

UNIVERSIDAD DE LAS PALMAS DE GRAN CANARIA  
INSTITUTO UNIVERSITARIO DE SISTEMAS INTELIGENTES Y APLICACIONES  
NUMÉRICAS EN INGENIERÍA  
MASTER UNIVERSITARIO EN EFICIENCIA ENERGÉTICA

# CONTROL ÓPTIMO EN REDES ELÉCTRICAS DESEQUILIBRADAS BASADO EN ALGORITMO GENÉTICO

Alumno:

Carlos Oramas Piñero

Tutor:

Eduardo Vega Fuentes

**Julio 2018**



UNIVERSIDAD DE LAS PALMAS DE GRAN CANARIA  
Escuela de Ingenierías Industriales y Civiles



INSTITUTO UNIVERSITARIO  
**SIANI**  
INGENIERIA COMPUTACIONAL

# Índice de contenidos

## MEMORIA

### Tabla de contenido

<b>1. INTRODUCCIÓN .....</b>	<b>6</b>
1.1. ANTECEDENTES.....	6
1.2. OBJETO.....	6
1.3. ALCANCE.....	6
1.4. SOLUCIÓN ADOPTADA.....	7
<b>2. MARCO TEÓRICO .....</b>	<b>8</b>
2.1. ALGORITMOS EVOLUTIVOS.....	8
2.1.1. BÚSQUEDA Y OPTIMIZACIÓN.....	10
2.1.2. ALGORITMOS GENÉTICOS.....	12
2.1.2.1. ESQUEMA BÁSICO DE UN ALGORITMO GENÉTICO.....	12
2.1.2.2. PARÁMETROS DE LOS ALGORITMOS GENÉTICOS.....	13
2.1.2.2.1. Tamaño de la Población.....	13
2.1.2.2.2. Probabilidad de Cruce.....	13
2.1.2.2.3. Probabilidad de Mutación.....	13
2.1.2.3. OPERACIONES DE LOS ALGORITMOS GENÉTICOS.....	14
2.1.2.4. SELECCIÓN DE LOS ALGORITMOS GENÉTICOS.....	14
2.1.2.4.1. Selección por Rueda de Ruleta.....	14
2.1.2.4.2. Selección por Rango.....	15
2.1.2.4.3. Selección Elitista.....	15
2.1.2.4.4. Selección por Estado Estacionario.....	15
2.1.2.4.5. Selección por Torneo.....	15
2.1.2.4.6. Selección Escalada.....	15
2.1.2.4.7. Selección Jerárquica.....	15
2.1.2.5. CRUCE EN LOS ALGORITMOS GENÉTICOS.....	16
2.1.2.5.1. Cruce 1 Punto.....	16
2.1.2.5.2. Cruce 2 Punto.....	17
2.1.2.5.3. Cruce Uniforme.....	18
2.1.2.6. MUTACIÓN EN LOS ALGORITMOS GENÉTICOS.....	18
2.1.2.7. VENTAJAS DE LOS ALGORITMOS GENÉTICOS.....	19
2.1.2.8. DESVENTAJAS DE LOS ALGORITMOS GENÉTICOS.....	20
2.1.2.9. APLICACIONES DE LOS ALGORITMOS GENÉTICOS.....	20
2.2. REDES ELÉCTRICAS DE DISTRIBUCIÓN Y SUS DESEQUILIBRIOS.....	21
2.2.1. CARACTERÍSTICAS DE ALIMENTACIÓN EN BAJA TENSIÓN SEGÚN UNE 50160.....	22
2.2.1.1. GENERALIDADES.....	22
2.2.1.2. FENÓMENOS CONTINUOS.....	22
2.2.1.2.1. Frecuencia.....	22
2.2.1.2.2. Variaciones de la tensión de alimentación.....	23
2.2.1.2.3. Variación rápida de tensión individual.....	23
2.2.1.2.4. Severidad del flicker.....	23
2.2.1.2.5. Desequilibrio de la tensión de alimentación.....	24
2.2.1.3. EVENTOS DE TENSIÓN.....	24
2.2.1.3.1. Interrupciones de la tensión de alimentación.....	24
2.2.1.3.2. Huecos/sobretensiones de la tensión de alimentación.....	24
2.2.2. DESEQUILIBRIO Y PÉRDIDAS EN LAS INSTALACIONES DE BAJA TENSIÓN.....	25
<b>3. ESPECIFICACIONES DE DISEÑO.....</b>	<b>27</b>
3.1. ESPECIFICACIONES REQUERIDAS.....	27
3.2. DESARROLLO.....	27
3.3. SOFTWARE UTILIZADO.....	28
3.3.1. MATLAB.....	28
3.3.2. OPENDSS.....	29

