

$COSTO_{AOM}$ , es el costo de operación y mantenimiento del elemento  $C_k$

$i$ , es la tasa de interés anual utilizada.

$n$ , es el número de años correspondientes a la durabilidad del proyecto.

- **Valor de reinversión**

El valor de reinversión debe calcularse para los equipos cuya vida útil es menor a la durabilidad del proyecto. Para ello se deben tener en cuenta los parámetros mostrados en la Tabla 4.3.

Tabla 4.3. Parámetros para el modelo de reinversión.

Elemento	Parámetros para modelo de reinversión
Paneles solares	Valor unitario
Controlador de carga FV	Costo de instalación
Generador Eólico	Tasa de interés aplicable

Controlador de carga general	Vida útil
Inversor DC/AC	
Generador (biomasa)	
Biodigestor (biomasa)	

La reinversión ocurre en un punto de tiempo diferente al inicio del proyecto, por lo tanto se debe aplicar el valor presente neto (VPN) para la correcta evaluación de la función objetivo. Para este caso se aplicarán las mismas tasas de interés mencionadas en el punto anterior.

La formulación matemática se puede resumir como sigue:

$$Costo_{reinversión} C_k = \sum_{j=1}^n \frac{\#Elementos C_k * \sum C_i}{(1+i)^j} \quad Ec 4.4$$

Donde:

$C_i$ , son los parámetros para modelado de reinversión.

$n$ , es el número de veces en las que se debe realizar reinversión.

$j$ , es el elemento contador. Es calculado de tal forma que cumpla con los requisitos técnicos del VPN. Tiene en cuenta cuántos años de diferencia hay entre el punto en el que se realiza la reinversión y el punto de referencia o punto presente.

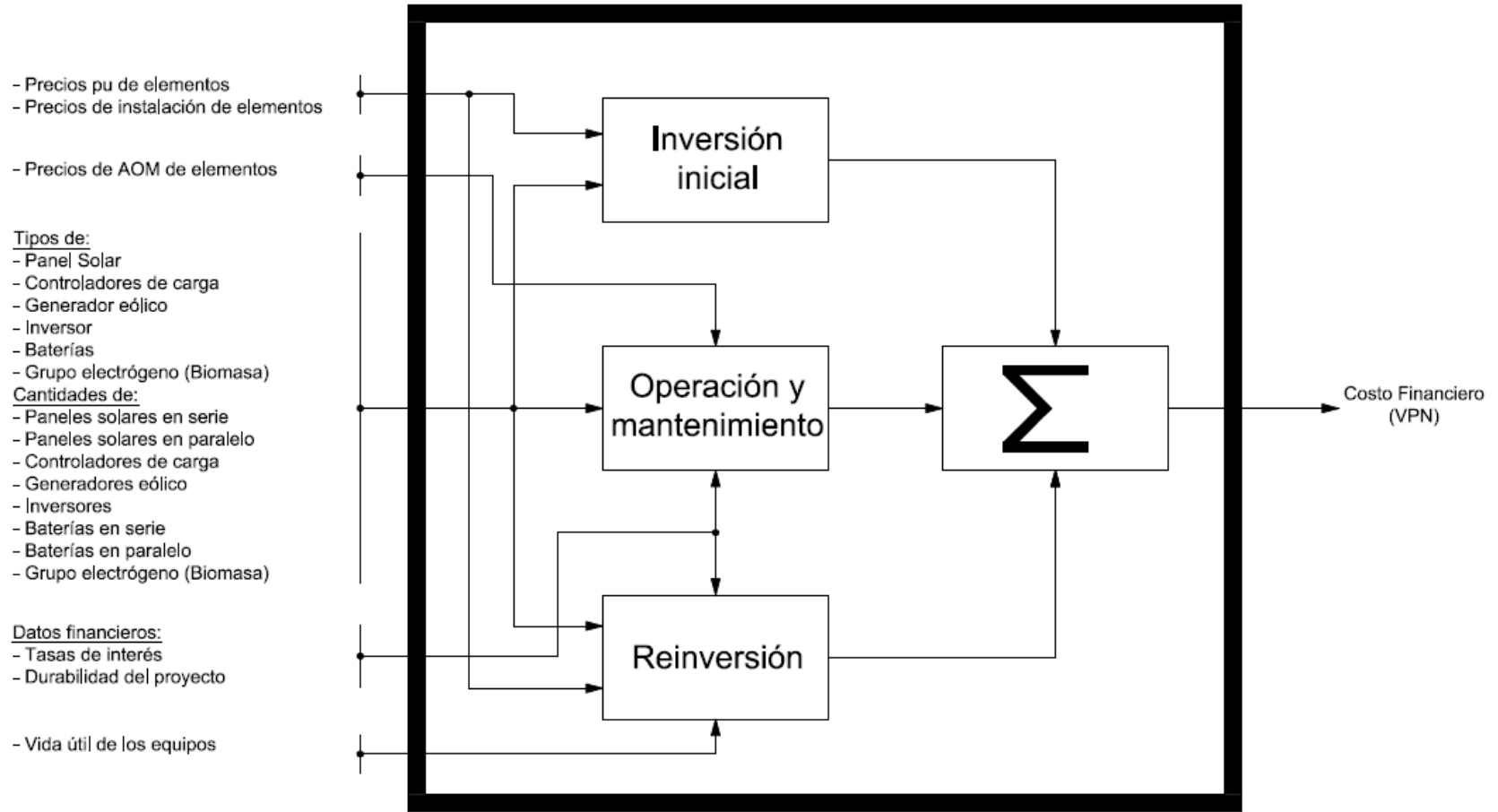
Al final el costo de la función objetivo se calcula como sigue:

$$COSTO_{FOBJ} = \sum Costo_{inicial} C_k + \sum Precio_{AOM} C_k + \sum Costo_{reinversión} C_k \quad Ec 4.5$$

En la Figura 4.7 se muestra el diagrama de bloques correspondiente al proceso de evaluación del costo del sistema. En él se pueden observar las entradas y salidas del proceso.

Dada la función objetivo, el problema se reduce a la aplicación de las técnicas: algoritmos genéticos y Fuerza bruta, las cuales se explicarán en las secciones 6 y 7 respectivamente.

Figura 4.7. Diagrama de bloques - Proceso de evaluación del costo financiero.



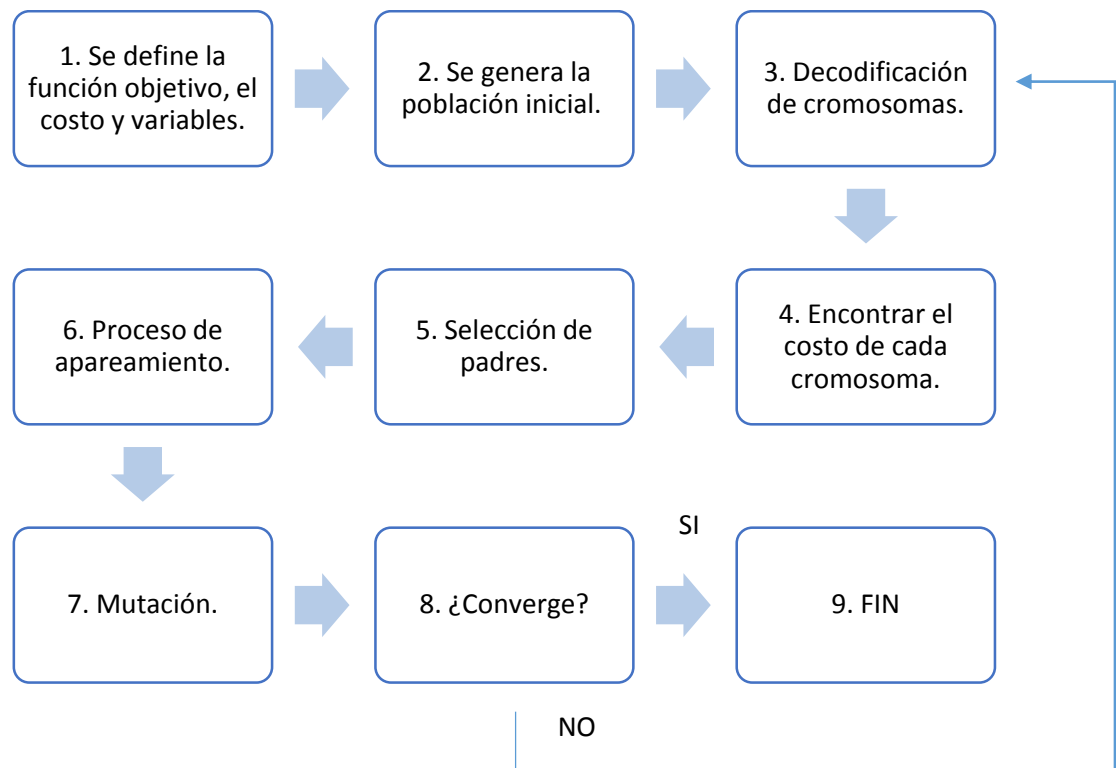
COSTOS

## 4. PLANTEAMIENTO DEL ALGORITMO GENÉTICO PARA EL PROBLEMA DE OPTIMIZACIÓN

A continuación se muestra el modelo matemático utilizado para la solución del problema de optimización a través de la técnica meta-heurística Algoritmos Genéticos (AG). Esta técnica de optimización está basada en los principios de selección natural y recombinación genética. A través de ésta, una determinada población evoluciona a través de unas reglas específicas que permiten maximizar el “fitness” (minimizar el costo de la función objetivo) [22], [23], [30].

Los pasos para el desarrollo de ésta técnica se muestran en la Figura 5.1. A continuación se explican cada uno de los pasos realizados llevados al caso particular, con el fin de solucionar el problema de optimización planteado en el capítulo 4.

Figura 5.1. Pasos para el desarrollo de AG [23].



- **Se define la función objetivo, el costo y variables**

**Variables:** Las variables son los parámetros de entrada de la función objetivo. Estas variables se acomodan en un vector de entrada (cromosoma), y éstas deben ser optimizadas de tal forma que permitan modificar la salida en una forma deseada [22], [30].

El AG comienza definiendo el cromosoma, el cual tiene  $N_{var}$  variables. Así el cromosoma se define como un vector fila de  $N_{var}$  elementos como sigue:

$$Cromosoma = [p_1, p_2, \dots, p_{N_{var}}]$$

Donde  $p_i$  son las diferentes variables.

Para el planteamiento y solución del problema de optimización, se ha planteado el cromosoma con las siguientes variables:

- $N_{panel}$ : Tipos de panel solar.
- $N_{cont_{FV}}$ : Tipos de controlador fotovoltaico.
- $N_{eolicos}$ : Tipos de generador eólico.
- $N_{cont_{gral}}$ : Tipos de controlador general.
- $N_{bat}$ : Tipos de baterías.
- $N_{inv}$ : Tipos de inversores.
- $N_{biomasa}$ : Tipos de generadores de biomasa.
- $\#Panel_{serie}$ : Número de paneles en serie.
- $\#Panel_{paralelo}$ : Número de paneles en paralelo.
- $\#Cont_{FV}$ : Número de controladores Fotovoltaicos.
- $\#Eolicos$ : Número de generadores eólicos.
- $\#Cont_{gral}$ : Número de controladores generales
- $\#Bat_{serie}$ : Número de baterías en serie.
- $\#Bat_{paralelo}$ : Número de baterías en paralelo.
- $\#Inv$ : Número de inversores.
- $\#biomasa$ : Número de generadores de biomasa.

$$Cromosoma = [N_{panel}, N_{cont_{FV}}, N_{eolicos}, N_{cont_{gral}}, N_{bat}, N_{inv}, N_{biomasa}, \#Panel_{serie}, \dots \\ \dots \#Panel_{paralelo}, \#Cont_{FV}, \#Eolicos, \#Cont_{gral}, \#Bat_{serie}, \#Bat_{paralelo}, \#Inv, \#biomasa ]$$

Todas las variables deben ser restringidas. Para este caso las restricciones de las variables se definen como sigue:

- Variables de tipos de elementos: Estas variables están limitadas por la cota inferior por uno, ya que por lo menos debe existir un tipo de cada elemento. La cota superior está definida por el número de tipos a los que se pueda acceder en el mercado y se deseen tener en cuenta para el desarrollo e implementación del sistema de energías renovables.
- Las variables de número de elementos están acotadas de acuerdo a criterios energéticos de dimensionamiento. Dicho criterios se establecen en la sección 4.3.

Así, a cada variable del problema se le asigna un rango el cual se calcula como la diferencia entre la cota superior y la cota inferior más uno.

$$RANGO = Cota_{superior} - Cota_{inferior} + 1$$

**Función objetivo:** También llamada función de costo, es una función que, de acuerdo al problema, puede ser una función matemática o un experimento. Esta función genera una salida a partir de unas determinadas variables de entrada o vector de entrada [22], [23], [30].

La función objetivo se ha definido anteriormente (Ec 4.5). Ésta función depende del número de elementos de cada tecnología y por lo tanto de cada tecnología.

$$Función_{objetivo} = f(Cromosoma)$$

**Costo:** El costo se define como el valor de salida de la función objetivo. El costo tiene asociado el concepto de *fitness*. Éste es una medida de qué tan bueno es determinado costo dependiendo del tipo de problema que se esté tratando (minimización, maximización). Así, un costo alto en un problema de minimización implica un *fitness* bajo [23].

$$Costo = K = f(cromosoma)$$

$$fitness = 1/Costo$$

Dado que el problema de optimización es un problema discreto, se utiliza el modelo de AG basado en combinaciones binarias para la expresión de los cromosomas, así cada una de las variables del cromosoma se expresa en forma binaria. Para poder llevar esto a cabo existe

un proceso de codificación, el cual se encarga de expresar de forma ordenada y adecuada cada uno de los valores de las variables en forma binaria. También existe un proceso de decodificación que permite evaluar la función objetivo, la cual depende de números decimales y no de número binarios [23].

- **Proceso de codificación**

Este proceso inicia con el cálculo del número de bits necesarios para representar de forma adecuada las diferentes cantidades de las variables de acuerdo al rango que cada una posee. El número de bits se calcula como sigue:

Se debe encontrar la menor potencia de 2 que cumpla con la siguiente condición:

$$\frac{Rango}{2^n} \leq 1$$

Donde  $n = [1, 2, 3, \dots]$ , y el número de bits será el menor  $n$  que cumpla con la condición.

Así si se tienen 6 tipos distintos de tecnologías de paneles solares, el número de bits sería  $n=3$ ; ya que:

$$\frac{6}{2^2} = 1.5 \text{ y } \frac{6}{2^3} = 0,75$$

Por lo tanto:

$$nbit N_{panel} = 3$$

Así mismo se calculan los diferentes bits necesarios para representar cada una de las variables de entrada. Al final el cromosoma será un vector de  $N$  posiciones, donde  $N$  se calcula como sigue:

$$N = \sum_{i=1}^{N_{var}} nbit_i$$

Así para un sistema aleatorio con:

- *RANGO*  $N_{panel}$ : 3
- *RANGO*  $N_{cont_{FV}}$ : 4
- *RANGO*  $N_{eolicos}$ : 2
- *RANGO*  $N_{cont_{gral}}$ : 2
- *RANGO*  $N_{bat}$ : 4

- RANGO  $N_{inv}$ : 3
- RANGO  $N_{biomasa}$ : 2
- RANGO  $\#Panel_{serie}$ : 6
- RANGO  $\#Panel_{paralelo}$ : 4
- RANGO  $\#Cont_{FV}$ : 3
- RANGO  $\#Eolicos$ : 3
- RANGO  $\#Cont_{gral}$ : 3
- RANGO  $\#Bat_{serie}$ : 4
- RANGO  $\#Bat_{paralelo}$ : 6
- RANGO  $\#Inv$ : 3
- RANGO  $\#biomasa$ : 2

Se obtendrían los siguientes números de bits:

- $nbit N_{panel} = 2$
- $nbit N_{cont_{FV}} = 2$
- $nbit N_{eolicos} = 1$
- $nbit N_{cont_{gral}} = 1$
- $nbit N_{bat} = 2$
- $nbit N_{inv} = 2$
- $nbit N_{biomasa} = 1$
- $nbit \#Panel_{serie} = 3$
- $nbit \#Panel_{paralelo} = 2$
- $nbit \#Cont_{FV} = 2$
- $nbit \#Eolicos = 2$
- $nbit \#Cont_{gral} = 2$
- $nbit \#Bat_{serie} = 2$
- $nbit \#Bat_{paralelo} = 3$
- $nbit \#Inv = 2$
- $nbit \#biomasa = 1$

Por lo tanto el cromosoma tendría 30 posiciones. Un cromosoma aleatorio para este caso sería:

$$Cromosoma = [001001101011010100110111101010]$$

Donde los bits, enumerados de izquierda a derecha serían:

- Bits 1 y 2 corresponden al tipo de panel solar (00).
- Bits 3 y 4 corresponden al tipo de controlador de carga FV (10).
- Bit 5 corresponde al tipo de generador eólico (0).

- Bits 6 corresponden al tipo de controlador general (11).

Y así sucesivamente hasta completar los 30 bits del cromosoma.

Acá se considera terminado el proceso de codificación dado que los elementos de la población se generan como números binarios y se procede a decodificarlos posteriormente para la evaluación de la función objetivo.

- **Proceso de decodificación**

En el proceso de decodificación se tienen los siguientes vectores: vector de elementos, vector de combinaciones binarias y un vector de paso. Las diferentes posiciones del primero son número enteros que enumeran, comenzando en la cota inferior del rango, los elementos del mismo. El segundo es un vector de las combinaciones posibles con el número de bits correspondiente a cada entrada y el último es un vector que muestra el rango en pasos diferentes a la unidad (como en el vector de elementos), sino que los muestra en un paso tal que el vector de paso tenga igual número de posiciones al vector de combinaciones binaria más uno.

Así para las variables de entrada de tecnologías de inversores, si se tienen 3 diferentes, entonces los vectores se muestran a continuación:

$$V_{elementos} = [0, 1, 2]$$

$$V_{combinaria} = [00,01,10,11]$$

El paso del vector de paso se calcula dividiendo el número de elementos del vector de elementos menos uno (3-1) en el número de elementos del vector de combinaciones binarias (4). Así se tendrá un paso de 0,5. Entonces:

$$V_{paso} = [0, 0.5, 1, 1.5, 2 ]$$

Dado que la población inicial se genera en forma binaria se requiere una serie de vectores decodificadores que permitan convertir los números binarios en números enteros. Este vector tiene igual número de elementos que el vector que se desea decodificar. Cada posición de éste es una potencia de dos comenzando por el número cero y aumentando de derecha a izquierda en uno de acuerdo al número de posiciones.

Por lo anterior si se tiene un vector  $X = [0 \ 1 \ 1]$ , de tres posiciones se requiere un vector de tres posiciones como sigue:

$$V_{dec} = [2^2 \ 2^1 \ 2^0]$$

Así, el número entero correspondiente a la combinación del vector  $X$  se encuentra multiplicando el vector  $X$  por el traspuesto de su vector decodificador como sigue:

$$Numero = X * T(V_{dec})$$

Para este caso el número es el 3.

Dado que normalmente el vector de combinaciones binarias tiene más elementos que el vector de elementos se utiliza la siguiente metodología:

1. Se decodifica el vector de combinación binaria utilizando el vector decodificador.
2. El resultado +1 representará una posición del vector de paso.
3. Se promedian los valores de la posición seleccionada y la posición siguiente del vector de paso.
4. Se toma el promedio y se aproxima al número entero más cercano.

De esta forma este resultado siempre coincidirá con un número del vector de elementos.

Ejemplo:

Se tiene que el número de paneles en serie variará entre 4 y 6, por lo tanto el rango será 3 y el número de bits 2. Con lo anterior se calcula el paso el cual será 0,5. Lo anterior de acuerdo a las formulas establecidas. Así, los vectores correspondientes se muestran a continuación:

$$V_{elementos} = [4, 5, 6]$$

$$V_{combinarias} = [00, 01, 10, 11]$$

$$V_{paso} = [4, 4.5, 5, 5.5, 6]$$

Por lo tanto si se tiene que el número de paneles es  $[0, 1]$ . Se procede a decodificar el elemento.

$$Número = [0 \ 1] * T([2^1 \ 2^0]) = 1$$

Por lo tanto se busca la posición  $1 + 1 = 2$  del vector de paso.  $V_{paso}(2) = 4,5$

Se promedian entonces los valores de  $V_{paso}(2)$  y  $V_{paso}(3)$ .

$$Número_{dec} = \frac{V_{paso}(2) + V_{paso}(3)}{2} = \frac{4,5 + 5}{2} = 4,75$$

Se selecciona el número entero más cercano al valor encontrado. Para este caso es 5, lo cual coincide con un valor del vector de elementos. Por lo tanto el binario 01 es la codificación del número 5 para este caso particular.