<b>4. PROGRAMACIÓN.....</b>	<b>30</b>
4.1. ESTRUCTURA GENERAL DEL ALGORITMO.....	30
<b>5. PRUEBAS Y AJUSTES.....</b>	<b>33</b>
5.1. CONFIGURACIÓN ORIGINAL.....	33
5.1.1. SIMULACIÓN DE LA RED ORIGINAL.....	37
5.2. RESULTADOS OBTENIDOS CON LAS NUEVAS CONFIGURACIONES.....	39
5.3. COMPARACIÓN ENTRE CONFIGURACIÓN ORIGINAL Y LA CONFIGURACIÓN PROPUESTA POR EL ALGORITMO.....	49
<b>6. CONCLUSIONES Y LÍNEAS FUTURAS.....</b>	<b>50</b>
6.1. CONCLUSIONES.....	50
6.2. LÍNEAS FUTURAS.....	50
<b>7. BIBLIOGRAFÍA.....</b>	<b>52</b>

## Índice de figuras

Figura 1. Diagrama de flujo de un algoritmo genético simple.....	12
Figura 2. Cruce un punto para codificación binaria. ....	16
Figura 3. Cruce 1 punto para codificación por valor directo. ....	17
Figura 4. Cruce 1 punto para codificación en árbol. ....	17
Figura 5. Cruce 2 puntos para codificación por valor directo.....	17
Figura 6. Cruce 2 puntos para codificación binaria. ....	18
Figura 7. Cruce uniforme para codificación binaria. ....	18
Figura 8. Mutación simple para una codificación binaria.....	19
Figura 9. Diagrama de flujo del algoritmo. ....	32
Figura 10. Plano de distribución de cargas .....	33
Figura 11. Distribución cargas Fase R .....	34
Figura 12. Distribución de cargas Fase S.....	34
Figura 13. Distribución de cargas Fase T.....	35
Figura 14. Distribución de cargas Trifásicas.....	35
Figura 15. Curvas de demanda .....	36
Figura 16. Curvas de demanda por carga en 3 ejes.....	36
Figura 17. Curva de demanda por carga en 2 ejes .....	37
Figura 18. Desequilibrios en cargas y nodos principales .....	37
Figura 19. Tensiones unitarias de las cargas.....	38
Figura 20. Perfil de tensiones en el instante mas desfavorable .....	39
Figura 21. Tensiones unitarias de las cargas. P:7 G:15.....	41
Figura 22. Desequilibrios en cargas y nodos principales. P:7 G:15 .....	41
Figura 23. Perfil de tensiones. P:7 G:15 .....	42
Figura 24. Tensiones unitarias de las cargas. P:7 G:10.....	43
Figura 25. Desequilibrios en cargas y nodos principales. P:7 G:10 .....	43
Figura 26. Perfil de tensiones. P:7 G:10 .....	44
Figura 27. Tensiones unitarias de las cargas. P:10 G:10.....	45
Figura 28. Desequilibrios en cargas y nodos principales. P:10 G:10 .....	45
Figura 29. Perfil de tensiones. P:10 G:10 .....	46
Figura 30. Tensiones unitarias de las cargas. P:20 G:20.....	47
Figura 31. Desequilibrios en cargas y nodos principales. P:20 G:20 .....	47
Figura 32. Perfil de tensiones. P:20 G:20.....	48

## Índice de tablas

Tabla 1. DISTRIBUCIÓN DE CONTADORES .....	33
Tabla 2. RANGOS ALGORITMOS GENÉTICOS .....	40
Tabla 3. CONFIGURACIÓN P:7 G:15 .....	41
Tabla 4. CONFIGURACIÓN P:7 G:10 .....	43
Tabla 5. CONFIGURACIÓN P:10 G:10 .....	45
Tabla 6. CONFIGURACIÓN P:20 G:20 .....	47
Tabla 7. RESUMEN DE CONFIGURACIONES .....	49
Tabla 8. CONFIGURACIÓN ORIGINAL VS CONFIGURACIÓN AG .....	49

# 1. INTRODUCCIÓN

## 1.1. ANTECEDENTES

Este Trabajo Final de Master (TFM) se enmarca dentro de los proyectos que la Cátedra ENDESA RED de la Universidad de Las Palmas de Gran Canaria está desarrollando en relación con la eficiencia energética.

Las redes eléctricas de distribución en baja tensión se diseñan y planifican repartiendo entre las tres fases las cargas monofásicas. Sin embargo, la potencia demandada en cada momento no coincide con la potencia contratada y siempre hay alguna fase más cargada que otras. Además, cuando se añaden nuevos consumidores a la red, la fase a la que se conectará dependerá del criterio y experiencia del instalador quien en el mejor de los casos conectará a la fase con mayor tensión en ese momento, que no quiere decir que sea la fase más descargada a lo largo del día. Cuando los desequilibrios son importantes a la vez que caen las tensiones en las fases más cargadas, se producen sobretensiones en las fases más descargadas; se generan corrientes de retorno por el conductor neutro que a veces alcanzan valores importantes (provocando la actuación de las protecciones); y aumentan las pérdidas en la red.

## 1.2. OBJETO

El objeto de este TFM es el diseño de un sistema de control basado en algoritmo genético capaz de identificar el menor número de conexiones de consumidores monofásicos que habría que modificar en una red desequilibrada para que las tensiones se mantengan dentro de los límites reglamentarios y para minimizar las pérdidas en la red de distribución.