- **Se genera la población inicial**

El algoritmo genético comienza con un grupo de cromosomas al cual se le conoce como población inicial. El cromosoma tiene  $N_{pop}$  cromosomas de  $N_{bits}$  bits cada uno. Por lo tanto la población inicial se representa por una matriz de unos y ceros de  $N_{pop} \times N_{bits}$  [23].

El número  $N_{bits}$  se calcula como la suma de los bits necesarios para representar cada elemento del cromosoma, o cada variable de entrada. Por otra parte, la bibliografía y el estado del arte no definen una forma concreta de calcular el  $N_{pop}$ . Se recomienda que no sea un número muy pequeño ni muy grande de acuerdo al tamaño de las posibles soluciones del problema.  $N_{pop}$  debe tener un número considerable de elementos si se va a elegir la población inicial aleatoriamente. Por otra parte, si se conocen o se cree que algunos elemento de todas las posibles soluciones, están posiblemente cercanos a la solución, se puede generar una población inicial con estos elementos y utilizar un número de población inicial  $N_{pop}$  de menor magnitud.

- **Se decodifican los cromosomas**

Se deben decodificar los cromosomas de tal forma que se decodifiquen cada una de las variables del mismo. Así si se tiene un cromosoma con 30 posiciones binarias las cuales representan 12 variables de entrada, se debe obtener un vector de 12 posiciones para cada cromosoma, donde estas posiciones son números enteros [22]–[24].

Por lo anterior si se tiene un vector de 8 posiciones binarias como se muestra a continuación, el cual representa 4 variables de entrada, cada una de dos bits. Se debe decodificar como sigue:

$$Cromosoma = [0\ 1\ 1\ 0\ 1\ 1\ 1\ 0]$$

$$Variable_1 = [0 \ 1]$$

$$Variable_2 = [1 \ 0]$$

$$Variable_3 = [1 \ 1]$$

$$Variable_4 = [1 \ 0]$$

Dado que todas las variables son de dos bits se deben decodificar con el mismo vector:

$$V_{dec} = [2^1 \ 2^0]$$

Y se obtendría:

$$Variable_{1_{dec}} = 1$$

$$Variable_{2_{dec}} = 2$$

$$Variable_{3_{dec}} = 3$$

$$Variable_{4_{dec}} = 2$$

Y por lo tanto:

$$Cromosoma_{dec} = [1 \ 2 \ 3 \ 2]$$

- **Encontrar el costo de cada cromosoma**

Encontrar el costo de cada cromosoma se limita evaluar la función objetivo para cada uno de ellos, así se evaluará la función objetivo para cada una de las variables de entrada almacenadas en cada cromosoma [23]. Por lo anterior es necesario llevar el proceso de decodificación ya que la función objetivo es función de números enteros y no de números binarios.

Para este caso la función objetivo arroja tres parámetros para el proceso de optimización: El costo de la instalación, un porcentaje de viabilidad y un indicador de calidad LOLH. El primero evalúa el costo de la instalación de acuerdo al número de elementos y los costos de cada tipo de tecnología. El segundo es un porcentaje que representa la viabilidad de instalar y poner en correcto funcionamiento una determinada combinación de los elementos en cuestión. La última representa un indicador de calidad que garantiza el sistema, para este caso es el LOLH que indica el porcentaje de horas del año que el sistema no es capaz de entregar la energía suficiente para suplir la demanda.

Dado de que se debe iniciar un proceso de selección natural, el cual consiste en la selección de los elementos más aptos para las condiciones del problema propuesto: un costo mínimo, un LOLH <5% y un porcentaje de viabilidad de 0%, el cual representa que el sistema cumple con todos los requisitos técnicos para funcionar correctamente. Se debe buscar la forma de llevar a cabo este proceso de selección. Para este caso y gracias a las pruebas realizadas con varios tipos de selección, las cuales se muestran en la sección 7.2, se realizó el proceso de selección natural con tres filtros, el primero toma los mejores 30 elementos de acuerdo al porcentaje de horas de servicio no atendido (LOLH). De esa población reducida el segundo filtro toma los mejores 20 de acuerdo al parámetro del costo financiero. Finalmente, se realiza el último filtro, el cual toma la población restante de 20 elementos y los ordena de acuerdo al porcentaje de viabilidad, seleccionando los 10 mejores elementos de la población para llevar a cabo el proceso de apareamiento y reproducción.

- **Selección de los padres**

Se seleccionan dos cromosomas de la población restante. Debe garantizarse que los padres sean cromosomas diferentes para evitar que las descendencias sean los mismos padres y no se aproveche el principio de evolución. La selección puede realizarse de cualquier forma, para el caso de este proyecto se seleccionarán dos cromosomas aleatoriamente, revisando que sean distintos entre ellos [23].

- **Proceso de apareamiento**

El proceso de apareamiento es el proceso de creación de una o más descendencias a partir de los padres seleccionados. El número de descendientes está limitado al número de la población inicial. El Algoritmo genético funciona de forma tal que en cada generación, los padres seleccionados tienen tantas descendencias sean necesarias para completar nuevamente el número de individuos de la población inicial [23].

Para este caso en particular, cada pareja de padres tendrá dos descendencias. El proceso de apareamiento se llevó a cabo siguiendo la siguiente metodología:

1. Para cada pareja se selecciona una posición del cromosoma aleatoriamente. Esta selección aplica para todos los elementos o bits del cromosoma, exceptuando los bits de los extremos. Ese punto es llamado punto de cruce o "Crossover point".

2. Se toman los bits de izquierda a derecha, comenzando por el primero hasta encontrar el punto de cruce (incluyéndolo) del cromosoma del padre y los bits desde el punto de cruce (sin incluirlo) hasta el último de la madre. Se crea un primer descendiente, creando su cromosoma con los bits seleccionados del padre seguidos por los bits seleccionados de la madre.
3. Se toman los bits de izquierda a derecha, comenzando por el primero hasta encontrar el punto de cruce (incluyéndolo) del cromosoma de la madre y los bits desde el punto de cruce (sin incluirlo) hasta el último del padre. Se crea un segundo descendiente, creando su cromosoma con los bits seleccionados de la madre seguidos por los bits seleccionados del padre.

Así, si se tienen las siguientes cromosomas:

$$\text{Padre} = [0\ 0\ 0\ 1\ 0\ 1\ 1]$$

$$\text{Madre} = [1\ 1\ 0\ 0\ 1\ 0\ 1]$$

Si se define el punto de cruce en el bit número 3 (de izquierda a derecha), se tienen los siguientes descendientes:

$$\text{Descendiente 1} = [0\ 0\ 0\ 0\ 1\ 0\ 1]$$

$$\text{Descendiente 2} = [1\ 1\ 0\ 1\ 0\ 1\ 1]$$

- **Mutación**

El proceso de mutación altera un porcentaje de bits en la lista de cromosomas. Este proceso permite que el algoritmo evalúe una porción mayor del total de posibles soluciones antes de converger. Este porcentaje define la libertad del algoritmo de buscar y explorar soluciones por fuera de la región de variables que se esté tratando [23].

En la práctica el proceso es muy sencillo. Se define el porcentaje de bits que se desea mutar. Cada mutación consiste en el cambio de un "1" por un "0" y viceversa. La selección de los bits que se someten al proceso de mutación es aleatoria. Se debe tener en cuenta que la mejor solución que se lleva en cada generación debe ser excluida del proceso de mutación. Estas soluciones consideradas óptimas parciales, son elementos elite de la población y debe permitir que se propaguen de una generación a otra sin ser alteradas. Según la literatura un porcentaje entre el 20% y el 30% [23] para el proceso de mutación es considerado aceptable y es muy utilizado en diferentes problemas de optimización.

Para poder llevar a cabo el proceso de exclusión de la mejor solución u óptimo parcial de cada generación, se debe evaluar nuevamente el costo de cada cromosoma de la matriz de población. Lo anterior permite obtener el óptimo parcial de cada generación teniendo en cuenta los elementos que sobreviven de la generación anterior y los nuevos elementos creados por descendencia de la generación presente.

Así al mutar la matriz o lista de cromosomas, excluyendo la mejor respuesta se obtiene una nueva población, la cual será la población inicial de la siguiente generación, comenzando el proceso nuevamente hasta alcanzar la convergencia.

- **Convergencia**

La convergencia del algoritmo genético se alcanza de acuerdo a la evolución de las generaciones, es decir, el algoritmo correrá tantas generaciones como sea necesarias hasta alcanzar algún parámetro o que la respuesta cumpla con algunas condiciones que hacen de esta una respuesta aceptable. Otra forma de encontrar la convergencia del algoritmo es definir un número determinado de generaciones. Así la respuesta óptima será el óptimo parcial de la última generación.

Dado que la respuesta debe cumplir con unas condiciones de viabilidad y calidad, pero el parámetro de optimización real es el costo financiero que acarrea cada solución, se selecciona la segunda forma de encontrar la convergencia. Así, se definirá un número determinado de generaciones y se examinarán las respuestas que cumplan los requisitos de calidad y tengan el menor costo para definir la respuesta del problema de optimización.

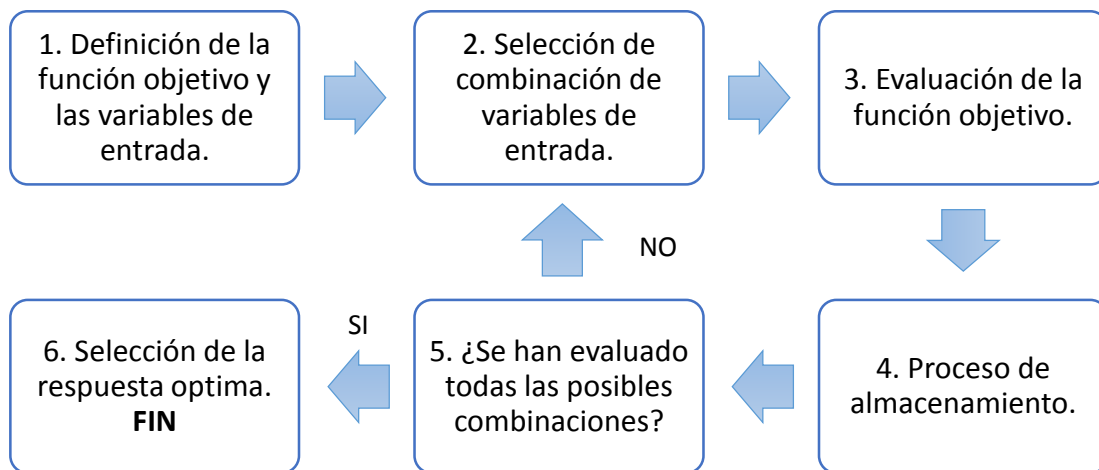
## 5. PLANTEAMIENTO DE LA BÚSQUEDA POR FUERZA BRUTA PARA EL PROBLEMA DE OPTIMIZACIÓN

El algoritmo de fuerza bruta se caracteriza principalmente por tomar la ruta más directa en la búsqueda de la solución, sin ningún intento de minimizar el número de operaciones necesarias [21]. En otras palabras, con este algoritmo se debe encontrar todas las posibles soluciones utilizando todas las posibles combinaciones de variables y/o todos los posibles valores de las mismas, para posteriormente encontrar la mejor solución de acuerdo al tipo de problema.

### 5.1. ALGORITMO DE FUERZA BRUTA BÁSICO

Para la solución del problema utilizando la búsqueda por fuerza bruta se siguió la metodología de la Figura 6.1:

Figura 6.1. Metodología de desarrollo del algoritmo búsqueda por fuerza bruta.



- **Definición de la función objetivo y las variables de entrada**

El desarrollo del problema utilizando el método de búsqueda por fuerza bruta implica la definición de una función objetivo y sus respectivas variables de entrada.

La función objetivo es una función matemática que entrega un parámetro de salida que se desea optimizar. Este parámetro de salida depende directamente de las variables de entrada las cuales interactúan según el problema en cuestión. Para este caso en particular, el parámetro de salida es un valor constante que representa el costo financiero del proyecto de generación a partir de energías renovables. También se obtienen dos parámetros de salida que evalúan y miden dos condiciones, la primera mide la calidad del sistema utilizando un porcentaje de horas del año que el suministro de energía no puede ser suplido (LOLH). El segundo es un porcentaje que mide la inviabilidad del sistema, de acuerdo a parámetros técnicos establecidos. Para que una solución sea aceptable debe cumplir con un LOLH menor al 5% y un porcentaje de inviabilidad del 0%.

El planteamiento y la definición de los parámetros de calidad e inviabilidad, como el de la función objetivo se han explicado anteriormente en este libro en el capítulo 4.

Las variables de entrada son las variables que influyen en la función objetivo. La idea de utilizar la búsqueda por fuerza bruta es evaluar todas las posibles combinaciones y encontrar con certeza la combinación que más se ajusta a las condiciones establecidas. Las variables que intervienen en el problema se muestran a continuación:

- $N_{panel}$ : Tipos de panel solar.
- $N_{cont_{FV}}$ : Tipos de controlador Fotovoltaico.
- $N_{eolicos}$ : Tipos de generador eólico.
- $N_{cont_{gral}}$ : Tipos de controlador General.
- $N_{bat}$ : Tipos de baterías.
- $N_{inv}$ : Tipos de inversores.
- $N_{biomasa}$ : Tipos de generadores de biomasa.
- $\#Panel_{serie}$ : Número de paneles en serie.
- $\#Panel_{paralelo}$ : Número de paneles en paralelo.
- $\#Cont_{FV}$ : Número de controladores Fotovoltaicos.
- $\#Eolicos$ : Número de generadores eólicos.
- $\#Cont_{gral}$ : Número de controladores generales
- $\#Bat_{serie}$ : Número de baterías en serie.
- $\#Bat_{paralelo}$ : Número de baterías en paralelo.
- $\#Inv$ : Número de inversores.
- $\#biomasa$ : Número de generadores de biomasa.

Cada variable se encuentra acotada en ciertos valores. Las variables de los tipos de elementos tienen como cota inferior "1" ya que debe existir por lo menos un tipo de cada

elemento. La cota superior es el número de elementos accesibles en el mercado y que se desea tener en cuenta para el desarrollo del problema. Por otro lado, las variables en las que oscilan los números de elementos varían de acuerdo a las restricciones técnicas que se mencionan en la sección A del capítulo 4.

- **Selección de una combinación de variables de entrada**

Se selecciona una combinación de variables de entrada para evaluar la función objetivo. Esta selección de combinaciones debe hacerse de forma ordenada pues se debe garantizar la evaluación de la función objetivo con todas las posibles combinaciones. Para efectos de eficiencia no debe repetirse ni omitirse ninguna combinación. Al final, el número total de combinaciones será el producto del rango de cada una de las variables de entrada.

- **Evaluación de la función objetivo**

Definidas las variables de entrada se evalúa la función objetivo. Esta evaluación debe incluir la determinación del costo de la instalación y de los porcentajes de inviabilidad y calidad que permiten determinar si una solución es aceptable o no.

- **Proceso de almacenamiento**

El proceso de almacenamiento debe garantizar que todas las soluciones que son aceptables se almacenen en una matriz, permitiendo posteriormente, la selección de la mejor solución de acuerdo los parámetros establecidos y al tipo de problema.

- **Proceso de verificación**

En este proceso se verifica que el algoritmo haya evaluado todas las posibles combinaciones de las variables de entrada. De no ser así, se debe volver al paso 2 y crear una nueva combinación, de lo contrario se procede al paso 6.

- **Selección de la respuesta óptima**

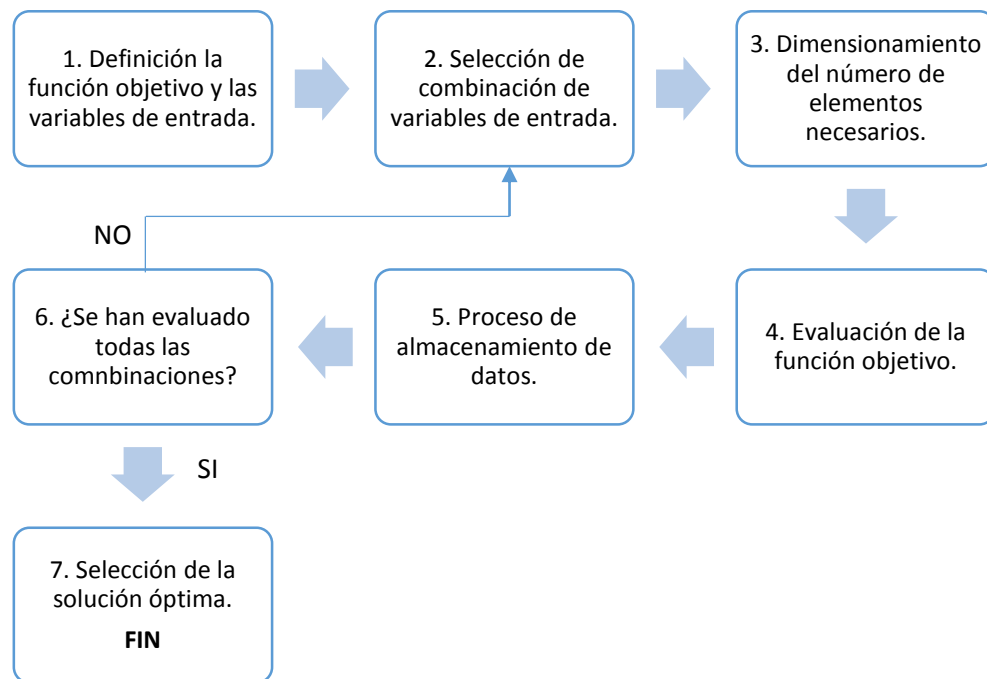
En este proceso se toma la matriz de soluciones almacenadas durante todo el proceso de solución. Estas soluciones se ordenan de acuerdo al tipo de problema (minimización/maximización) y de acuerdo a parámetros establecidos.

## 5.2. ALGORITMO DE FUERZA BRUTA CON DIMENSIONAMIENTO

Se presenta un método alternativo en la evaluación de la función objetivo y el planteamiento de las variables de entrada para la solución del problema mediante el algoritmo de búsqueda por fuerza bruta. Este planteamiento busca reducir el número de iteraciones y el tiempo de solución con respecto al desarrollo que se obtuvo con el planteamiento anterior. Este nuevo planteamiento, que se definirá a continuación, encontrará una solución óptima que no será la misma que se obtendrá utilizando el planteamiento antes mostrado pero que ofrece un buen punto de comparación para la solución obtenida utilizando el algoritmo genético.

Para el desarrollo se sigue la metodología de la Figura 6.2:

Figura 6.2. Metodología para la solución del problema de optimización utilizando búsqueda por fuerza bruta y un proceso de dimensionamiento.



- **Definición de la función objetivo y las variables de entrada**

Este proceso difiere del planteado anteriormente por una razón muy sencilla, se evalúa sólo la parte financiera en la función objetivo. Esta función ya no dependerá directamente de las variables de entrada, dependerá de la salida de un proceso de dimensionamiento

interno. Aun así, la función objetivo se mantiene y la salida de este proceso contará sólo con el parámetro financiero.

Las variables de entrada con este planteamiento difieren de las variables utilizadas anteriormente. En el planteamiento anterior se seleccionaban las tecnologías y se variaba el número de elementos del sistema. En este caso, se variarán los porcentajes de generación de cada fuente de energía renovable. Posteriormente se dimensionará la cantidad adecuada de elementos necesarios para suplir la necesidad energética determinada. Se variarán los distintos tipos de tecnologías para el dimensionamiento y se encontrará la combinación con menor costo financiero. Las variables de entrada se definen a continuación:

- $N_{panel}$ : Tipos de panel solar.
- $N_{cont_{FV}}$ : Tipos de controlador Fotovoltaico.
- $N_{eolicos}$ : Tipos de generador eólico.
- $N_{cont_{gral}}$ : Tipos de controlador General.
- $N_{bat}$ : Tipos de baterías.
- $N_{inv}$ : Tipos de inversores.
- $N_{biomasa}$ : Tipos de generadores de biomasa.
- $\%E_{FV}$ : Porcentaje de generación a partir de energía solar FV.
- $\%E_{eólica}$ : Porcentaje de generación a partir de energía eólica.
- $Biomasa$ : Define si se utilizará o no generación a partir de biomasa.