## 1.3. ALCANCE

El sistema se probará sobre una red real modelada con OpenDSS. Mediante Matlab se ejecutarán las simulaciones. El algoritmo genético generará distintas configuraciones hasta encontrar la más óptima. Se realizarán verificaciones del sistema de control aplicándolo a una red real de Canarias con curvas de demanda reales para cada consumidor con precisión horaria durante una semana de marzo de 2018 (representativa del año). Finalmente se comparará la solución definida por el algoritmo con las iniciales. El sistema planteará una metodología de control aplicable a cualquier red de distribución eléctrica de baja tensión desequilibrada.

## 1.4. SOLUCIÓN ADOPTADA

En este TFM se ha diseñado un control de reconfiguración de fases, basado en algoritmo genético, que identifica, dentro de una red real modelada en OPENDSS, las cargas que deben modificar su fase para conseguir un sistema en el que:

- desaparecen las sub-tensiones existentes en la configuración inicial
- mejora considerablemente el factor de desequilibrio en porcentaje (% VUF)
- disminución de las pérdidas del sistema

Para ello se ha primado la solución que requiera un menor número cambio de fases, por lo que la función de fitness del algoritmo genético se ha ponderado en búsqueda de la solución más óptima.

Se he definido una metodología útil para resolver problemas de desequilibrio en redes existentes que consiste en atacar, con el algoritmo diseñado, las cargas que presentan sub-tensiones. A lo largo de la realización de este trabajo se ha concluido que esta es la manera más eficiente de acabar con las sub-tensiones en el conjunto de la red de distribución.

Cómo resultado se ha alcanzado un 18% de reducción de las pérdidas del sistema, y la eliminación de sub-tensiones y disminución del % VUF.

## 2. MARCO TEÓRICO

### 2.1. ALGORITMOS EVOLUTIVOS

Los Algoritmos Evolutivos (AEs) constituyen una técnica general de resolución de problemas de búsqueda y optimización. Su forma de procesamiento se ha inspirado de la teoría de la evolución de las especies. Trabajan con una colección o población de soluciones candidatas o individuos, para los que se calcula una medida de su adaptación o capacidad de ser solución al problema a resolver. La composición de la población va cambiando a lo largo de un proceso iterativo, cuyas iteraciones se denominan generaciones. Los individuos con mayor adaptación tienen una probabilidad mayor de sobrevivir y permanecer en la población de la siguiente generación, y de participar en operaciones genéticas, que son operaciones de creación de nuevos individuos a partir de modificaciones de los de la población anterior. De esta forma, se emula el proceso de la selección natural.

Estos conceptos están en la base del diseño de los AEs. Además, muchas de las propiedades de la evolución de los seres vivos, como la edad, la mayor o menor tendencia a la mutación según el estadio de la evolución, etc., están siendo objeto de investigación para su incorporación a las técnicas de computación evolutiva. Sin embargo, los AEs no tratan de ser un reflejo fiel de la evolución biológica. Debe tenerse en cuenta que la naturaleza evoluciona a lo largo de millones de años, mientras que a efectos de estudio interesa que los algoritmos proporcionen la solución en el menor tiempo posible.

Los sistemas de creación de nuevos individuos en el proceso evolutivo aportan a estos algoritmos la capacidad de acceder a cualquier región del espacio de búsqueda del problema. Sin embargo, esta capacidad no implica una búsqueda aleatoria entre el sinfín de soluciones, puesto que el mecanismo de selección introduce un sesgo hacia las regiones más prometedoras, o con mayores posibilidades de contener la solución más idónea.

Los AEs permiten abordar problemas complejos de búsqueda y optimización que surgen en las ingenierías y los campos científicos: problemas de planificación de tareas, horarios, tráfico aéreo y ferroviario, búsqueda de caminos óptimos, optimización de funciones, etc.

Los AEs presentan una estructura general que puede aplicarse a los distintos problemas, facilitando en gran manera las tareas de diseño e implementación. El único requisito de un usuario que desee aplicar esta técnica para resolver un problema concreto es saber programar en cualquier lenguaje de propósito general en el que codificará el algoritmo evolutivo. Sin embargo, para obtener

buenos resultados con estos algoritmos es necesario conocerlos con detalle, ya que dentro del esquema general de un algoritmo evolutivo hay que elegir múltiples componentes y parámetros, de los que va a depender la calidad del resultado y la eficiencia del algoritmo. El conocimiento de la elección más adecuada en cada caso, que a menudo depende de detalles sutiles del problema atacado, sólo se consigue con la práctica.