Estas variables también están acotadas y restringidas. Las variables correspondientes a los tipos de tecnologías de los diferentes elementos se restringen de la misma forma que en el planteamiento anterior. Por otro lado los porcentajes de generación se definen como sigue:

- Si existe generación por biomasa se tiene una energía promedio constante que se define por los kg de biomasa que se producen en sitio. Por lo tanto si existe generación por biomasa el rango de los porcentajes de generación a partir del recurso solar y eólico irán desde 0% a 100% menos el porcentaje generado a partir del recurso de biomasa.
- Si no existe generación por biomasa los porcentajes de generación a partir del recurso solar y eólico irán desde 0% a 100%.

#### ● Selección de combinación de variables de entrada

Se selecciona una combinación de variables de entrada. Se deben tener en cuenta las recomendaciones dadas en la sección 6.1.

- **Dimensionamiento del número de elementos necesarios**

Este paso consiste en calcular el número de elementos necesarios para suplir las necesidades energéticas estipuladas por las variables de entrada. Este proceso es muy importante ya que hace que el problema de optimización sea sumamente restringido. Lo anterior debido a que cada solución encontrada por el algoritmo será una solución viable desde el punto de vista técnico. Es decir, cada solución cumplirá implícitamente con el requisito de un porcentaje de inviabilidad de 0% estipulado en el planteamiento anterior.

El dimensionamiento se lleva a cabo utilizando los modelos que se explican en la sección 3. Cada uno de estos modelos encuentra la generación de energía de los diferentes elementos de acuerdo a los recursos energéticos y atmosféricos disponibles, para un elemento. Por lo tanto es simple calcular cuántos elementos se necesitan para generar cierta cantidad de energía.

Este proceso de dimensionamiento se encarga de hacer cumplir los requisitos técnicos que hacen viable la solución. Estos son parámetros como la potencia de los equipos electrónicos, que los equipos estén en los rangos de tensión y potencia adecuados, así como la existencia de los equipos que son estrictamente necesarios.

El dimensionamiento parte del hecho de que el sistema debe garantizar el suministro de energía para todas las horas de un día promedio de carga. Este día promedio se obtiene como una curva de demanda promedio de la unidad a suplir. También se utilizan curvas de promedio diaria hora a hora de datos atmosféricos necesarios, como radiación solar, temperatura ambiente y velocidad de viento. Con lo anterior se permite garantizar que el LOLH será 0% para un día tipo.

Hay que tener en cuenta que este parámetro de LOLH difiere del utilizado en el planteamiento anterior ya que éste aplica sólo para un día tipo. Recuerde que el LOLH calculado en el planteamiento anterior está basado en datos reales hora a hora anuales.

Por lo anterior no se puede garantizar que los dos planteamientos lleguen a un mismo punto óptimo. Este planteamiento aquí descrito está basado en aproximaciones y promedios, mientras que el utilizado en el planteamiento anterior está basado en datos reales. Aun así, se considera que la respuesta que se obtenga con este modelo será una buena aproximación del planteamiento exacto que se propuso anteriormente. Se debe tener en cuenta que el tiempo requerido por el planteamiento anterior puede llegar a hacer demasiado grande en comparación con el que se obtiene con el planteamiento sumamente restringido.

- **Evaluación de la función objetivo**

Obtenido el número de elementos de cada componente del sistema se procede a calcular el costo financiero del mismo de acuerdo a la función objetivo planteada. Este planteamiento tiene un solo parámetro de salida y no tres como el que se planteó anteriormente.

- **Proceso de almacenamiento de datos**

Se procede a almacenar todas y cada una de las soluciones obtenidas. Este proceso se lleva a cabo iteración por iteración.

- **Proceso de verificación**

Se debe verificar que se hayan evaluado todas las posibles combinaciones de las variables de entrada. Para efectos de eficiencia se debe garantizar que no se omita ni se repita ninguna combinación. Si no se han evaluado todas las combinaciones se debe volver al paso 2, de lo contrario se procede al paso 7.

- **Selección de la solución óptima**

En este proceso se toma la matriz de soluciones almacenadas durante todo el proceso de solución. Estas soluciones se ordenan de acuerdo al tipo de problema (minimización/maximización) y de acuerdo a parámetros establecidos.

## 6. ANÁLISIS DE RESULTADOS

En este capítulo se realiza una presentación detallada de los resultados obtenidos para la búsqueda por fuerza bruta y el algoritmo genético. Una vez presentadas las soluciones se aborda una sección de comparación en términos de desempeño entre las dos técnicas empleadas en la solución del problema. La ejecución de todos los algoritmos fue realizada en el mismo equipo para garantizar la validez de la comparación de los resultados. Las características del computador utilizado se muestran en la Tabla 7.1.

Tabla 7.1. Características del equipo utilizado en la ejecución de los algoritmos de solución.

Modelo	MacBook Pro (año 2011)
Sistema operativo	OS X Mavericks (10.9.4)
Memoria RAM	4 GB
Procesador	Intel Core i5

### 6.1. BÚSQUEDA POR FUERZA BRUTA

A continuación se muestran los resultados obtenidos con los dos planteamientos utilizados para la solución del problema utilizando el método de búsqueda por fuerza bruta.

- **Variables de entrada**

Según los planteamientos realizados en la sección 6, se observó que los planteamientos difieren de sus variables de entrada. En la Tabla 7.2 se muestra la descripción de las variables de entrada correspondientes para cada planteamiento del problema y los respectivos rangos que se utilizaron en la solución puntual del problema de optimización que se llevó a cabo en este trabajo.

Tabla 7.2. Rango de las variables de entrada utilizadas en la solución del problema de optimización mediante el método de búsqueda por fuerza bruta.

Variable de entrada	Rango	
	FB básico	FB con dimensionamiento
$N_{panel}$	5	5

$N_{cont_{FV}}$	2	2
$N_{eolicos}$	3	3
$N_{cont_{gral}}$	2	2
$N_{bat}$	3	3
$N_{inv}$	3	3
$N_{biomasa}$	1	1
$\#Panel_{serie}$	3	N/A
$\#Panel_{paralelo}$	13	N/A
$\#Cont_{FV}$	4	N/A
$\#Eolicos$	4	N/A
$\#Cont_{gral}$	4	N/A
$\#Bat_{serie}$	35	N/A
$\#Bat_{paralelo}$	3	N/A
$\#Inv$	2	N/A
$\#biomasa$	2	N/A
$Biomasa$	N/A	2
$\%E_{FV}$	N/A	101 (sin biomasa)
$\%E_{eolica}$	N/A	100 (con biomasa)
<b># de iteraciones</b>	<b>377.395.200</b>	<b>108.540</b>

- **Número de iteraciones**

Dado los distintos planteamientos y las distintas variables de entrada, los dos planteamientos deben realizar un número diferente de iteraciones. A continuación se muestra cómo se calcula el número de iteraciones de cada planteamiento de acuerdo a sus variables de entrada.

**FB básico:** El número de iteraciones se calcula como el producto del rango de todas las variables de entrada. Estas variables se muestran en la tabla uno y resultado total se ha calculado y anexado a esta tabla.

**FB con dimensionamiento:** El cálculo del número de iteraciones con este planteamiento difiere al utilizado en el planteamiento anterior. En este caso se varían los porcentajes de energía que se generará con cada tipo de energía alternativa. Se plantean dos escenarios dado que la producción de biomasa es una constante. El primero es un escenario de sólo generación a partir de energía solar y energía eólica. El segundo uno en el que están presentes las tres fuentes de generación. Así, para cada escenario se calcula el número de iteraciones. Para el primero se obtiene como el producto del rango de los tipos de elementos utilizados y el número 101 que representa que los porcentajes de energía de las fuentes de generación utilizadas van del 0 al 100. Para el segundo se obtiene como el producto del rango de los tipos y el número 100 que representa que los porcentajes de energía de las fuentes de generación (fotovoltaica y eólica) van de 1 a 100. El número uno representa la generación de biomasa ya que con los kg de biomasa disponible sólo se puede

generar el 1% de la energía diaria necesaria. El número total de iteraciones es la suma de las iteraciones obtenidas en los dos escenarios planteados. Este resultado es anexado a la Tabla 7.2.

- **Tiempos de iteración**

Los tiempos de cada iteración difieren en la solución del problema de acuerdo a los dos planteamientos. Los tiempos de cada iteración que se obtuvieron con el algoritmo de fuerza bruta básico son mayores que los tiempos que se obtienen con el otro planteamiento. Aunque el algoritmo de fuerza bruta básico no realiza dimensionamiento de los elementos debe realizar el cálculo del LOLH realizando 8760 iteraciones internas, las cuales corresponden al total de horas de un año. Los resultados de los tiempos se muestran en la Tabla 7.3.

Tabla 7.3. Resultados en tiempo para los algoritmos de fuerza bruta propuestos.

Elemento	FB básico	FB con dimensionamiento
# de iteraciones	377.395.200	108.540
Tiempo por iteración [s]	$\cong 2,00$	$2,82 \times 10^{-3}$
Tiempo total [s]	$\cong 754,7904 \times 10^6$	307
Tiempo total [min]	$\cong 12,579 \times 10^6$	5,12
Tiempo total [días]	$\cong 8.736$	$3,55 \times 10^{-3}$

Según los resultados mostrados en la tabla dos se puede concluir que utilizar un algoritmo de fuerza bruta básico no es viable para este desarrollo de este proyecto de grado, ya que su tiempo de solución es mucho mayor que el tiempo que se tiene para finalizar este trabajo. Por lo anterior se utilizará el algoritmo con dimensionamiento para realizar las comparaciones correspondientes con el algoritmo genético en términos de solución, mientras que los resultados en términos de tiempo y eficiencia se seguirán midiendo con el algoritmo de fuerza bruta básico. Lo anterior debido a que el problema se plantea de la misma forma para los dos algoritmos (fuerza bruta básico y algoritmo genético).

## 6.2. ALGORITMO GENÉTICO

En esta sección se definen las diferentes metodologías planteadas para la solución del algoritmo genético. Se realizó una evaluación de cada una y se escogió la mejor en términos

de desempeño. La mejor de éstas se utilizó para la ejecución definitiva del problema de optimización y es la que se comparó con los resultados obtenidos con los algoritmos de fuerza bruta.

- **Metodologías para la solución del algoritmo genético**

Como se expresó anteriormente, cada solución del problema presenta tres parámetros de salida, dos de verificación y un parámetro que se debe minimizar los cuales son, LOLH (parámetro de calidad), viabilidad (parámetro técnico) y el costo del sistema respectivamente.

Uno de los grandes retos en el proceso de optimización se presentó en hallar el costo de cada cromosoma en el algoritmo genético. El problema es sencillo, ¿Cómo organizar las tres variables de salida de tal forma que el algoritmo se retroalimente para la siguiente generación direccionando la respuesta óptima hacia el cumplimiento de los siguientes requisitos?

- Menor costo financiero
- $LOLH \leq 5\%$
- Viabilidad = 0%

En el desarrollo de este proyecto de grado se procedió a utilizar todas las formas posibles que se encontraron para evaluar el costo de un cromosoma y posteriormente comparar los resultados, para así, seleccionar la de mejor desempeño para un cierto número de generaciones.

La metodología que se utilizó consistió en realizar filtros a la población inicial de cada generación de acuerdo a las tres variables mencionadas anteriormente. Para el análisis de cada combinación utilizada se utilizará la siguiente nomenclatura de variables:

- P: Precio o costo financiero
- V: Porcentaje de viabilidad técnica
- H: Porcentaje de horas de servicio no atendido (LOLH)
- S: Suma de porcentajes (V+H)

A continuación se explica la metodología para cada una de las combinaciones utilizadas:

1. HPV: También puede llamarse Horas – Precio – Viabilidad. En este se parte de una población inicial de 60 individuos representados por su respectivo cromosoma. El costo se halló por medio de 3 filtros. El primer filtro consiste en ordenar de menor a mayor la población inicial de acuerdo al LOLH (H). Esto se hace con la intención de buscar los elementos de la población inicial que presenten un menor porcentaje de horas de servicio no atendido y se cumpla el requisito de  $LOLH \leq 5\%$ . El primer filtrado deja la mitad de la población inicial, la mitad con menor LOLH. Posteriormente, se toman los elementos que sobreviven al primer filtro y se ordenan de menor a mayor de acuerdo al costo financiero de cada combinación (P) con el fin de buscar los elementos de menor costo y a su vez de menor LOLH (por el filtrado anterior). Así, el segundo filtro consiste en dejar los 20 mejores elementos de acuerdo al menor precio. Para terminar se toman los elementos sobrevivientes a los dos filtrados anteriores y se ordenan de menor a mayor de acuerdo al porcentaje de inviabilidad (V). Esto busca encontrar los elementos de la población de menor LOLH, costo y porcentaje de inviabilidad. Así se seleccionan los 10 mejores elementos los cuales pasan al proceso de selección de padres, apareamiento y proceden a ser los progenitores de la siguiente generación. Al tener nuevamente completa la población, esta será la población inicial de la siguiente generación. Antes de esto se debe pasar por el proceso de mutación, del cual se debe excluir al óptimo parcial de la generación. Para seleccionar el óptimo se vuelve a realizar el proceso descrito anteriormente.
2. Las combinaciones HVP, PHV, PVH, VHP, VPH siguen la misma metodología expresada en el numeral uno. La diferencia entre ellos radica en las variables que se utilizan en cada filtro. Así el primer filtro corresponde al realizado con la variable de la primera letra de la combinación y así sucesivamente. La idea de realizar estas combinaciones es evaluar cómo el peso que se le da a cada variable puede influir en la selección de las respuestas óptimas por parte del algoritmo genético. Se entiende que la variable de mayor peso es la variable con la que se realiza el tercer filtro y la de menor peso es con la que se realiza el primer proceso de filtrado.
3. SP – P: Esta metodología es diferente a la presentada en los numerales 1 y 2. Se crea un nuevo parámetro (S) que es la suma de los dos porcentajes (H y V). Este indicador no representa físicamente nada, aun así, se implementa debido a que se cree que será una buena forma de que la realimentación del algoritmo genético haga tender estos dos porcentajes a cero. Por lo tanto, se tiene la población inicial y se ordena de menor a mayor de acuerdo al parámetro “S”. Posteriormente se realiza un filtrado y se dejan los 20 elementos de la población inicial (60) que menor parámetro S tengan. Los elementos sobrevivientes se ordenan de menor a mayor precio y se realiza un nuevo filtro dejando sólo los 10 mejores elementos, los cuales pasan al proceso de selección de padres, apareamiento y proceden a ser los progenitores de la siguiente generación. Antes de terminar la generación se pasa por un proceso de mutación y se obtiene la que será la población inicial de la siguiente generación. Se debe seleccionar la respuesta óptima

parcial de cada generación para excluirla del proceso de mutación. Por lo tanto antes de realizar la mutación se ordena de menor a mayor precio (P) y se selecciona la de menor precio como óptimo parcial.

4. SP – S: Para estos parámetros se utiliza la metodología descrita en el numeral 3. La diferencia radica en que antes del proceso de mutación se selecciona el óptimo parcial de la generación ordenando la población de menor a mayor de acuerdo a la suma de los porcentajes (S).

Cada algoritmo genético se corrió por 120 generaciones, equivalente en tiempo entre 6 y 7 horas aproximadamente. A continuación en la Tabla 7.4 se muestran los resultados obtenidos (el óptimo de las 120 generaciones) en términos de tiempo de ejecución y cantidad de respuestas que cumplen con los requisitos necesarios para considerarse una respuesta válida (respuestas aceptables).

En la Tabla 7.4 se muestran en azul los resultados de los algoritmos cuyo desempeño es el esperado (presentan tendencia evolutiva), es decir, que a medida que avanzan las iteraciones disminuye el precio cumpliendo con los requisitos de calidad y viabilidad. En rojo se muestran los resultados de los algoritmos de peor desempeño. Éstos no cumplen en ninguna de las 120 iteraciones los requisitos necesarios, por lo tanto a pesar de presentar los menores costos, no son resultados válidos para el problema de optimización planteado. Los demás resultados corresponden a los algoritmos que encuentran respuestas válidas pero que no tienen tendencia evolutiva, es decir, no encuentran el punto óptimo a través de un proceso de mejora continua sino de forma esporádica en algún punto de la búsqueda, por lo tanto la respuesta más barata no corresponde a la respuesta de la última de generación.

Tabla 7.4. Resultados de las metodologías para la evaluación del costo de los cromosomas del algoritmo genético.

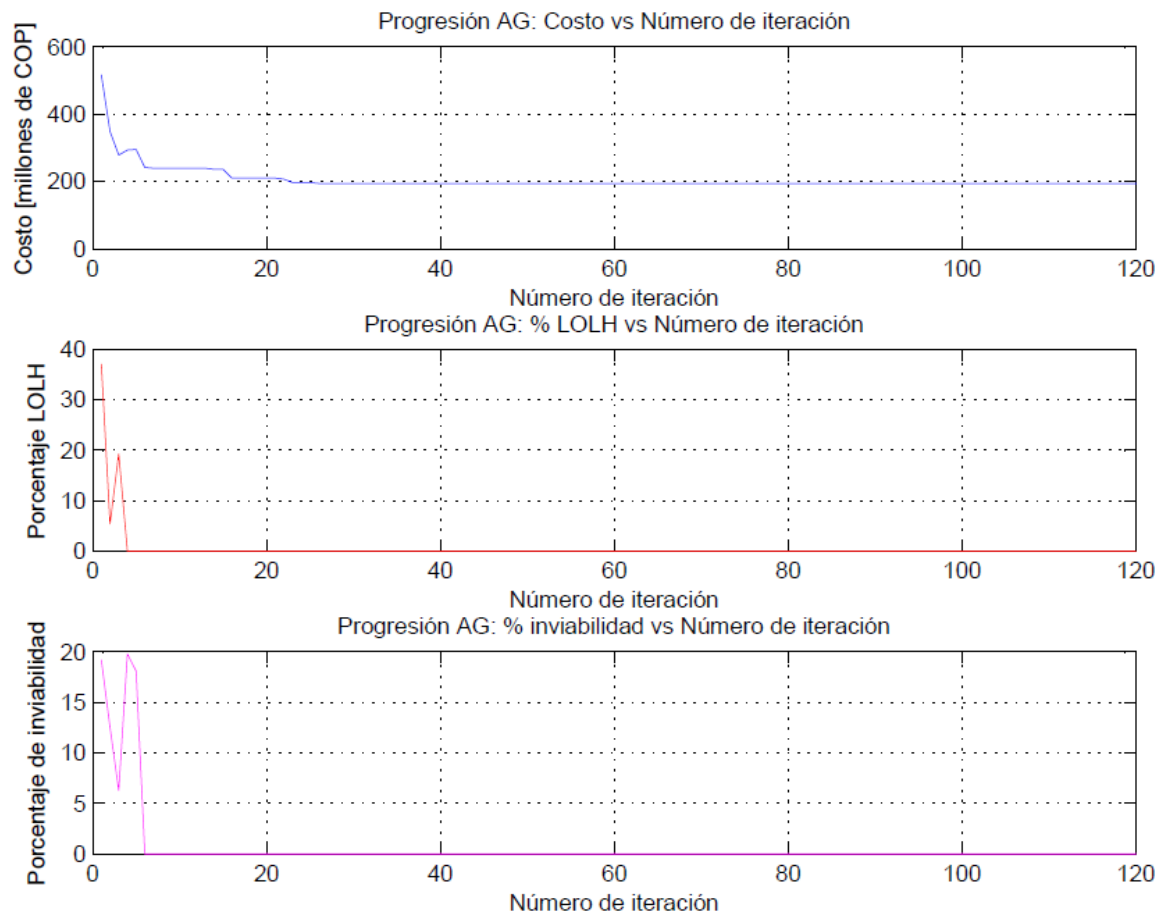
Tipo de programa	# de iteraciones	Tiempo [min]	Respuestas aceptables	Última generación			Respuesta más barata		
				Costo [Millones COP]	% LOLH	% Inviabilidad	Costo [Millones COP]	% LOLH	% Inviabilidad
HPV	120	348.6	115	193.8	0	0	193.8	0	0
HVP	120	365.5	0	173.51	0	22.59	134.66	0	100
PHV	120	440.9	15	217.5	0	0	188.75	4.25	0
PVH	120	363.0	93	206.04	0	0	186.59	0	0
VHP	120	355.9	0	158.57	48.36	0	133.42	60.3	12.5
VPH	120	366.5	13	222.85	0.78	0	196.44	0	0
SP – S	120	420.1	114	196.83	0	0	196.83	0	0
SP – P	120	363.2	0	156.01	52.76	6.25	118.57	53.1	100

El proceso de selección de la mejor metodología se realizó de acuerdo al comportamiento de los tres parámetros fundamentales del problema (costo, LOLH y viabilidad) durante el transcurso de las 120 generaciones.