Los distintos AEs que se pueden formular responden a un esquema básico común, y comparten una serie de propiedades:

- Procesan simultáneamente, no una solución al problema, sino todo un conjunto de ellas. Estos algoritmos trabajan con alguna forma de representación de soluciones potenciales al problema, que se denominan individuos. El conjunto de todos ellos forma la población con la que trabaja el algoritmo.
- La composición de la población se va modificando a lo largo de las iteraciones del algoritmo que se denominan generaciones. De generación en generación, además de variar el número de copias de un mismo individuo en la población, también pueden aparecer nuevos individuos generados mediante operaciones de transformación sobre individuos de la población anterior. Dichas operaciones se conocen como operadores genéticos.
- Cada generación incluye un proceso de selección, que da mayor probabilidad de permanecer en la población y participar en las operaciones de reproducción a los mejores individuos. Los mejores individuos son aquellos que dan lugar a los mejores valores (ya sean mínimos o máximos) de la función de adaptación del algoritmo. Es fundamental para el funcionamiento de un algoritmo evolutivo que este proceso de selección tenga una componente aleatoria, de forma que los individuos con baja adaptación también tengan posibilidades de sobrevivir, aunque su probabilidad sea menor. Es esta componente aleatoria la que dota a los AEs de capacidad de escapar de óptimos locales y de explorar distintas zonas del espacio de búsqueda.

El algoritmo evolutivo procesa un conjunto de individuos que forman la población. Al comienzo del algoritmo se obtienen los datos de entrada al problema y se genera la población inicial, cuyos individuos se evalúan mediante la función de adaptación del algoritmo. El resto del algoritmo consiste en un bucle, cada una de cuyas iteraciones es una generación en la que se produce un proceso de selección, que da mayores probabilidades de tener copias en la nueva población a los individuos más adaptados, seguido de un proceso de reproducción en el que se generan nuevos individuos a partir de los de la población mediante operaciones de mezcla y pequeñas alteraciones, y finalmente

una evaluación de la nueva población. En muchas ocasiones se utilizan pequeñas variantes de este esquema. Así, por ejemplo, a veces se selecciona un subconjunto de la población, que es el único que participa en las operaciones de reproducción.

Existen variantes de este esquema general, cuya principal diferencia se encuentra en la representación inicial de los individuos. Evidentemente, los operadores genéticos utilizados para la reproducción en cada caso dependen de la representación adoptada. Las variantes más conocidas son:

- Los Algoritmos Genéticos: utilizan una representación binaria o entera.
- Los Programas de Evolución: los individuos son cualquier estructura de datos de tamaño fijo.
- Algoritmos Genéticos de Codificación Real: se hace evolucionar una población de números reales que codifican las posibles soluciones de un problema numérico.
- La Programación Evolutiva: se hace evolucionar una población de programas para resolver un problema en general. Los programas que evolucionan pueden adoptar distintas formas, aunque la más usual es un árbol. En cualquier caso, se trata de estructuras de datos de tamaño variable, es decir, no todos los individuos tienen el mismo tamaño. Este tipo de AEs presenta una diferencia fundamental con el resto, no busca la solución a una instancia concreta de un problema, sino una estrategia capaz de resolver cualquier instancia de ese problema.

### 2.1.1. BÚSQUEDA Y OPTIMIZACIÓN

Gran parte de los problemas que surgen en el desarrollo industrial y en la investigación pueden formularse como una búsqueda o como una optimización; dado un sistema, buscamos un conjunto de valores que permiten llevarlo a una determinada configuración o bien un conjunto de valores que permiten optimizar su comportamiento (rendimiento, calidad, coste, etc.).

El método clásico de optimización para problemas cuyo espacio de búsqueda de soluciones es la técnica de escalada. Si el valor de la función a optimizar en el nuevo punto es mejor que en el anterior, el nuevo punto se convierte en el punto actual. El proceso continúa hasta que no es posible realizar ninguna mejora. Una limitación de este método es su incapacidad para escapar de óptimos locales. Consideremos una función variable como la de la figura:

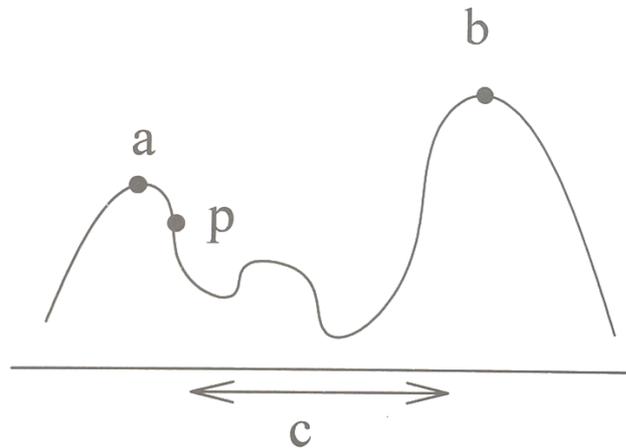


Imagen 1. Función variable

Si la exploración comienza en un punto como  $p$ , sólo será capaz de llegar al máximo  $a$ , pero no podrá llegar a  $b$ , ya que para ello tendrá que atravesar la región  $c$  de valores peores que  $a$ .

Aparte de los problemas mencionados de los métodos clásicos, otra dificultad para resolver problemas de optimización está en su complejidad computacional. La mayor parte de los problemas de optimización que surgen en el mundo real tienen una complejidad exponencial, es decir, no existe un procedimiento para resolverlos que opere en un número de pasos que sea una función polinómica del tamaño del problema. Esto implica que los métodos deterministas de resolución, como el de escalada, no son capaces de resolverlos a partir de cierto tamaño del problema.