Los resultados con las diferentes metodologías se analizan con mayor detalle a continuación:

- **Metodología HPV**

*Figura 7.1. Resultados: Progresión del algoritmo genético utilizando la metodología HPV.*



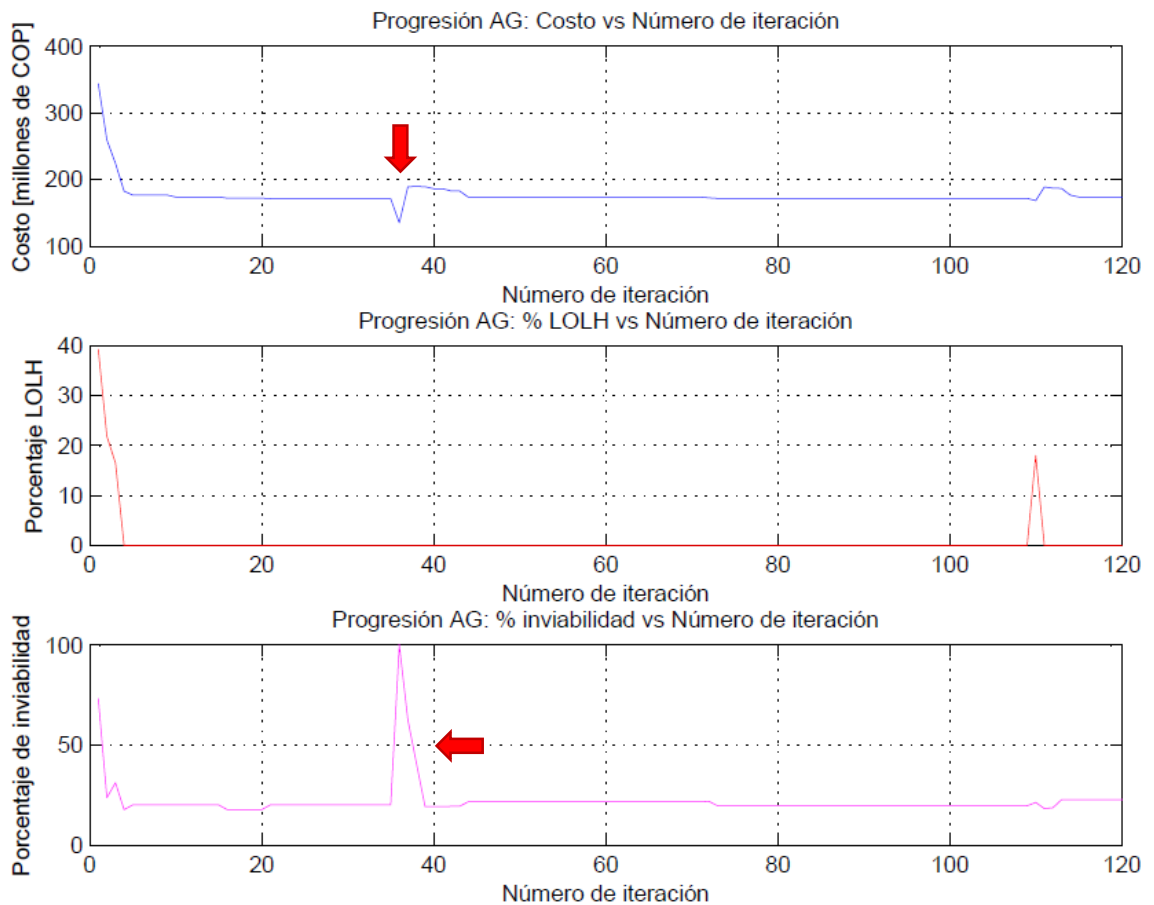
La metodología HPV es sin duda alguna una de las mejores. En la Figura 7.1 se observa una tendencia evolutiva en cada uno de los parámetros tenidos en cuenta (costo, LOLH, viabilidad). Se considera una metodología exitosa dado que el 95.8% de las respuestas

óptimas parciales obtenidas cumplen con los requisitos especificados y por lo tanto se consideran respuestas válidas al problema de optimización. Se observa tendencia descendente en el costo del sistema, es decir, el costo decrece a lo largo de las generaciones encontrando un punto estable sin presentar picos de crecimiento abrupto en ningún momento. A su vez, los porcentajes de inviabilidad y horas de servicio no atendido una vez cumplen los requisitos definidos no vuelven a salir de los rangos permitidos.

El tiempo requerido por iteración es de 2.9 minutos aproximadamente.

- **Metodología HVP**

Figura 7.2. Resultados: Progresión del algoritmo genético utilizando la metodología HVP.



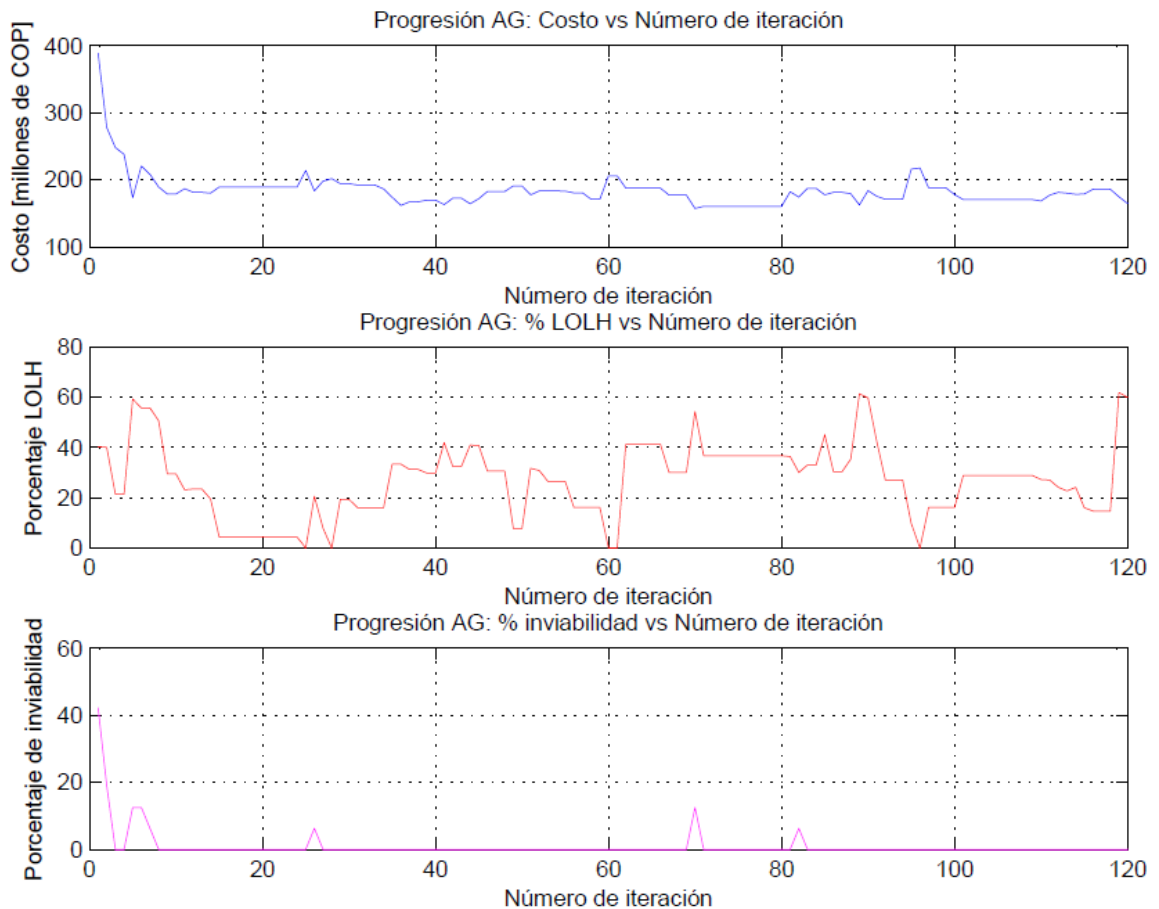
La metodología HVP no muestra buenos resultados a la hora de resolver el problema de optimización planteado. En la Figura 7.2 se observa que no se obtiene ninguna respuesta válida desde el punto de inviabilidad del sistema (nunca es 0%). Además, es una

metodología que no muestra resultados evolutivos. Observe que tanto el costo financiero, el porcentaje de horas de servicio no atendido y la inviabilidad no tienen una tendencia decreciente definida. No se logra empalmar simultáneamente la mejora de las variables necesarias, en la Figura 7.2 se señala un punto en el cual el costo del sistema baja, trayendo como consecuencia el crecimiento de inviabilidad del sistema. Observe que esto ocurre también de forma recíproca.

No se considera una metodología útil para la solución del problema de optimización.

- **Metodología PHV**

Figura 7.3. Resultados: Progresión del algoritmo genético utilizando la metodología PHV.



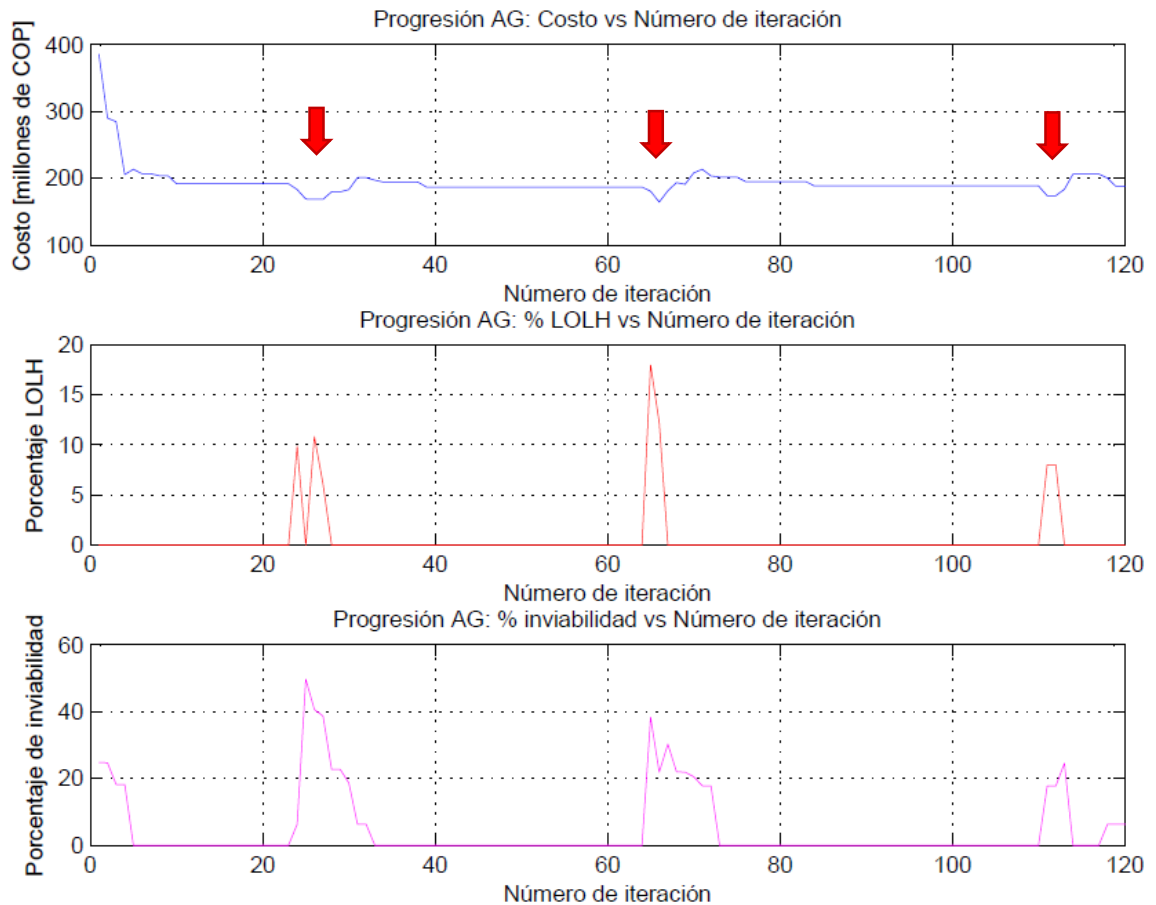
A pesar de que con esta metodología se obtienen 15 respuestas válidas, en la Figura 7.3 se puede observar la no uniformidad de los parámetros en el transcurso de las iteraciones. Los resultados obtenidos para el parámetro de calidad LOLH son muy volátiles y no presentan

ninguna tendencia clara. Aunque se encuentran valores de LOLH menores al 5%, el algoritmo no es capaz de mantener el parámetro en este rango dificultando una convergencia hacia un punto óptimo, lo cual también se ve reflejado en el porcentaje de inviabilidad y el costo. Se considera una metodología pobre para la solución del problema debido a que de las 120 iteraciones sólo el 12.5% son respuestas que se consideran válidas.

Esta metodología presentó el tiempo de iteración más largo, con 3.66 minutos por iteración.

- **Metodología PVH**

Figura 7.4. Resultados: Progresión del algoritmo genético utilizando la metodología PVH.



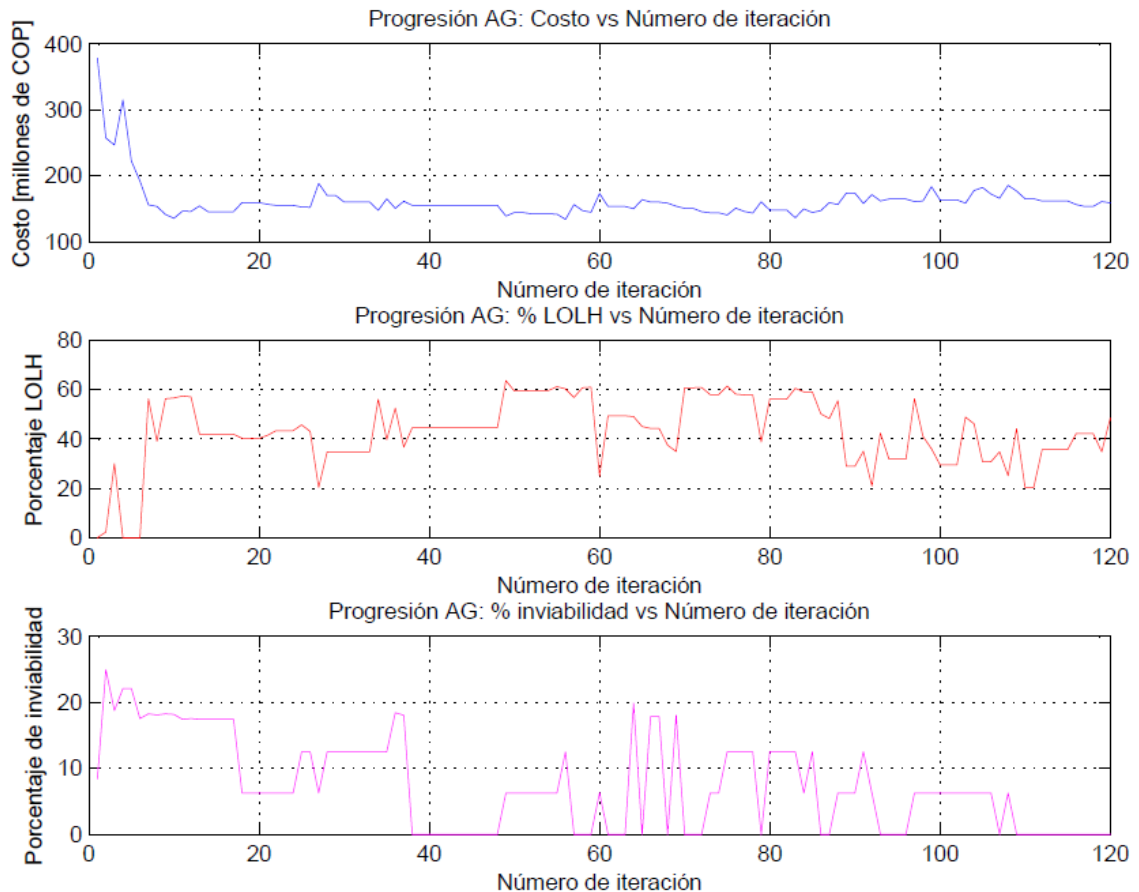
La metodología PVH es la que encuentra un costo financiero más bajo para una respuesta válida, aun así, ésta no corresponde a la respuesta obtenida en la última generación lo que significa que el algoritmo no presenta tendencia evolutiva y puede perder el óptimo parcial

encontrado en iteraciones posteriores, lo cual le quita potencial y lo caracteriza con un tinte de aleatoriedad. Lo descrito anteriormente se puede apreciar en la Figura 7.4, cada vez que el costo del sistema disminuye, aumenta simultáneamente el porcentaje de inviabilidad y de horas de servicio no atendido. Aunque con esta metodología se obtuvo una respuesta válida en el 77.5% de las iteraciones, su comportamiento no es continuo, es decir, las respuestas válidas se encuentran en intervalos a lo largo de todo el conjunto total de iteraciones y no como un único grupo de respuestas que se mantiene después de pasar el umbral de los parámetros deseados.

Se considera que no es viable la implementación de esta metodología para un número mayor de iteraciones dado que por su comportamiento no se puede garantizar la obtención de una mejor solución.

- **Metodología VHP**

Figura 7.5. Resultados: Progresión del algoritmo genético utilizando la metodología VHP.

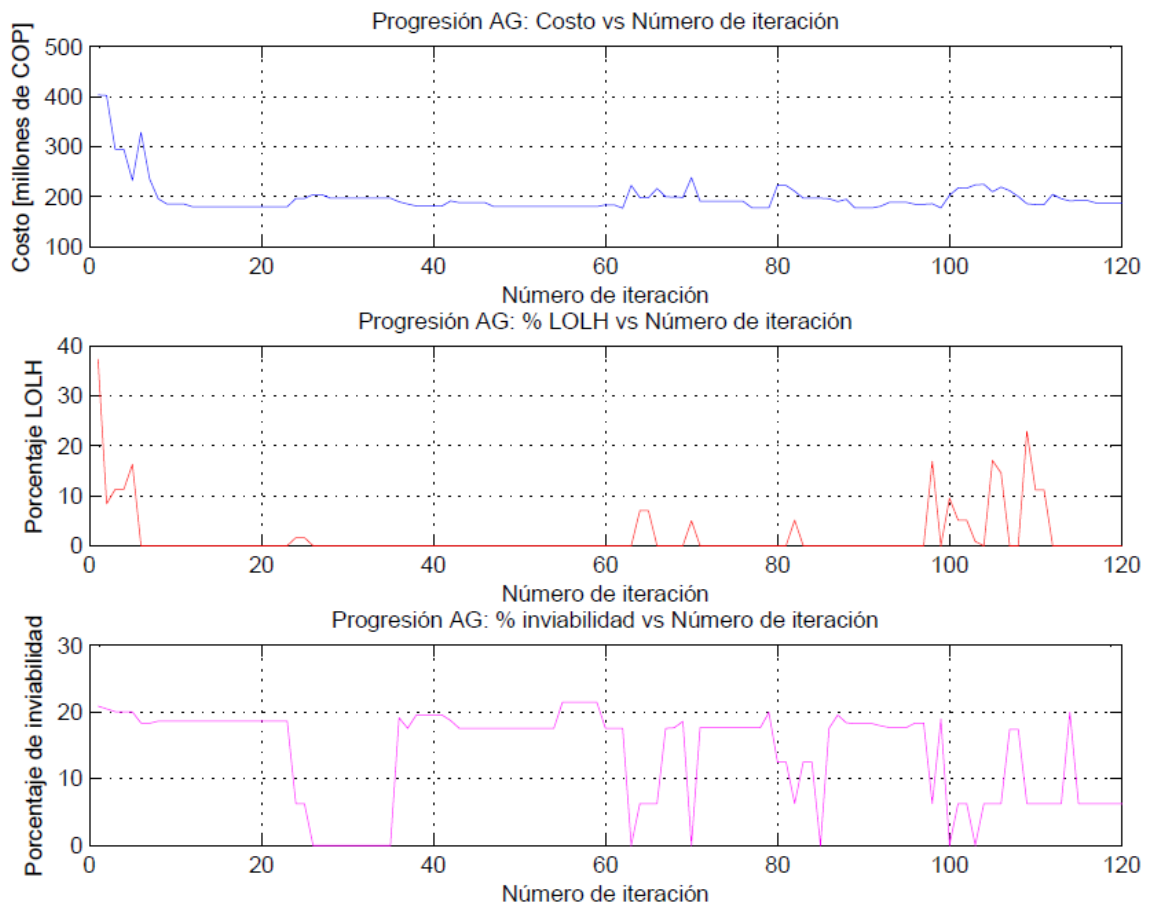


La metodología VPH muestra los peores resultados para la solución del problema de optimización planteado. No se encuentra tendencia alguna en la evolución de los parámetros mostrados en la Figura 7.5.

En las 120 iteraciones no se encuentra ninguna respuesta que cumpla los parámetros necesarios para considerarse una respuesta válida. Se observa un alto grado de volatilidad en los parámetros de calidad y viabilidad, lo cual hace la implementación de esta metodología inviable. A pesar de que el comportamiento del costo financiero es el más estable, se observa que entre las iteraciones 80 y 110 existe una leve tendencia creciente, lo cual no es lo que se busca para la solución del problema planeado.

- **Metodología VPH**

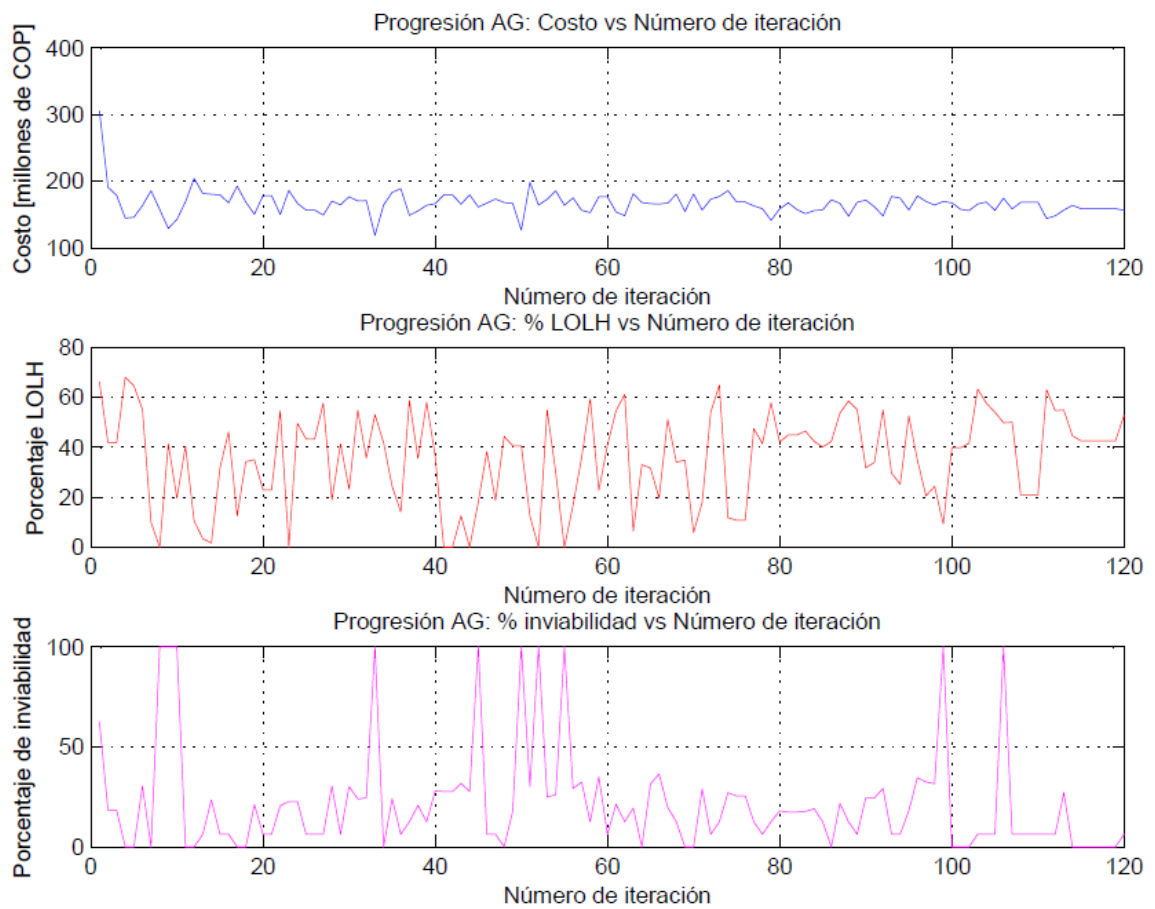
Figura 7.6. Resultados: Progresión del algoritmo genético utilizando la metodología VPH.



A pesar de que con esta metodología se encuentran respuestas válidas para el problema de optimización, sólo el 10.8% de los óptimos parciales de las iteraciones cumplen los requisitos. No se observa tendencia evolutiva en el desarrollo de la solución. En los tres parámetros mostrados en la Figura 7.6 se observa que a pesar de que los parámetros entran en ciertos puntos a los rangos deseados, la metodología no logra mantenerlos allí y debe comenzar nuevamente la búsqueda de respuestas válidas.

- **Metodología SP – P**

Figura 7.7. Resultados: Progresión del algoritmo genético utilizando la metodología SP – P.

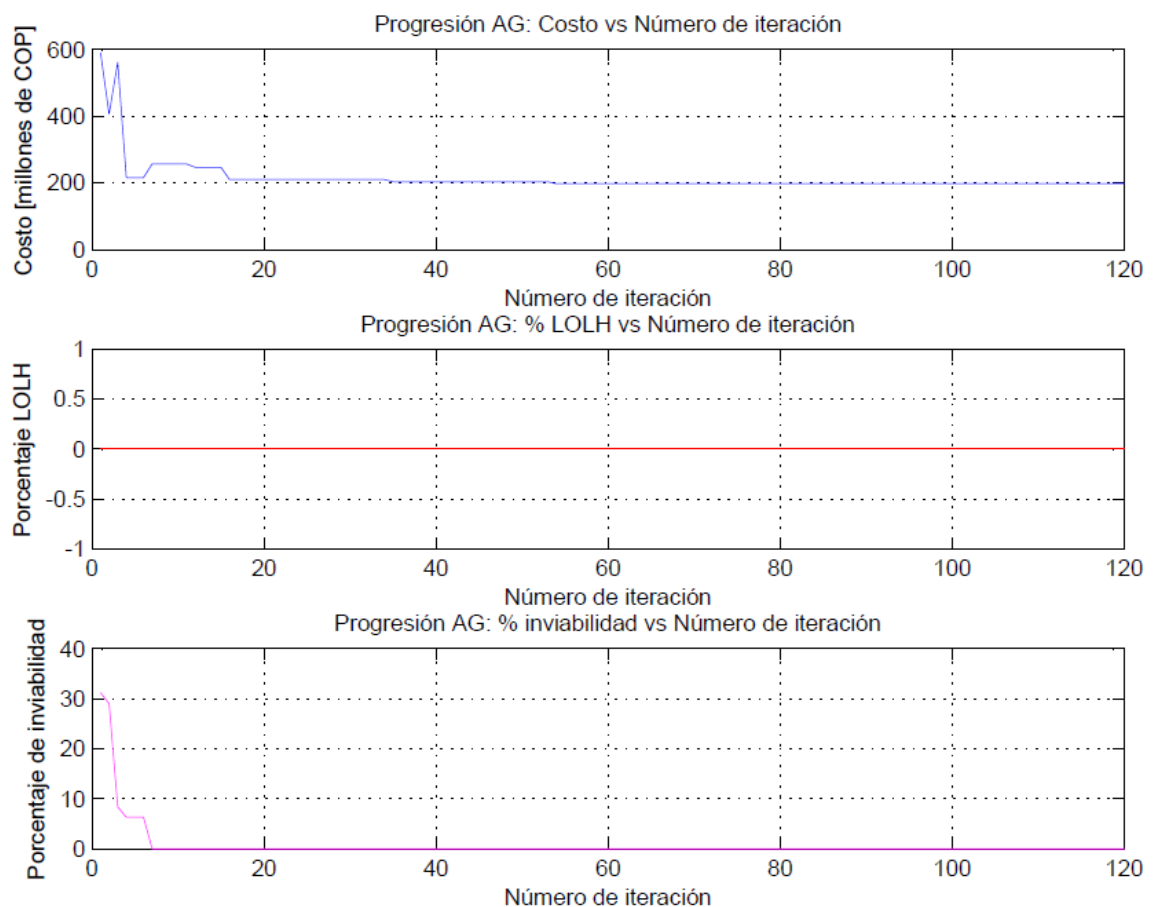


La metodología SP – P muestra los peores resultados en términos de calidad y viabilidad. En la Figura 7.7 se aprecia que el porcentaje de inviabilidad alcanza en repetidas ocasiones el 100%. Además, el porcentaje de horas de servicio no atendido tiene en promedio un 40%.

Lo anterior muestra que esta metodología fracasa a la hora de encaminar la solución hacia la convergencia de un punto óptimo. En 120 iteraciones se logra un 0% de respuestas válidas. En general, las metodologías que dan mayor peso al parámetro del costo financiero afectan gravemente los parámetros de inviabilidad y calidad, haciendo muy difícil la obtención de respuestas útiles. Esto se puede sustentar en el hecho de que un sistema muy barato tiene implícito un menor número de componentes lo que hace el sistema no sea viable de implementar o tenga grandes falencias para cubrir la demanda energética en el tiempo requerido. Por lo anterior esta metodología será descartada para la solución del problema de optimización.

- **Metodología SP – S**

Figura 7.8. Resultados: Progresión del algoritmo genético utilizando la metodología SP – S.



La metodología SP – S es una de las que muestra mejor desempeño. En la Figura 7.8 se observa la tendencia evolutiva que se esperaba del algoritmo genético, esto se ve reflejado en el decrecimiento del costo financiero con el correr de las iteraciones y el hecho de que los porcentajes de viabilidad y calidad no se salen de los rangos necesarios después de alcanzar estos valores.

Con esta metodología se alcanzó un porcentaje de 95% de respuestas válidas en 120 iteraciones con un tiempo de 3.5 minutos por iteración.

A pesar de su gran desempeño en términos de tendencia evolutiva y porcentaje de respuestas válidas encontradas, la respuesta óptima encontrada con esta metodología es la más costosa desde el punto de vista financiero siendo tres millones de pesos más cara que la metodología HPV, la cual es la otra metodología que mostró resultados evolutivos.

- **Selección de la metodología a utilizar**

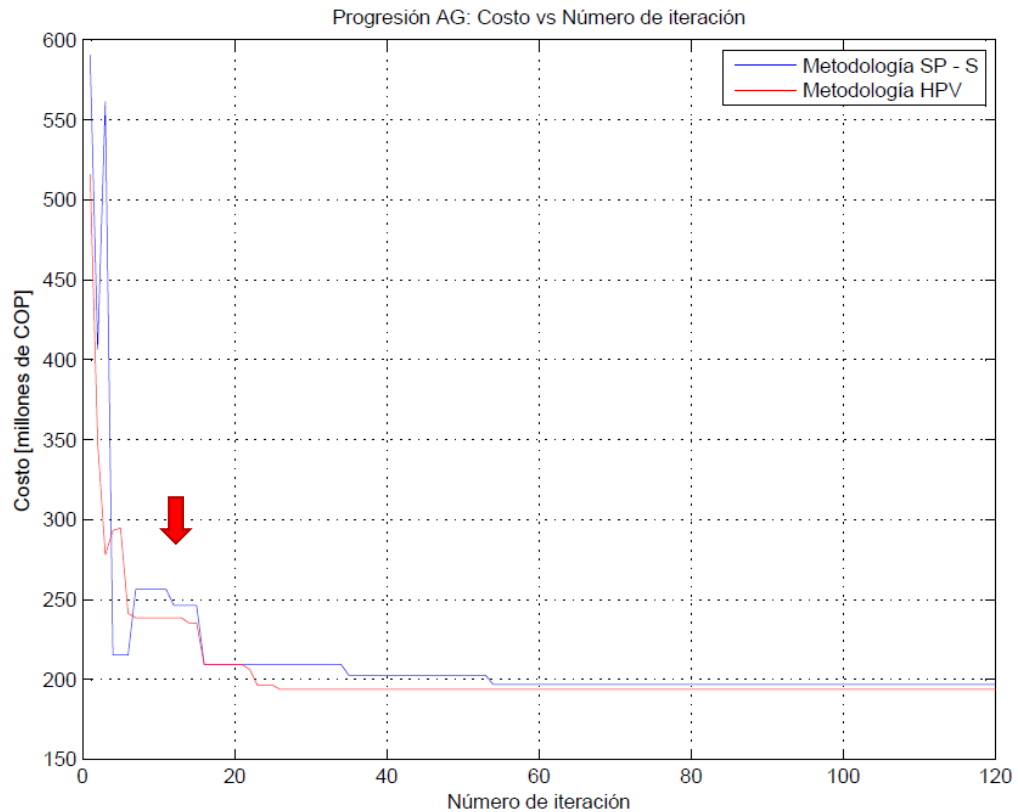
Las metodologías HPV y SP – S son las de mejor desempeño en la evaluación del algoritmo genético. Lo anterior se define debido al comportamiento evolutivo de las mismas y la mejora continua en sus respuestas con el correr de las iteraciones. Además, son las metodologías que logran mayor cantidad de respuestas válidas en 120 iteraciones, lo cual se considera de vital importancia ya que esto garantiza que el algoritmo genético no perderá tiempo evaluando respuestas que no son válidas de acuerdo a los requisitos definidos.

Los resultados en términos de cumplimiento de parámetros de calidad e inviabilidad en ambas metodologías es muy similar al igual que el porcentaje de respuestas válidas encontradas, sin embargo, se realizó un análisis en términos de costo financiero para la determinación de la metodología a utilizar. En la Figura 7.9. se observa que la curva correspondiente a la metodología HPV tiene una mejor tendencia que la obtenida con la metodología SP – S, la curva correspondiente a la metodología SP –S presenta un crecimiento pronunciado después de un punto de bajo costo al durante las primeras iteraciones.

Por otra parte, la respuesta óptima final obtenida con la metodología HPV cuesta tres millones de pesos menos que la obtenida con la metodología SP –S, lo que le da mejor posicionamiento como estrategia de solución del problema de optimización por algoritmos genéticos.

Con base en los argumentos expuestos anteriormente y a pesar de que la metodología HPV es superior a la SP – S, se utilizaron las dos para la evaluación del problema de optimización en un número mayor de generaciones, con el objetivo de garantizar una comparación más exhaustiva en los métodos de solución.

Figura 7.9. Comparación de resultados de las metodologías HPV y SP – S en términos del costo financiero.



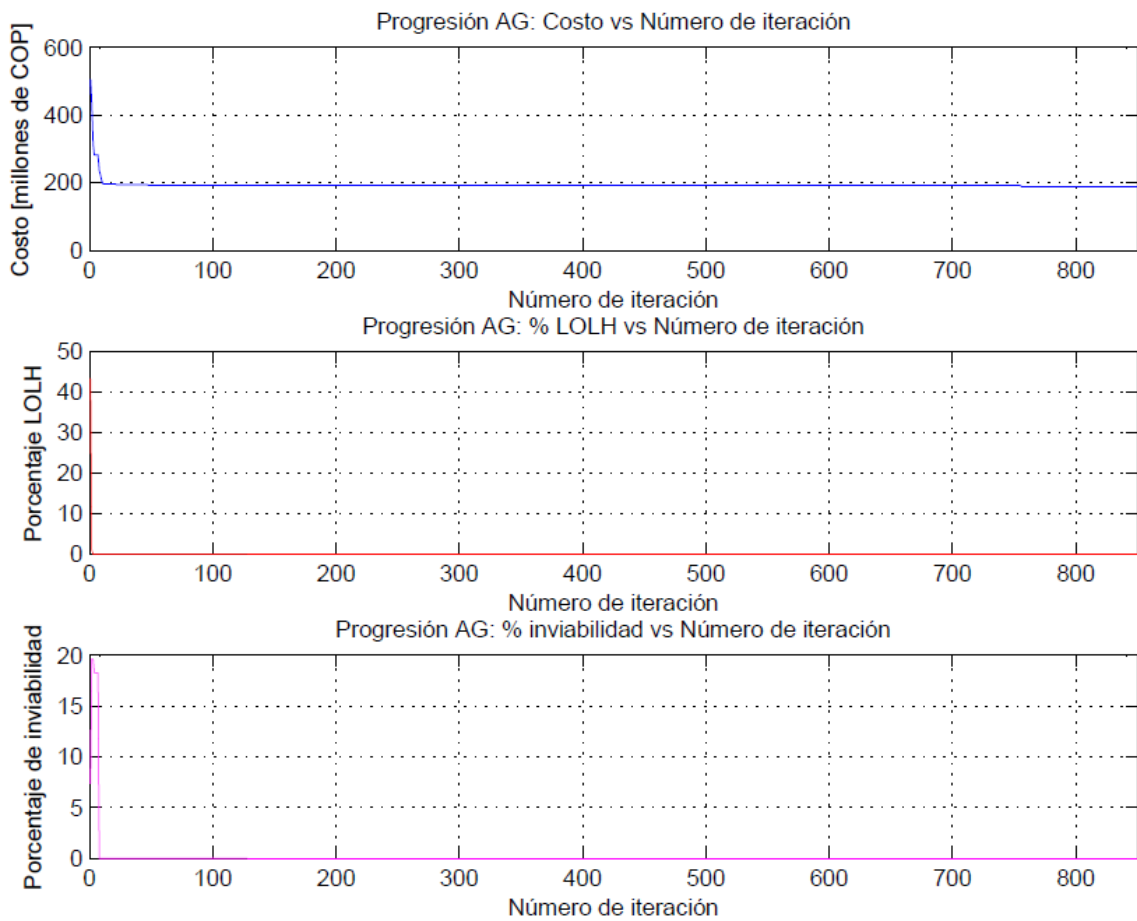
### 6.3. COMPARACIÓN DE RESULTADOS: FUERZA BRUTA VS ALGORITMO GENÉTICO

En esta sección se compara el desempeño de las metodologías empleadas en la solución del problema.

- **Resultados algoritmo genético HPV y SP – S**

Dado el análisis anterior se procedió a solucionar el problema de optimización utilizando el algoritmo genético basado en las metodologías HPV y SP – S. El programa se ejecutó para un total de 850 generaciones, lo cual representa un número de generaciones 7 veces mayor al evaluado anteriormente. En la Figuras 7.10 y 7.11 se observa el comportamiento obtenido en cada uno de los algoritmos evaluados en términos de costo financiero, porcentaje de horas de servicio no atendido anuales (LOLH) y porcentaje de inviabilidad.

Figura 7.10. Resultados: Progresión del algoritmo genético utilizando la metodología HPV para 850 generaciones.

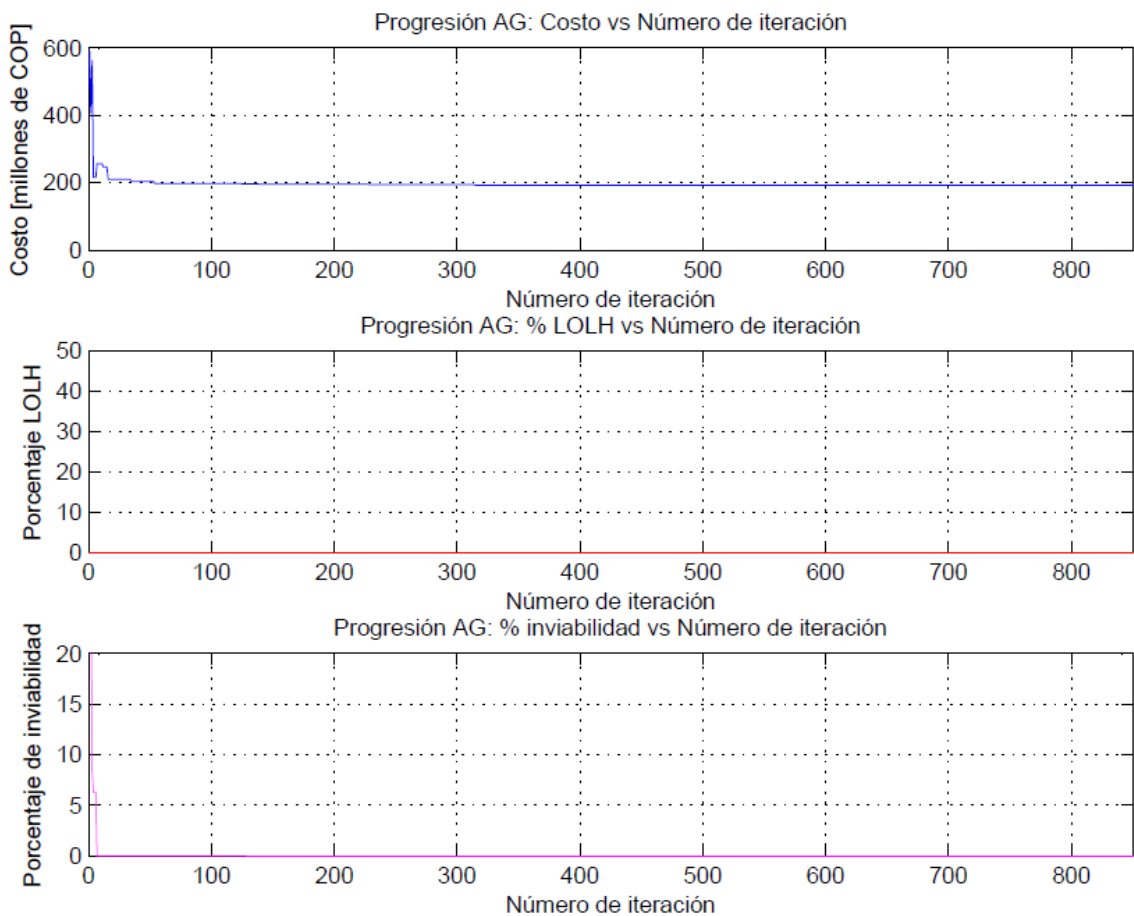


Los resultados obtenidos con la metodología HPV son de la forma esperada. De acuerdo al análisis realizado para las 120 iteraciones, se observa en la Figura 7.10 que la metodología mantiene la tendencia a disminuir el costo cumpliendo los requisitos de viabilidad y calidad sin salirse de los rangos permitidos.