Una alternativa es realizar una búsqueda aleatoria, tomando puntos al azar dentro de una zona de búsqueda, y estimando el valor del óptimo mediante técnicas estadísticas. Estas técnicas se pueden aplicar a cualquier tipo de problema, pero son muy ineficientes.

Los AEs constituyen un punto intermedio al reunir componentes de búsqueda aleatoria y de búsqueda dirigida por la selección. Una representación muy extendida de la evolución de soluciones son las superficies adaptativas. Las posibles combinaciones de rasgos físicos en una población de individuos definen puntos en un espacio multidimensional, donde cada eje de coordenadas corresponde a uno de estos rasgos. Esta representación usa una dimensión adicional para dibujar los valores de adaptación de cada punto del espacio, reflejando la ventaja selectiva (o desventaja) de los individuos correspondientes. De esta forma se construye la superficie adaptativa, que en su forma simplificada tridimensional (dos dimensiones de rasgos, y una de adaptación) tiene el aspecto de una zona de valles y picos. Cuando las combinaciones de rasgos de la población cambian, y la adaptación media se incrementa, la población se mueve hacia arriba, y de esta forma, escala alguno de los picos. Así la evolución se puede interpretar como un proceso de optimización de la adaptación análogo al

que necesitamos realizar para resolver un problema de optimización. Sin embargo, los algoritmos evolutivos no escalan de forma uniforme hacia regiones de mejor adaptación, sino que cuentan con mecanismos que les permiten cruzar regiones de baja adaptación. Estos mecanismos son fundamentalmente la selección no determinista y las mutaciones.

### 2.1.2. ALGORITMOS GENÉTICOS

Uno de los tipos de Algoritmos Evolutivos más populares son los Algoritmos Genéticos (AGs), propuestos por Holland en 1975. Se caracterizan por representar las soluciones al problema que abordan en una forma de cadena de bits. Entre las razones que hacen que este tipo de AE suela ser uno de los estudiados con más detalle están su eficiencia y sencillez de implementación. Otra razón importante es la existencia de numerosos estudios teóricos de los mecanismos subyacentes al funcionamiento de estos algoritmos para la resolución de problemas.

#### 2.1.2.1. ESQUEMA BÁSICO DE UN ALGORITMO GENÉTICO

Los AGs, así como otras clases de AEs, responden en general a un mismo esquema, que representábamos en capítulos anteriores, y que se representa en el siguiente diagrama de flujo:

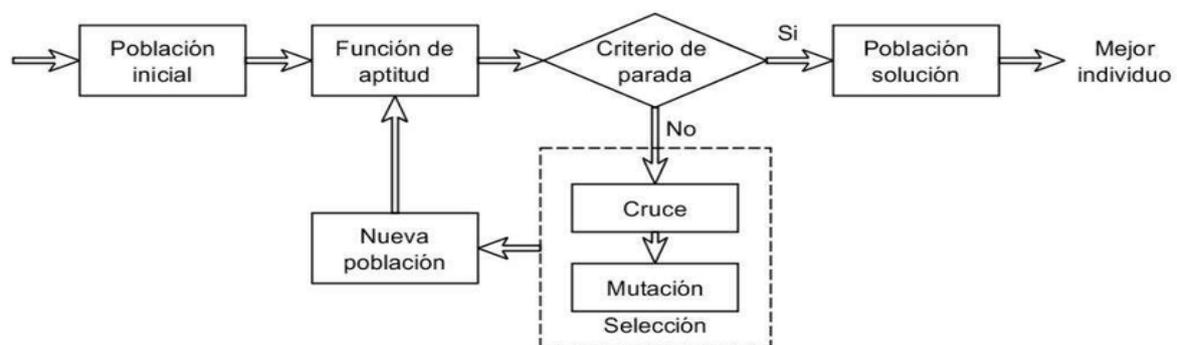


Figura 1. Diagrama de flujo de un algoritmo genético simple

La ejecución de un AE requiere una serie de parámetros de funcionamiento, como por ejemplo el tamaño de la población con la que se va a trabajar, que definen su comportamiento en promedio. Una vez que el algoritmo dispone de los valores para estos parámetros, comienza generando una población de individuos, cada uno de los cuales es un candidato a ser solución del problema tratado, o permite llegar a la solución a partir de él. A continuación, la población de individuos se somete a un bucle de evolución cada uno de cuyos ciclos incluye un proceso de selección, que modifica la composición de la población, eliminando a ciertos individuos y reforzando la presencia de otros, a un proceso de reproducción, que introduce nuevos individuos, y una nueva evaluación, que actualiza los

datos de evolución, tales como la adaptación media de la población o la posición de mejor individuos de la población.

Este esquema general da lugar a diversas clases de AEs en función de la representación adoptada para los individuos que componen la población. Y dentro de cada una de esas clases, cada algoritmo es un caso particular, no sólo en función del problema concreto al que se aplica, sino también dependiendo de la elección concreta de los métodos que se aplican en los distintos procesos involucrados, como la selección y la reproducción.