La metodología se estabiliza en un costo de 191.164.000 COP durante aproximadamente 700 generaciones. Sin embargo, en la iteración 750 logra encontrar un mejor costo financiero (188.179.000 COP). Esto permite concluir que, dada la tendencia, el algoritmo genético implementado con esta metodología podrá encontrar un mejor costo con un número mayor de iteraciones.

En la Figura 7.11 se puede apreciar un comportamiento similar para el algoritmo SP – S. El precio tiende a disminuir a lo largo de las iteraciones manteniendo los porcentajes de calidad y viabilidad. El costo de la respuesta óptima es encontrado en la iteración 315 siendo de 194.164.00 COP, este valor se mantiene a lo largo de las generaciones, pero a diferencia del algoritmo HPV, no es mejorado al final de las 850 iteraciones. Aun así, es probable que con un número mayor de generaciones se encuentre un costo financiero menor.

Figura 7.11. Resultados: Progresión del algoritmo genético utilizando la metodología SP – S para 850 generaciones.



Los resultados para las metodologías en términos de tipos de tecnologías y cantidades de las respuestas óptimas obtenidas se muestran en la Tabla 7.5. Adicionalmente, se incluyen los tiempos de iteración, el costo financiero y la energía generada anual discriminando las fuentes de generación.

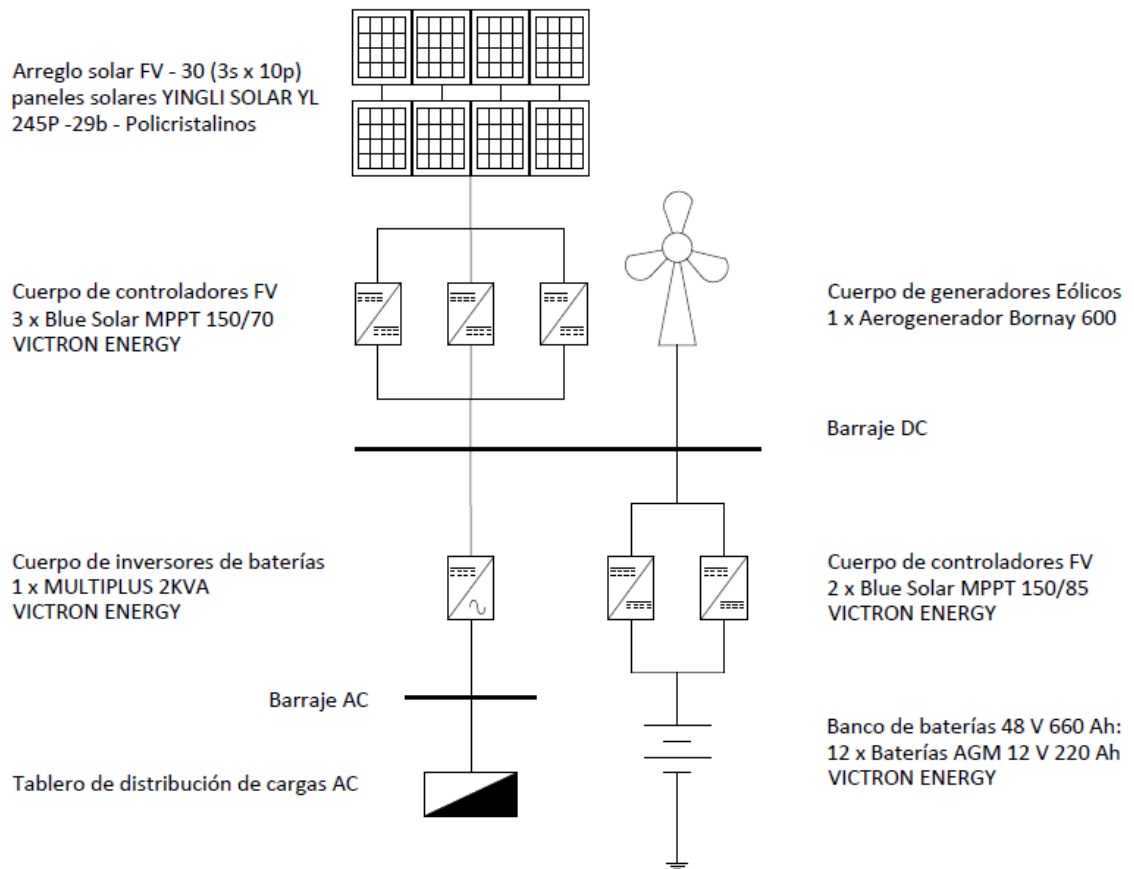
En las Figuras 7.12 y 7.13 se muestran los resultados en forma de diagrama unifilar. En ellas se pueden visualizar los diferentes tipos de tecnologías utilizados, así como la distribución de la micro-red.

Tabla 7.5. Resultados - Algoritmo genético utilizando las metodologías HPV y SP – S para 850 generaciones.

N.	Elemento	Metodología HPV	Metodología SP – S
1.	Tiempo total [min]	3 160,4	2 975,5
2.	Número de iteraciones	850	850
3.	Tiempo por iteración [min]	3,718	3,500
4.	Costo de respuesta óptima [COP]	188.179.000	191.164.000
5.	Número de paneles	30	30
6.	Número de controladores FV	3	3
7.	Número de turbinas eólicas	1	1
8.	Número de controladores generales	2	3
9.	Número de baterías	12	12
10.	Número de inversores DC/AC	1	1
11.	¿Hay generación con biomasa?	NO	NO
12.	Tipo de panel Solar	Tipo 2	Tipo 2
13.	Tipo de controlador FV	Tipo 2	Tipo 2
14.	Tipo de turbina eólica	Tipo 2	Tipo 2
15.	Tipo de controlador general	Tipo 1	Tipo 2
16.	Tipo de batería	Tipo 1	Tipo 1
17.	Tipo de inversor DC/AC	Tipo 2	Tipo 2
18.	Tipo de biomasa	Tipo 1	Tipo 1
19.	Energía FV total generada [MWh/año]	13,7953	13,7953
20.	Energía eólica total generada [kWh/año]	31,7324	31,7324
21.	Energía total generada con renovables [MWh/año]	13,827	13,827

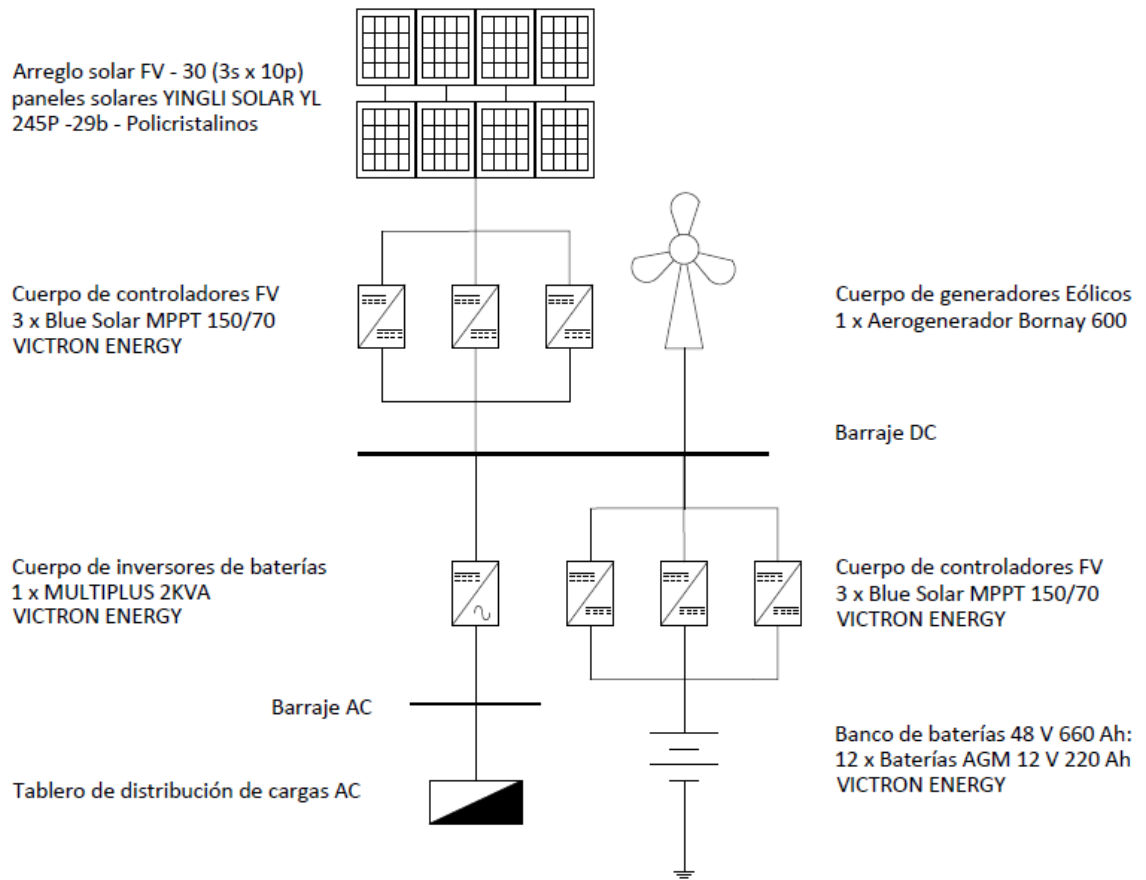
Para el sistema de la Figura 7.12 un análisis rápido permite observar que el sistema óptimo obtenido puede ser simplificado un poco más con el fin de reducir su costo financiero. En el sistema se utilizan 3 controladores de carga fotovoltaicos, cada uno tiene capacidad de 4 kW dando un total de 12 kW. Por otro lado, los 30 paneles solares tienen una potencia pico de  $245 \text{ W} \times 30 = 7350 \text{ W}$ , por lo tanto con dos controladores en paralelo basta para esta configuración. Lo anterior hace que se reduzca tanto el costo de instalación como el de mantenimiento y reinversión. Para este caso reduciendo el número de controladores fotovoltaicos a 2, el costo del sistema se reduce a: 181.194.000 COP.

Figura 7.12. Diagrama unifilar - Sistema óptimo obtenido con la técnica algoritmos genéticos utilizando la metodología HPV.



De la misma manera, realizar un análisis rápido al sistema de la Figura 7.13 permite observar que el sistema óptimo obtenido puede ser simplificado un poco más con el fin de reducir su costo financiero. En este caso también se utilizan 3 controladores de carga fotovoltaicos. Cada uno tiene capacidad de 4 kW dando un total de 12 kW. Los 30 paneles solares tienen una potencia pico de  $245 \text{ W} \times 30 = 7350 \text{ W}$ , por lo tanto con dos controladores en paralelo basta para esta configuración. También es importante resaltar que la potencia pico en energías renovables (eólica y fotovoltaica) es de 7950 W, el sistema propone tres controladores de carga generales, cada uno de 4 kW, por lo tanto es fácil determinar que con dos controladores de carga generales en paralelo es suficiente para la configuración. Disminuyendo el número de componentes como es mencionado, se logra una reducción del costo financiero del sistema a: 183.194.000 COP.

Figura 7.13. Diagrama unifilar - Sistema óptimo obtenido con la técnica Algoritmos genéticos utilizando la metodología SP – S.



- **Resultados fuerza bruta**

- **Básico (sin dimensionamiento):** Con el método de búsqueda por fuerza bruta básico no se obtuvo una solución óptima. Lo anterior debido a los grandes tiempos requeridos en la solución del problema. Estos tiempos están contemplados en la Tabla 7.2.
- **Con dimensionamiento:** La búsqueda por fuerza bruta que se realizó utilizando un dimensionamiento de la cantidad de componentes arrojó los resultados mostrados en la Tabla 7.6.

Tabla 7.6. Resultados utilizando el método de búsqueda por fuerza bruta con dimensionamiento.

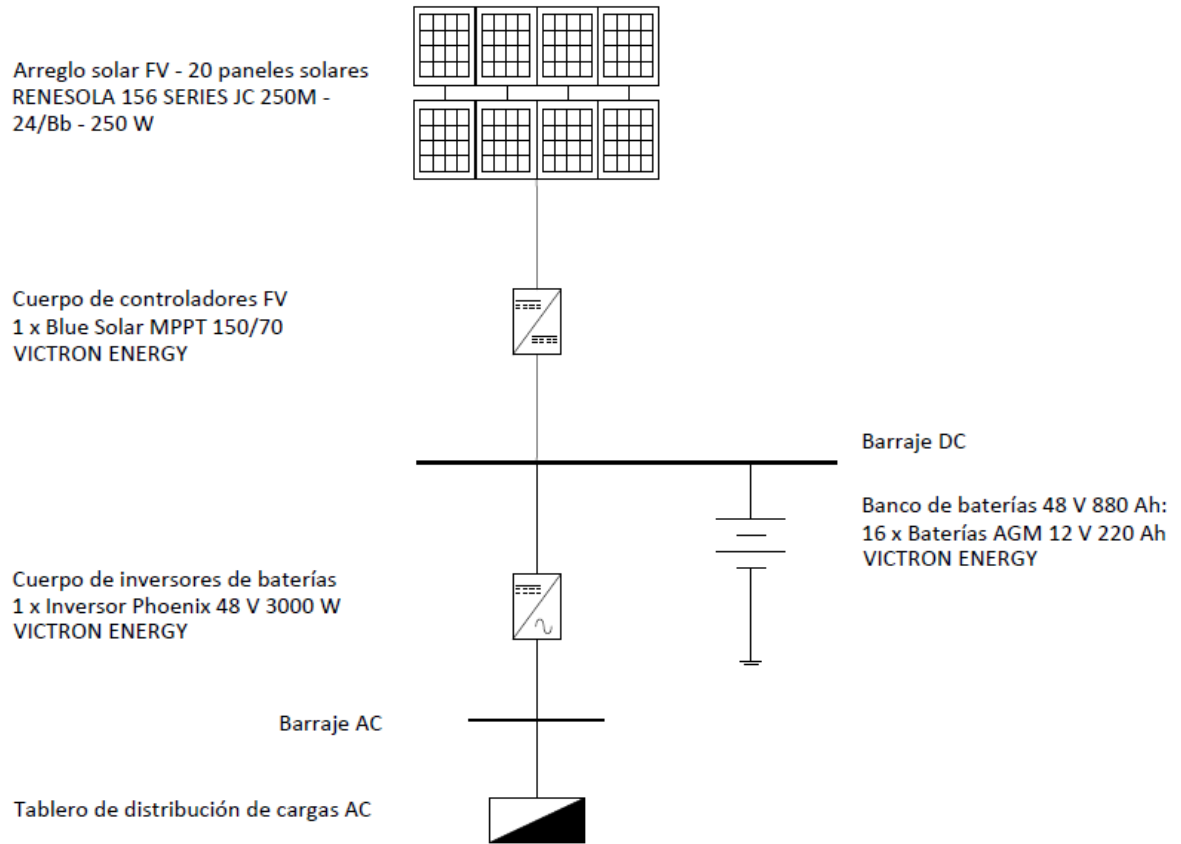
<b>N.</b>	<b>Elemento</b>	<b>Cantidad</b>
1.	Generación por energía solar	100 %
2.	Generación por energía eólica	0 %
3.	Generación por biomasa	0 %
4.	Cantidad de paneles solares	20
5.	Cantidad de controladores fotovoltaicos	1
6.	Cantidad de generadores eólicos	0
7.	Cantidad de controladores de carga generales	0
8.	Cantidad de baterías	16
9.	Cantidad de inversores	1
10.	Cantidad de plantas de biomasa (GE)	0
11.	Tipo de panel solar	4
12.	Tipo de controlador fotovoltaico	2
13.	Tipo de generador eólico	3
14.	Tipo de controlador general	2
15.	Tipo de batería	1
16.	Tipo de inversor	1
17.	Tipo de planta de biomasa (GE)	1
18.	<b>Tiempo de ejecución [s]</b>	<b>244,5</b>
19.	<b>Porcentaje horas de servicio no atendido LOLH (anuales)</b>	<b>33,37 %</b>
20.	<b>Costo respuesta más barata [COP]</b>	<b>141.271.300</b>

Los resultados contemplados anteriormente corresponden a un sistema aproximado. El proceso de dimensionamiento se llevó a cabo utilizando curvas de radiación, temperatura ambiente y velocidad de viento típicas para un día, las cuales corresponden a los promedios de los datos anuales. Por lo anterior el proceso de dimensionamiento se realiza de tal forma que garantiza un porcentaje de horas de servicio no atendido de 0% para el día tipo. En este caso se asume que todos los días tienen el mismo comportamiento y que el sistema funciona correctamente. El diagrama unifilar del sistema obtenido se muestra en la Figura 7.14, en él se podrán observar los diferentes equipos seleccionados.

Un análisis posterior consistió en calcular el porcentaje de horas de servicio no atendido anuales con los datos reales de radiación, velocidad de viento y temperatura ambiente, de los cuales se obtuvieron los promedios para el proceso de dimensionamiento. Para lo anterior se evaluó la gestión del sistema con los componentes obtenidos. Se encontró que el porcentaje de horas de servicio no atendido LOLH anuales es del 33,37% como se muestra en la Tabla 7.6.

Teniendo en cuenta que para realizar una comparación de resultados válida con respecto a los demás algoritmos utilizados, se deben garantizar los mismos parámetros de calidad y de viabilidad.

Figura 7.14. Diagrama unifilar - Sistema óptimo obtenido a partir del método de fuerza bruta con dimensionamiento previo.



El hecho de realizar un proceso de dimensionamiento previo garantiza de entrada que el sistema cumple con el parámetro de viabilidad. Por otra parte, se observa que el sistema incumple el parámetro de calidad. El sistema debe cumplir un LOLH anual  $< 5\%$  lo cual no se cumple ya que este sistema tiene un LOLH anual del  $33,7\%$ . Para resolver este percance se procedió a utilizar un factor de seguridad que permita obtener un sobredimensionamiento que, a la hora de evaluar el sistema con los datos reales permita obtener un sistema que cumpla con el parámetro LOLH anual.

La metodología utilizada se describe a continuación:

- Se multiplica la curva de demanda por un factor de seguridad.
- Se encuentra la combinación óptima utilizando el método de búsqueda por fuerza bruta con proceso de dimensionamiento previo.
- Se evalúa el LOLH para los datos reales anuales.

- Se verifica si el LOLH obtenido cumple los requisitos necesarios. Si el parámetro cumple los requisitos se evalúa nuevamente con un factor de seguridad más pequeño. Si por otro lado, el parámetro no cumple se realizará nuevamente el procedimiento hasta obtener el factor de seguridad adecuado.

Los resultados se muestran en la Tabla 7.7.

Tabla 7.7. Resultados - Búsqueda de factor de seguridad para cumplimiento de LOLH anual.

#	FS	LOLH anual
1.	1,30	0,00 %
2.	1,15	5,95 %
3.	1,20	4,63%
4.	1,25	0,00%

Los resultados muestran que un factor de seguridad de 1,20 hace que el sistema cumpla con los requisitos de calidad necesarios. Por otro lado si se utiliza 1,25 se obtiene un sistema perfecto para el año en cuestión con un LOLH de 0%. Este resultado se obtiene debido a que la solución con la técnica de algoritmos genéticos tiene un LOLH de 0%, por lo tanto comprar estos resultados garantizará igualdad de condiciones.