#### 2.1.2.2. PARÁMETROS DE LOS ALGORITMOS GENÉTICOS

Para el estudio de los algoritmos genéticos hay que tener en cuenta una serie de parámetros:

##### 2.1.2.2.1. *Tamaño de la Población*

Este parámetro nos indica el número de cromosomas que tenemos en nuestra población para una generación determinada. En caso de que esta medida sea insuficiente, el algoritmo genético tiene pocas posibilidades de realizar reproducciones con lo que se realizaría una búsqueda de soluciones escasa y poco óptima. Por otro lado, si la población es excesiva, el algoritmo genético será excesivamente lento. De hecho, estudios revelan que hay un límite a partir del cual es ineficiente elevar el tamaño de la población puesto que no se consigue una mayor velocidad en la resolución del problema.

##### 2.1.2.2.2. *Probabilidad de Cruce*

Indica la frecuencia con la que se producen cruces entre los cromosomas padre, es decir, que haya probabilidad de reproducción entre ellos. En caso de que no exista probabilidad de reproducción, los hijos serán copias exactas de los padres. En caso de haberla, los hijos tendrán partes de los cromosomas de los padres. Si la probabilidad de cruce es del 100% el hijo se crea totalmente por cruce, no por partes.

##### 2.1.2.2.3. *Probabilidad de Mutación*

Nos indica la frecuencia con la que los genes de un cromosoma son mutados. Si no hay mutación, los descendientes son los mismos que había tras la reproducción. En caso de que haya mutaciones, parte del cromosoma descendiente es modificado y si la probabilidad de mutación es del 100%, la totalidad del cromosoma se cambia. En este caso, no se cambian simplemente unos bits del cromosoma, sino que se cambian todos, lo que significa que se produce una inversión en el cromosoma y no una mutación por lo que la población degenera muy rápidamente.

### 2.1.2.3. OPERACIONES DE LOS ALGORITMOS GENÉTICOS

Tras parametrizar el problema en una serie de variables, se codifican en un cromosoma. Todos los operadores utilizados por un algoritmo genético se aplicarán sobre estos cromosomas, o sobre poblaciones de ellos. En el AG va implícito el método para resolver el problema. Hay que tener en cuenta que un algoritmo genético es independiente del problema, lo cual lo hace un algoritmo robusto, al resultar útil en cualquier ámbito de acción, pero a la vez débil, pues no está especializado en ninguno.

Las soluciones codificadas en un cromosoma compiten para ver cuál constituye la mejor solución (aunque no necesariamente la mejor de todas las soluciones posibles). El ambiente, constituido por las otras soluciones, ejercerá una presión selectiva sobre la población, de forma que sólo los mejor adaptados (aquellos que resuelvan mejor el problema) sobrevivan o leguen su material genético a las siguientes generaciones, igual que en la evolución de las especies. La diversidad genética se introduce mediante mutaciones y reproducción sexual. Por lo tanto, un algoritmo genético consiste en hallar de qué parámetros depende el problema, codificarlos en un cromosoma, y aplicar los métodos de la evolución: selección y reproducción sexual con intercambio de información y mutaciones que generen diversidad.

### 2.1.2.4. SELECCIÓN DE LOS ALGORITMOS GENÉTICOS

Como se ha tratado anteriormente es necesario hacer una selección con los individuos más capacitados para que éstos sean los que se reproduzcan con más probabilidad de acuerdo con la teoría de Darwin en la cual los más capacitados son los que deben sobrevivir y crear una nueva descendencia más facultada. Por ello, una vez evaluado cada cromosoma y obtenida su puntuación, se tiene que crear la nueva población teniendo en cuenta que los buenos rasgos de los mejores se transmitan a ésta. Esta selección se puede realizar de varias formas como se verá a continuación.

#### 2.1.2.4.1. Selección por Rueda de Ruleta

Se crea para esta selección una ruleta con los cromosomas presentes en una generación. Cada cromosoma tendrá una parte de esa ruleta mayor o menor en función a la puntuación que tenga cada uno. Se hace girar la ruleta y se selección el cromosoma en el que se para la ruleta. Obviamente el cromosoma con mayor puntuación saldrá con mayor probabilidad. En caso de que las probabilidades difieran mucho, este método de selección dará problemas puesto que, si un cromosoma tiene un 90% de posibilidades de ser seleccionado, el resto apenas saldrá lo que reduciría la diversidad genética.

#### *2.1.2.4.2. Selección por Rango*

En este método a cada cromosoma se le asigna un rango numérico basado en su aptitud y la selección se realiza en base a este ranking. En este caso se va a producir una variedad genética mucho más rica que en el primer caso. El problema de esta selección es que la convergencia puede ser más lenta ya que no existe tanta diferencia entre el mejor cromosoma y el resto como ocurría antes.