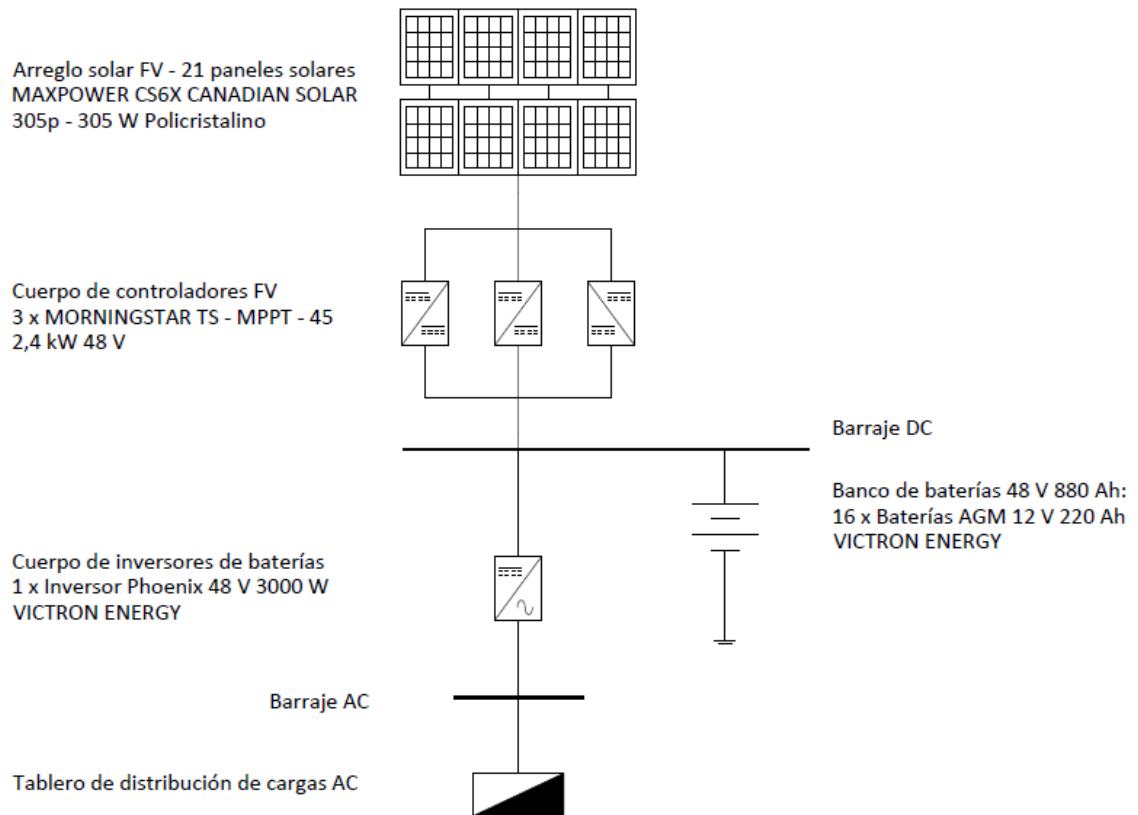
Los resultados obtenidos con el método de búsqueda de fuerza bruta dimensionado utilizando un factor de seguridad de 1,25 se muestran en la Tabla 7.8. En la Figura 7.15 se muestra el diagrama unifilar de la solución óptima obtenida, allí se podrán observar los diferentes equipos utilizados.

Tabla 7.8. Resultados - Solución a partir del método de fuerza bruta dimensionado con factor de seguridad 1,25.

N.	Elemento	Cantidad
1.	Generación por energía solar	100 %
2.	Generación por energía eólica	0 %
3.	Generación por biomasa	0 %
4.	Cantidad de paneles solares	21
5.	Cantidad de controladores fotovoltaicos	3
6.	Cantidad de generadores eólicos	0
7.	Cantidad de controladores de carga generales	0
8.	Cantidad de baterías	16
9.	Cantidad de inversores	1
10.	Cantidad de plantas de biomasa (GE)	0
11.	Tipo de panel solar	1
12.	Tipo de controlador fotovoltaico	1
13.	Tipo de generador eólico	3

14.	Tipo de controlador general	2
15.	Tipo de batería	1
16.	Tipo de inversor	1
17.	Tipo de planta de biomasa (GE)	1
18.	<b>Tiempo de ejecución [s]</b>	<b>244,506</b>
19.	<b>Porcentaje de servicio no atendido LOLH</b>	<b>0 %</b>
20.	<b>Factor de seguridad</b>	<b>1,25</b>
21.	<b>Energía total generada [MWh/h]</b>	<b>12,1864</b>
22.	<b>Costo respuesta más barata [COP]</b>	<b>160.212.200</b>

Figura 7.15. Diagrama unifilar - Solución óptima obtenida a partir del método de fuerza bruta con dimensionamiento previo y factor de seguridad 1,25.



De esta forma, es posible obtener una solución de mayor calidad. La metodología descrita no es la única que permite sobredimensionar el sistema para encontrar un sistema que cumpla los parámetros de calidad, sin embargo es una técnica directa que muestra buenos resultados una vez se encuentra el valor del factor de seguridad que se debe utilizar.

- **Comparación de resultados**

De acuerdo a los resultados obtenidos se procede a comparar las soluciones óptimas obtenidas con la técnica de búsqueda por fuerza bruta, utilizando la metodología que realiza un dimensionamiento previo con un factor de seguridad que garantice el cumplimiento del LOLH y la técnica de algoritmos genéticos utilizando la metodología HPV.

La comparación estará basada en los siguientes criterios:

- Costo: Se comparó el costo financiero de las soluciones obtenidas con las técnicas mencionadas. Los costos mostrados se calcularon utilizando una tasa de interés constante del 5% anual. El costo está relacionado con los tipos de tecnologías utilizadas y sus respectivas cantidades.
- Energía generada anual: Este parámetro permitió evaluar el grado de sobredimensionamiento del sistema.
- Tiempo de ejecución: En términos de tiempo de ejecución se comparó el desempeño del algoritmo genético con la búsqueda por fuerza bruta básica. Lo anterior se debe a que los dos problemas se plantean de la misma forma. Es importante resaltar que la técnica de búsqueda por fuerza bruta con dimensionamiento previo es una técnica alternativa implementada para tener un punto de comparación para la solución obtenida con el algoritmo genético.

Tabla 7.9. Comparación de resultados AG HPV vs fuerza bruta.

N.	Elemento	AG HPV	Fuerza bruta (dimensionado con factor de seguridad de 1,25)	Fuerza bruta (básico)
1.	Tiempo total [min]	3 160,4	4,02	12.579.840
2.	Número de iteraciones	850 (60 individuos)	108.540	377.395.200
3.	Tiempo por iteración [min]	3,718	$\cong 3,75 \times 10^{-5}$	$\cong 33,3 \times 10^{-3}$
4.	Costo de respuesta óptima [COP] (con reducción de equipos)	188.179.000 (181.194.00)	160.212.200	N/A
5.	Número de paneles	30	21	N/A
6.	Número de controladores FV	3	3	N/A
7.	Número de turbinas eólicas	1	0	N/A
8.	Número de controladores generales	2	0	N/A
9.	Número de baterías	12	16	N/A
10.	Número de inversores DC/AC	1	1	N/A
11.	¿Hay generación con biomasa?	NO	NO	N/A
12.	Tipo de panel Solar	Tipo 2	Tipo 1	N/A

<b>13.</b>	Tipo de controlador FV	Tipo 2	Tipo 1	N/A
<b>14.</b>	Tipo de turbina eólica	Tipo 2	N/A	N/A
<b>15.</b>	Tipo de controlador general	Tipo 1	N/A	N/A
<b>16.</b>	Tipo de batería	Tipo 1	Tipo 1	N/A
<b>17.</b>	Tipo de inversor DC/AC	Tipo 2	Tipo 1	N/A
<b>18.</b>	Tipo de biomasa	N/A	N/A	N/A
<b>19.</b>	Porcentaje horas de servicio no atendido LOLH (anuales)	0 %	0 %	N/A
<b>20.</b>	Energía total generada con renovables [MWh/año]	13,827	12,186	N/A

En términos de tiempo de ejecución se observa que los algoritmos de búsqueda por fuerza bruta tienen un tiempo menor por iteración con respecto al algoritmo genético. Esto se debe a las diferentes fases que tiene el algoritmo genético para encaminar su búsqueda de forma inteligente.

En términos de tiempo total de ejecución el algoritmo genético presenta ventaja con respecto a la fuerza bruta básica, debido al número de iteraciones que realiza. Lo anterior gracias a la memoria que tiene y la forma inteligente de abordar el problema. Por lo anterior, para un problema con una base de datos mayor a la utilizada, el algoritmo genético presentaría aún más ventaja.

En cuanto al tiempo de iteración con el algoritmo de fuerza bruta que realiza un dimensionamiento previo, no se comparan sus resultados debido al planteamiento de éste. El algoritmo de fuerza bruta con dimensionamiento previo evalúa una menor cantidad de datos hora a hora (1 día) a comparación de los otros dos (1 año). Además, este algoritmo no evalúa la fase de gestión energética, por lo que invierte menos tiempo en cada iteración. Éste se limita a encontrar una combinación viable de elementos y posteriormente seleccionar el más económico. La fase de gestión se evaluó de forma independiente y su tiempo no es incluido en los resultados presentados.

En términos de energía generada se observa que ambas soluciones (AG y FB con dimensionamiento previo) presentan un sobredimensionamiento. La energía generada anual es superior a la energía demandada por la unidad residencial. Este sobredimensionamiento se justifica debido a que las condiciones ambientales no son constantes en el transcurso del año. Por ejemplo, para el caso de los paneles solares, el sistema en verano puede producir más energía que la demandada (incluyendo carga y almacenamiento en baterías) con el fin de que en épocas de invierno o de poca radiación solar la demanda sea suplida dentro de los parámetros establecidos (LOLH < 5%). Dichos excesos de energía no son aprovechados por el sistema.

La solución obtenida a partir de la búsqueda por fuerza bruta con dimensionamiento y factor de seguridad genera 1,35 veces la energía demandada anual. Por otro lado, la

solución obtenida con el algoritmo genético HPV genera 1.53 la energía demandada; esta respuesta excede a la primera en un 13% lo que indica que no es la respuesta óptima del sistema sino un óptimo parcial, teniendo en cuenta que el 1,35 de la energía demandada es el sobredimensionamiento mínimo necesario para cumplir el criterio de calidad. Los resultados obtenidos con el algoritmo genético HPV pueden llegar a ser mejorados cambiando algunos parámetros de entrada propios, como el tamaño de la población o el número de generaciones.

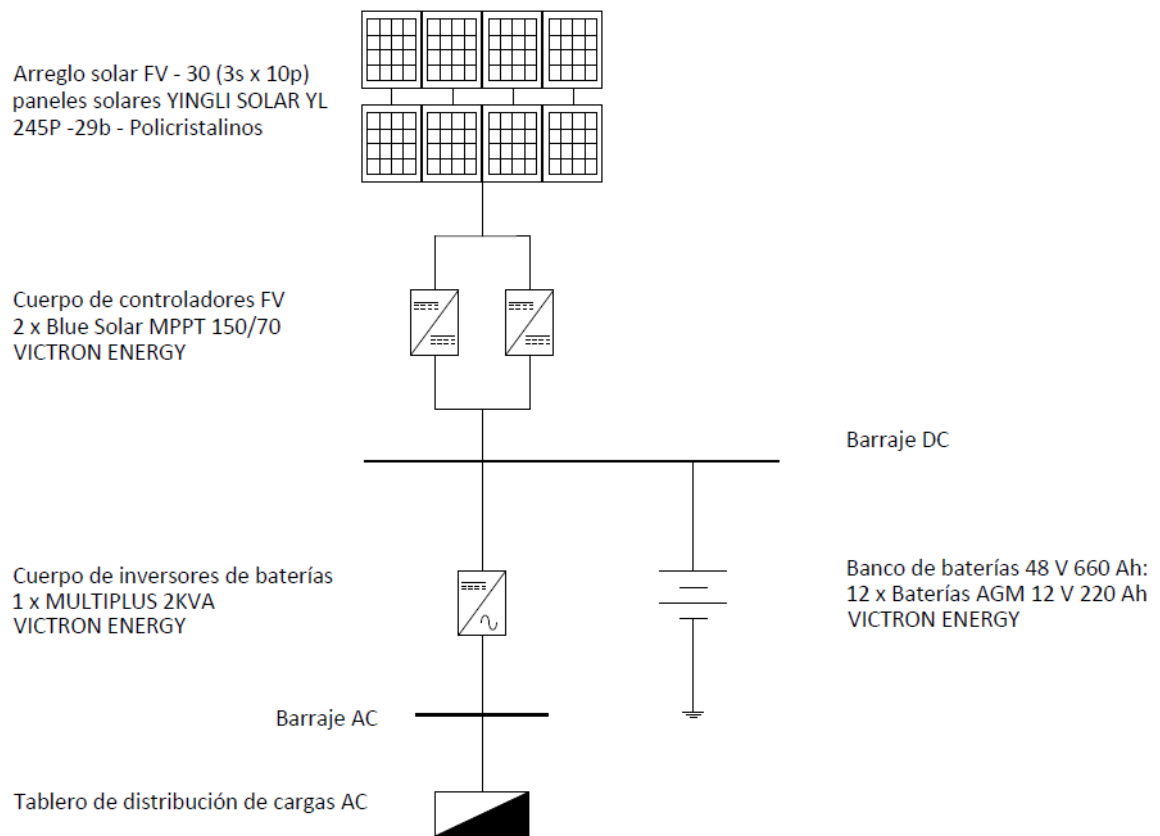
Si se discriminan los porcentajes de energía generada con cada fuente renovable se encuentra lo siguiente: para el sistema obtenido con el método de fuerza bruta con dimensionamiento previo la generación de energía es 100% solar, para el sistema obtenido con el algoritmo genético HPV la generación es 99,77% solar (13,7953 MWh/año) y 0.23% eólica (31,7324 kWh/año). Por lo anterior, y teniendo en cuenta que el sistema obtenido con el algoritmo genético genera 1,53 veces la energía demandada al año, se puede proponer un sistema alternativo donde se elimine la generación eólica, ya que su generación es extremadamente baja con respecto a la solar, y adicionalmente, se conserve la reducción de equipos electrónicos (controladores de carga) propuesta anteriormente en los resultados del algoritmo genético HPV para las 850 generaciones. Para este caso se obtiene lo estipulado en la Tabla 7.10.

Tabla 7.10. Resultado AG HPV alternativo.

<b>N.</b>	<b>Elemento</b>	<b>Metodología HPV - Alternativa</b>
1.	Costo de respuesta óptima [COP]	134.774.000
2.	Número de paneles	30
3.	Número de controladores FV	2
4.	Número de turbinas eólicas	0
5.	Número de controladores generales	0
6.	Número de baterías	12
7.	Número de inversores DC/AC	1
8.	¿Hay generación con biomasa?	NO
9.	Tipo de panel Solar	Tipo 2
10.	Tipo de controlador FV	Tipo 2
11.	Tipo de turbina eólica	N/A
12.	Tipo de controlador general	N/A
13.	Tipo de batería	Tipo 1
14.	Tipo de inversor DC/AC	Tipo 2
15.	Tipo de biomasa	N/A
16.	Porcentaje de inviabilidad	0 %
17.	Porcentaje de horas de servicio no atendido	0 %
18.	Energía FV total generada [MWh/año]	13,7953
19.	Energía total generada con renovables [MWh/año]	13,7953

Los resultados obtenidos en la Tabla 7.10 muestran un sistema viable ya que cumple con los parámetros de calidad y viabilidad. También, se observa una reducción de 53.405.000 COP lo que representa una reducción del 28.38% del costo financiero. La respuesta obtenida con el algoritmo genético HPV puede ser un punto cercano a la respuesta óptima del sistema, sin embargo, un análisis sencillo basado en los porcentajes de energía generados y la revisión de la cantidad de equipos electrónicos en términos de potencia permite encontrar una respuesta alternativa que se convierte en la mejor solución del problema. El diagrama unifilar de la micro-red para la respuesta alternativa se muestra en la Figura 7.16.

Figura 7.16. Diagrama unifilar - Solución óptima obtenida con AG HPV alternativo.



Se encontró que la respuesta obtenida con el algoritmo genético supera la solución obtenida a través la búsqueda por fuerza bruta con dimensionamiento previo. Esto lleva a cuestionarse ¿Por qué esta búsqueda no encuentra esa solución en particular? La respuesta es sencilla, la búsqueda por fuerza bruta con dimensionamiento parte de datos promedio de radiación, temperatura y velocidad del viento anual, para realizar un dimensionamiento que pueda suplir la demanda energética de un día tipo, razón por la cual no calcula el LOLH

directamente. Por ejemplo, para el proceso de dimensionamiento de paneles solares, el algoritmo calcula el número necesario para suplir la demanda basado en el promedio de radiación solar, por lo tanto, dado que los valores promedio están por encima de los valores más bajos de radiación en el año, se obtendrá un número menor de paneles solares que los necesarios con el algoritmo genético, el cual si tiene en cuenta los días de poca radiación y evalúa el LOLH para todas las horas del año.

Adicionalmente, al dimensionamiento realizado en la búsqueda por fuerza bruta se le deben estipular los días de autonomía como factor de seguridad. Por lo tanto, el número de baterías es mayor al obtenido con el algoritmo genético ya que éste no requiere de días de autonomía gracias a que cuenta con datos reales diarios hora a hora anuales de radiación, temperatura ambiente y velocidad de viento para establecer exactamente la cantidad de acumuladores necesarios. El exceso de baterías para la solución obtenida con fuerza bruta y la eliminación de la turbina eólica junto con los controladores de carga generales en la solución con el algoritmo genético hacen que ésta última presente un menor costo financiero, y por lo tanto sea una mejor solución al problema de optimización.

De acuerdo al análisis anterior se concluye que la solución óptima para el problema de optimización es la obtenida con la metodología HPV para el algoritmo genético incluyendo la reducción alternativa que surge a partir de la comparación de las soluciones obtenidas con dos métodos. Los resultados están plasmados en la Tabla 7.10. y en la Figura 7.16 en forma de diagrama unifilar de la micro-red óptima.

## 7. CONCLUSIONES

El planteamiento del problema permitió solucionar el problema de optimización de generación híbrida para el sector residencial. La implementación del porcentaje de horas de servicio no atendido (LOLH) y el porcentaje de inviabilidad, asociados al costo financiero dan garantía de que se cumplen todos los requisitos necesarios en el desarrollo del diseño óptimo de una micro-red aislada de baja tensión destinada a suplir una demanda energética determinada. Estos parámetros se combinan de forma armónica garantizando la calidad del sistema, la posibilidad de realizar el montaje y puesta en marcha del mismo, buscando siempre la combinación más económica de componentes teniendo en cuenta el tipo de tecnología y la cantidad de equipos utilizados.

La búsqueda por fuerza bruta básica no es viable para resolver el problema de optimización planteado. El tiempo necesario para solucionar el problema de acuerdo a la base de datos de tecnologías utilizadas, las restricciones planteadas y el procesador empleado, es de aproximadamente 24 años. Este tiempo no se justifica debido a que los resultados que se obtendrán serán obsoletos por el cambio en los costos de equipos, costos de mantenimientos y las tasas de interés.

El método de búsqueda por fuerza bruta con dimensionamiento previo permite reducir drásticamente el tiempo de solución a menos del 0.0001% con respecto a la búsqueda básica. Incluir una fase de dimensionamiento restringe el espacio de posibles soluciones a aquellos elementos que son respuestas viables para el sistema. Este hecho resuelve de entrada el problema de diseño impidiendo utilizar el potencial de la optimización y haciendo que el problema sea redundante, ya que indirectamente, es resuelto dos veces. Aun así, sus resultados permiten ser punto de comparación para el desempeño del algoritmo genético en términos de la combinación óptima de elementos de la micro-red.

Las metodologías de análisis del costo de los cromosomas del algoritmo genético que hacen posible la implementación del mismo para solucionar el problema de optimización planteado son HPV y SP – S. Se encontró que utilizando estas metodologías el algoritmo genético mantiene la tendencia evolutiva de mejora continua esperada. Éstas logran mantener los parámetros de calidad y viabilidad de la solución en los rangos adecuados mientras reduce el costo financiero. Las demás metodologías no presentan las características esperadas, especialmente aquellas que dan mayor prioridad al costo financiero; se observó que hacerlo hace que los porcentajes de horas de servicio no atendido e inviabilidad no cumplan los valores requeridos según el planteamiento. Un costo menor en una instalación está relacionado directamente con el número de elementos, por

lo tanto disminuir el costo trae como consecuencia la incapacidad de suplir la demanda y/o la incompatibilidad de montaje y puesta en marcha de la instalación según los requisitos establecidos.