#### *2.1.2.4.3. Selección Elitista*

En ciertas ocasiones puede suceder que, tras el cruce y la mutación, perdamos el cromosoma con mejor adaptación. Este método de selección copia el mejor cromosoma o alguno de los mejores en la nueva población. El resto se realiza de la misma forma que hemos visto anteriormente. El elitismo puede mejorar el funcionamiento de los algoritmos genéticos al evitar que se pierda la mejor solución. Una variación del elitismo es que el mejor cromosoma solo se copie a la siguiente generación en caso que tras una reproducción/mutación no se haya generado un cromosoma mejor.

#### *2.1.2.4.4. Selección por Estado Estacionario*

La descendencia de los individuos seleccionados en cada generación vuelve a la población genética preexistente, reemplazando a algunos de los miembros menos aptos de la anterior generación. Se conservan algunos individuos entre generaciones.

#### *2.1.2.4.5. Selección por Torneo*

Se escogen de forma aleatoria un número de individuos de la población, y el que tiene puntuación mayor se reproduce, sustituyendo su descendencia al que tiene menor puntuación.

#### *2.1.2.4.6. Selección Escalada*

Al incrementarse la aptitud media de la población, la fuerza de la presión selectiva también aumenta y la función de aptitud se hace más discriminadora. Este método puede ser útil para seleccionar más tarde, cuando todos los individuos tengan una aptitud relativamente alta y sólo les distingan pequeñas diferencias en la aptitud.

#### *2.1.2.4.7. Selección Jerárquica*

En esta selección, los individuos atraviesan múltiples rondas de selección en cada generación. Las evaluaciones de los primeros niveles son más rápidas y menos discriminatorias, mientras que los que sobreviven hasta niveles más altos son evaluados más rigurosamente. La ventaja de este método es

que reduce el tiempo total de cálculo al utilizar una evaluación más rápida y menos selectiva para eliminar a la mayoría de los individuos que se muestran poco o nada prometedores, y sometiendo a una evaluación de aptitud más rigurosa y computacionalmente más costosa sólo a los que sobreviven a esta prueba inicial.

#### 2.1.2.5. CRUCE EN LOS ALGORITMOS GENÉTICOS

Una vez se realiza la selección de los cromosomas se procede a realizar la reproducción o cruce entre dos de estos cromosomas más concretamente, el crossover consiste en el intercambio de material genético entre dos cromosomas. El objetivo del cruce es conseguir que el descendiente mejore la aptitud de sus padres. Para aplicar el cruce habrá que seleccionar con anterioridad dos individuos de la población con una de las diversas técnicas de selección que hemos mencionado en el punto anterior. Además, esta selección puede elegir el mismo padre para un descendiente. Esto no es ningún problema pues se asegura la perpetuación del cromosoma más dominante, pero si este cruce se produjese con mucha frecuencia podría acarrear consecuencias adversas en caso de que ese cromosoma dominante presente algunos genes no deseados. Hay diferentes formas de realizar los cruces para cada codificación siendo algunas técnicas aplicables indistintamente a las distintas codificaciones como veremos a continuación.

##### 2.1.2.5.1. Cruce 1 Punto

Los dos cromosomas padres se cruzan por un punto. Se copia la información genética de uno de los padres desde el inicio hasta el punto de cruce y el resto se copia del otro progenitor. Es una de las formas clásicas de *crossover*. En las siguientes figuras se pueden observar algunos ejemplos usuales:

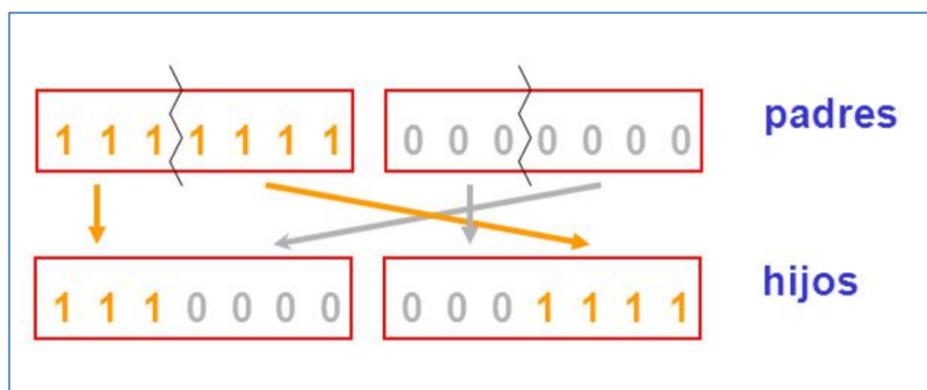


Figura 2. Cruce un punto para codificación binaria.

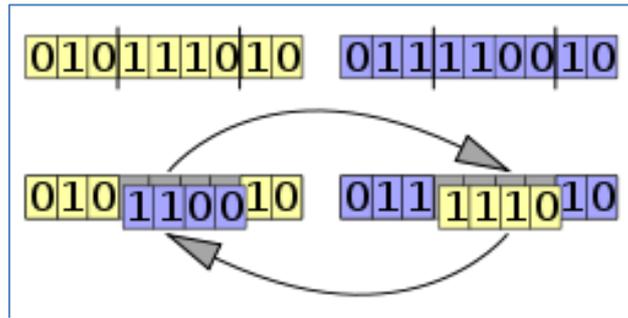


Figura 3. Cruce 1 punto para codificación por valor directo.