El algoritmo genético es viable para la solución del problema de optimización planteado, los resultados muestran la tendencia esperada y la solución obtenida se considera cercana a la solución óptima encontrada con la metodología de búsqueda por fuerza bruta con dimensionamiento previo ya que las cantidades de equipos son muy similares, así como los porcentajes de generación con cada fuente de energía renovable. Se observó que los parámetros de entrada seleccionados como número de generaciones, población inicial y porcentaje de mutación no permiten encontrar la respuesta óptima del sistema con 850 generaciones, sin embargo la respuesta obtenida se considera un óptimo parcial. Realizar cambios en estos parámetros puede incrementar la probabilidad de encontrar la respuesta óptima.

La comparación de los resultados obtenidos con las dos técnicas utilizadas permitió realizar modificaciones a la respuesta obtenida con el algoritmo genético HPV y mejorarla. Dado que la solución obtenida es un óptimo parcial del problema, puede ser analizada en términos de energía para corroborar la cantidad de equipos necesarios, ya que una respuesta sobredimensionada tiende a tener más componentes de los necesarios. Este análisis permite realizar cambios sustentados, cuando aplique, que pueden mejorar la respuesta en términos de costo financiero sin alterar los resultados obtenidos en calidad y viabilidad. Para el caso expuesto en este proyecto, se realizó la reducción de un controlador fotovoltaico, además se eliminó el generador eólico, ya que su porcentaje de energía generada anual era insignificante en comparación a la energía generada a partir de módulos fotovoltaicos, lo anterior permitió a su vez eliminar los controladores generales. Con esto se logró disminuir el costo financiero del proyecto en 53.405.000 COP manteniendo los parámetros de viabilidad y LOLH en 0%, siendo el costo total de la mejor respuesta de 134.774.000 COP.

## REFERENCIAS

- [1] J. J. Castro Feria and O. D. Hernandez Moreno, "DEFINICIÓN DE LAS CARACTERÍSTICAS TÉCNICAS Y ECONÓMICAS DE TRES ZONAS NO INTERCONECTADAS DE COLOMBIA PARA LA IMPLEMENTACIÓN DE FUENTES RENOVABLES DE ENERGÍA," 2010.
- [2] BP, "BP Energy Outlook 2030," no. January, 2013.
- [3] BP, "BP Statistical Review of World Energy June 2012," no. June, 2012.
- [4] G. A. Osma Pinto, "USO RACIONAL DE LA ENERGÍA A PARTIR DEL DISEÑO DE APLICACIONES SOSTENIBLES EN EL EDIFICIO DE ELÉCTRICA II DE LA UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER," 2011.
- [5] C. A. I. Roldán, "Energía solar - Energías renovables," pp. 1–53, 2009.
- [6] C. Álvares and I. Instituto de industria turismo y comercio, "Manual de Energías Renovables - Energía Eólica," 2006.
- [7] Empresa de energía de Cordoba, "Energías Renovables: La biomasa, conceptos y definiciones."
- [8] REN21 and Institute for Sustainable Energy Policies, "RENEWABLES GLOBAL FUTURES REPORT 2013," 2013.
- [9] C. Rodado Noriega, "Memorias al congreso de la República 2010 - 2011," 2010.
- [10] "Guía Básica de la Generación Distribuida."
- [11] J. M. Rey López and P. P. Vergara Barrios, "DISEÑO DE UNA MICRORRED DE BAJA TENSIÓN PARA EL LABORATORIO DE INTEGRACIÓN ENERGÉTICA DEL PARQUE TECNOLÓGICO DE GUATIGUARÁ," 2012.
- [12] J. A. Guacaneme Moreno, C. L. Trujillo Rodriguez, and R. A. Peña Suesca, "Generación híbrida de energía eléctrica como alternativa para zonas no interconectadas," pp. 57–63, 2007.
- [13] M. A. Abella, "Dimensionado de Sistemas Fotovoltaicos: Otros métodos de dimensionado de sistemas FV autónomos."
- [14] IES Tegueste, "Energía Solar - Tecnologia Industrial," pp. 1–6.

- [15] ITER, "ENERGÍA SOLAR FOTOVOLTAICA."
- [16] C. Isaza Roldán and I. de energía y termodinámica UPB, "Energía Solar," pp. 1–53, 2009.
- [17] I. Instituto de industria turismo y comercio, "Manuales de Energías Renovables: Energía de la Biomasa."
- [18] I. Instituto de industria turismo y comercio and I. para la diversificación y ahorro de la energía & G. Pace, "18. La Biomasa."
- [19] C. virtuales de energías R.-E. de Biomasa, "La Biomasa en Colombia."
- [20] C. A. Ruiz, N. H. Rodríguez, and M. S. Basualdo, "Informática Aplicada a la Ingeniería de Procesos I ( Orientación I ) Modelado y Optimización," no. Orientación I, 2001.
- [21] E. P. Jeltsch F, "Diseño y Análisis de Algoritmos con Java - Técnicas Algorítmicas," vol. 1, pp. 1–54.
- [22] Y. Xin She, "Engineering Optimization." .
- [23] R. L. Haupt and S. E. Haupt, *PRACTICAL GENETIC ALGORITHMS*. 2004.
- [24] A. M. Vela Reyes and K. M. Donado Mercado, "Consideraciones para el planteamiento del problema multiobjetivo de optimización de poligeneración en sitio para viviendas de interés social," 2013.
- [25] R. Belfkira, L. Zhang, and G. Barakat, "Optimal sizing study of hybrid wind / PV / diesel power generation unit," *Sol. Energy*, vol. 85, no. 1, pp. 100–110, 2011.
- [26] H. Yang, L. Lu, and W. Zhou, "A novel optimization sizing model for hybrid solar-wind power generation system," vol. 81, pp. 76–84, 2007.
- [27] N. A. Rodríguez Miranda, "Estudio de factibilidad técnica y financiera de utilización de biomasa para suplir necesidades energéticas en el edificio de bienestar universitario," 2010.
- [28] N. C. Marín Villegas and H. Garzón, "Relación entre la producción per cápita de residuos sólidos domésticos (RSD) con algunos factores socioeconómicos de los habitantes del municipio de Circasia-Quindío," 2012.

- [29] E. Bocci, M. Sisinni, M. Moneti, L. Vecchione, D. C. A, and M. Villarini, "State of art of small scale biomass gasification power systems : a review of the different typologies," *Energy Procedia*, vol. 45, pp. 247–256, 2014.
- [30] T. Z. Hong and S. Weixiang, "Application of Genetic Algorithms in the Design of a Solar Array-exclusive Standalone Photovoltaic System," no. PECon 08, 2008.

# ANEXOS

## ANEXO A: Equipos utilizados en el proceso de optimización

### Paneles solares

- **TIPO 1:** MAXPOWER CS6X CANADIAN SOLAR 305P



Figura A.1. Panel solar MAXPOWER CS6 CANADIAN SOLAR 305P.

Tabla A.1. Parámetros característicos del panel MAXPOWER CS6 CANADIAN SOLAR 305P.

Potencia nominal	305 [W]
Tensión de máxima potencia en SCT ( $V_{mpr}$ )	36.6 [V]
Corriente de máxima potencia en SCT ( $I_{mpr}$ )	8.33 [A]
Tensión de circuito abierto en SCT ( $V_{ocr}$ )	45.2 [V]
Corriente de cortocircuito en SCT ( $I_{scr}$ )	8.84 [A]
Número de celdas del panel solar ( $N_s$ )	72
Temperatura NOCT ( $T_{NOCT}$ )	45 [°C]
Corriente de máxima potencia en NOCT ( $I_{mp800}$ )	6.69 [A]
Coefficiente térmico porcentual de corriente de corto circuito ( $\alpha_{sc}$ )	0.060 [%/°C]
Coefficiente térmico porcentual de tensión de circuito abierto ( $\beta_{oc}$ )	-0.35 [%/°C]
Área	1.92 [m <sup>2</sup> ]
Precio aproximado	959 900 [COP]

- **TIPO 2: YINGLI SOLAR YGE 60 YL245P – 29b**

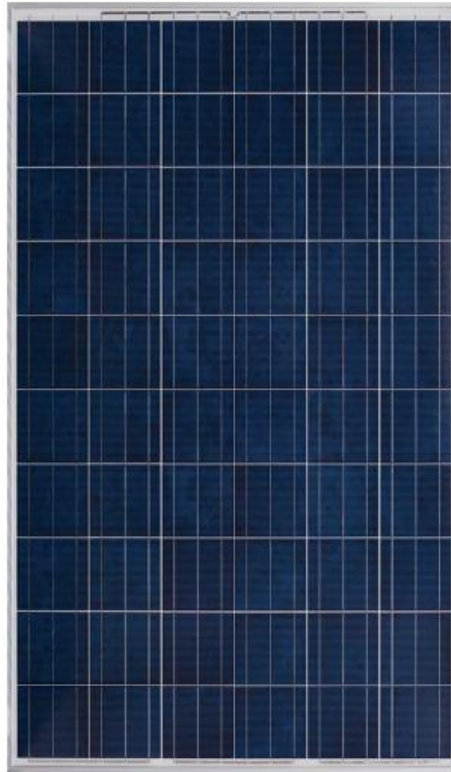


Figura A.2. Panel solar YINGLI SOLAR YGE 60 YL245P – 29b.

Tabla A.2. Parámetros característicos del panel YINGLI SOLAR YGE 60 YL245P – 29b.

Potencia nominal	245 [W]
Tensión de máxima potencia en SCT ( $V_{mpr}$ )	30.2 [V]
Corriente de máxima potencia en SCT ( $I_{mpr}$ )	8.11 [A]
Tensión de circuito abierto en SCT ( $V_{ocr}$ )	37.8 [V]
Corriente de cortocircuito en SCT ( $I_{scr}$ )	8.63 [A]
Número de celdas del panel solar ( $N_s$ )	60
Temperatura NOCT ( $T_{NOCT}$ )	46 [°C]
Corriente de máxima potencia en NOCT ( $I_{mp800}$ )	6.54 [A]
Coefficiente térmico porcentual de corriente de corto circuito ( $\alpha_{sc}$ )	0.060 [%/°C]
Coefficiente térmico porcentual de tensión de circuito abierto ( $B_{oc}$ )	-0.33 [%/°C]
Área	1.63 [m <sup>2</sup> ]
Precio aproximado	720 100 [COP]

- **TIPO 3: QCELLS QPRO – G3 260**



Figura A.3. Panel solar QCELLS QPRO – G3 260.

Tabla A.3. Parámetros característicos del panel QCELLS QPRO – G3 260.

Potencia nominal	260 [W]
Tensión de máxima potencia en SCT ( $V_{mpr}$ )	30.2 [V]
Corriente de máxima potencia en SCT ( $I_{mpr}$ )	8.70 [A]
Tensión de circuito abierto en SCT ( $V_{ocr}$ )	38.2 [V]
Corriente de cortocircuito en SCT ( $I_{scr}$ )	9.12 [A]
Número de celdas del panel solar ( $N_s$ )	60
Temperatura NOCT ( $T_{NOCT}$ )	47 [°C]
Corriente de máxima potencia en NOCT ( $I_{mp800}$ )	6.95 [A]
Coefficiente térmico porcentual de corriente de corto circuito ( $\alpha_{sc}$ )	0.040 [%/°C]
Coefficiente térmico porcentual de tensión de circuito abierto ( $B_{oc}$ )	-0.33 [%/°C]
Área	1.67 [m <sup>2</sup> ]
Precio aproximado	937 100 [COP]

- **TIPO 4: RENESOLA 156 SERIES JC250M – 24/Bb**



Figura A.4. Panel solar RENESOLA 156 SERIES JC250M – 24/Bb.

Tabla A.4. Parámetros característicos del panel RENESOLA 156 SERIES JC250M – 24/Bb.

Potencia nominal	250 [W]
Tensión de máxima potencia en SCT ( $V_{mpr}$ )	30.1 [V]
Corriente de máxima potencia en SCT ( $I_{mpr}$ )	8.31 [A]
Tensión de circuito abierto en SCT ( $V_{ocr}$ )	37.4 [V]
Corriente de cortocircuito en SCT ( $I_{scr}$ )	8.83 [A]
Número de celdas del panel solar ( $N_s$ )	60
Temperatura NOCT ( $T_{NOCT}$ )	45 [°C]
Corriente de máxima potencia en NOCT ( $I_{mp800}$ )	6.57 [A]
Coefficiente térmico porcentual de corriente de corto circuito ( $\alpha_{sc}$ )	0.040 [%/°C]
Coefficiente térmico porcentual de tensión de circuito abierto ( $B_{oc}$ )	-0.30 [%/°C]
Área	1.62 [m <sup>2</sup> ]
Precio aproximado	811 200 [COP]

- TIPO 5: TRINA SOLAR TSM – 290 PD14



Figura A.5. Panel solar TRINA SOLAR TSM – 290 PD14.

Tabla A.5. Parámetros característicos del panel TRINA SOLAR TSM PD14.

Potencia nominal	290 [W]
Tensión de máxima potencia en SCT ( $V_{mpr}$ )	36.1 [V]
Corriente de máxima potencia en SCT ( $I_{mpr}$ )	8.04 [A]
Tensión de circuito abierto en SCT ( $V_{ocr}$ )	44.9 [V]
Corriente de cortocircuito en SCT ( $I_{scr}$ )	8.53 [A]
Número de celdas del panel solar ( $N_s$ )	72
Temperatura NOCT ( $T_{NOCT}$ )	45 [°C]
Corriente de máxima potencia en NOCT ( $I_{mp800}$ )	6.47 [A]
Coefficiente térmico porcentual de corriente de corto circuito ( $\alpha_{sc}$ )	0.046 [%/°C]
Coefficiente térmico porcentual de tensión de circuito abierto ( $B_{oc}$ )	-0.33 [%/°C]
Área	1.94 [m <sup>2</sup> ]
Precio aproximado	1 066 400 [COP]

## Controladores de carga

- **TIPO 1 FV: MORNINGSTAR TS – MPPT – 45**



Figura A.6. Controlador de carga MORNINGSTAR TS – MPPT – 45.

Tabla A.6. Parámetros característicos del controlador de carga MORNINGSTAR TS – MPPT – 45.

Potencia máxima	2.4 [kW]
Tensión máxima de circuito abierto	150 [V]
Eficiencia	99 [%]
Precio aproximado	1 250 000 [COP]

- **TIPO 2 FV – TIPO 2 CONT. GENERAL: VICTRON ENERGY BLUE SOLAR MPPT 150/70**



Figura A.7. Controlador de carga VICTRON ENERGY BLUE SOLAR MPPT 150/70.

Tabla A.7. Parámetros característicos del controlador de carga VICTRON ENERGY BLUE SOLAR MPPT 150/70.

Potencia máxima	4 [kW]
Tensión máxima de circuito abierto	150 [V]
Eficiencia	97.5 [%]
Precio aproximado	2 100 000 [COP]

- **TIPO 1 CONT. GENERAL: VICTRON ENERGY BLUE SOLAR MPPT 150/85**



Figura A.8. Controlador de carga VICTRON ENERGY BLUE SOLAR MPPT 150/85.

Tabla A.8. Parámetros característicos del controlador de carga VICTRON ENERGY BLUE SOLAR MPPT 150/85.

Potencia máxima	4.85 [kW]
Tensión máxima de circuito abierto	150 [V]
Eficiencia	97.5 [%]
Precio aproximado	2 600 000 [COP]

## Turbinas eólicas

- **TIPO 1: BORNAY BEE 800**



Figura A.9. Aerogenerador BORNAY BEE 800.

Tabla A.9. Parámetros característicos del Aerogenerador BORNAY BEE 800.

Potencia nominal	800 [W]
Diámetro del rotor	1.75 [m]
Velocidad de arranque	1 [m/s]
Velocidad nominal	12 [m/s]
Velocidad de parada	20 [m/s]
Precio aproximado	14 140 000 [COP]

- **TIPO 2: BORNAY 600**



Figura A.10. Aerogenerador BORNAY 600.

Tabla A.10. Parámetros característicos del Aerogenerador BORNAY 600.

Potencia nominal	600 [W]
Diámetro del rotor	2 [m]
Velocidad de arranque	1 [m/s]
Velocidad nominal	11 [m/s]
Velocidad de parada	20 [m/s]
Precio aproximado	13 260 000 [COP]

- **TIPO 3: BORNAY 1500**



Figura A.11. Aerogenerador BORNAY 1500.

Tabla A.11. Parámetros característicos del aerogenerador BORNAY 1500.

Potencia nominal	1.5 [kW]
Diámetro del rotor	2.86 [m]
Velocidad de arranque	1.5 [m/s]
Velocidad nominal	12 [m/s]
Velocidad de parada	20 [m/s]
Precio aproximado	16 320 000 [COP]

## Inversores

- **TIPO 1: VICTRON ENERGY PHOENIX INVERTER 48 3000**



Figura A.12. Inversor VICTRON ENERGY PHOENIX INVERTER 48 3000.

Tabla A.12. Parámetros característicos del Inversor VICTRON ENERGY PHOENIX INVERTER 48 3000.

Potencia máxima	3 [kW]
Voltaje	48 [V]
Eficiencia	95 [%]
Precio aproximado	4 450 000 [COP]

- **TIPO 2: VICTRON ENERGY MULTIPLUS 2 KVA**



Figura A.13. Inversor VICTRON ENERGY MULTIPLUS 2 KVA.

Tabla A.13. Parámetros característicos del Inversor VICTRON ENERGY MULTIPLUS 2 KVA.

Potencia máxima	2 [kW]
Voltaje	48 [V]
Eficiencia	94 [%]
Precio aproximado	4 300 000 [COP]

- **TIPO 3: OUTBACK GTFX3048LA**



Figura A.14. Inversor OUTBACK GTFX3048LA.

Tabla A.14. Parámetros característicos del Inversor OUTBACK GTFX3048LA.

Potencia máxima	3 [kW]
Voltaje	48 [V]
Eficiencia	93 [%]
Precio aproximado	3 760 000 [COP]

## Baterías

- **TIPO 1: VICTRON ENERGY AGM 220 Ah 12 V**



Figura A.15. Batería VICTRON ENERGY AGM 220 Ah 12 V.

Tabla A.15. Parámetros característicos de la batería VICTRON ENERGY AGM 220 Ah 12 V.

Porcentaje de descarga máxima	80 [%]
Voltaje	12 [V]
Ah	220 [Ah]
Precio aproximado	1 700 000 [COP]

- **TIPO 2: VICTRON ENERGY GEL 220 Ah 12 V**



Figura A.16. Batería VICTRON ENERGY GEL 220 Ah 12 V.

Tabla A.16. Parámetros característicos de la batería VICTRON ENERGY GEL 220 Ah 12 V.

Porcentaje de descarga máxima	80 [%]
Voltaje	12 [V]
Ah	220 [Ah]
Precio aproximado	1 800 000 [COP]

- **TIPO 3: VICTRON ENERGY GEL 1000 Ah 2 V**



Figura A.17. Batería VICTRON ENERGY GEL 1000 Ah 2 V.

Tabla A.17. Parámetros característicos de la batería VICTRON ENERGY GEL 1000 Ah 2 V.

Porcentaje de descarga máxima	80 [%]
Voltaje	2 [V]
Ah	1000 [Ah]
Precio aproximado	3 300 000 [COP]

## Grupo electrógeno

- **TIPO 1: ACME AGRO – TECH 2 KW**



Figura A.18. Planta eléctrica ACME AGRO – TECH 2 KW.

Tabla A.18. Parámetros característicos de la planta eléctrica ACME AGRO – TECH 2 KW.

Potencia nominal	1 [kW]
Combustible	biogás
Consumo	0.7 [m <sup>3</sup> /kWh]
Precio aproximado	2 250 000 [COP]

- **TIPO 2: ACME AGRO – TECH 1 KW BIOGAS GENERATOR**



Figura A.19. Planta eléctrica ACME AGRO – TECH 2 KW.

Tabla A.19. Parámetros característicos de la planta eléctrica ACME AGRO – TECH 2 KW.

Potencia nominal	1 [kW]
Combustible	biogás
Consumo	0.7 [m <sup>3</sup> /kWh]
Precio aproximado	1 450 000 [COP]