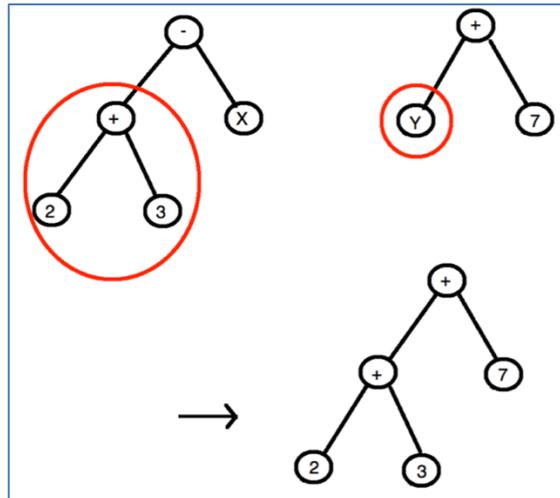


Figura 4. Cruce 1 punto para codificación en árbol.

#### 2.1.2.5.2. Cruce 2 Punto

Se trata de la misma filosofía que en el caso anterior pero en este caso los padres se cortan por dos puntos. Se copiará al descendiente los genes de un cromosoma progenitor desde el principio hasta el primer punto de cruce, los genes del otro progenitor desde el primer punto de cruce hasta el segundo y del segundo punto de cruce hasta el final se copiará del otro progenitor.

En las siguientes figuras se pueden observar algunos ejemplos clásicos:

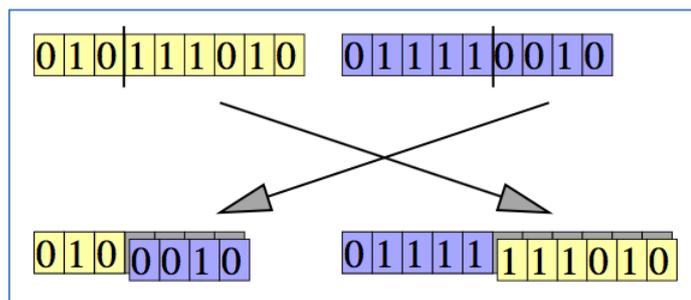


Figura 5. Cruce 2 puntos para codificación por valor directo.

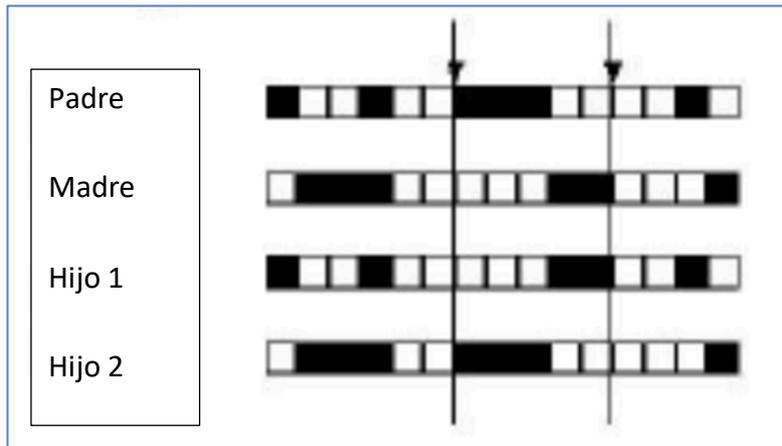


Figura 6. Cruce 2 puntos para codificación binaria.

### 2.1.2.5.3. Cruce Uniforme

Cada gen del descendiente se obtiene de cualquiera de los padres de forma aleatoria. Una opción es generar un número aleatorio. Si este número supera un cierto umbral se elegirá un padre determinado y si no lo supera se elige al otro, como se puede observar en el siguiente ejemplo:

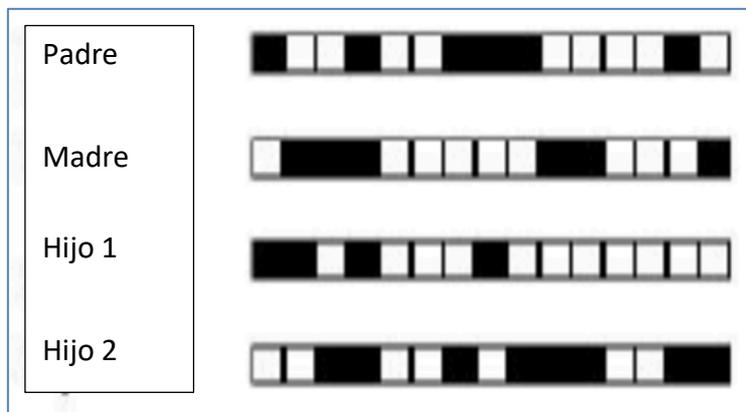


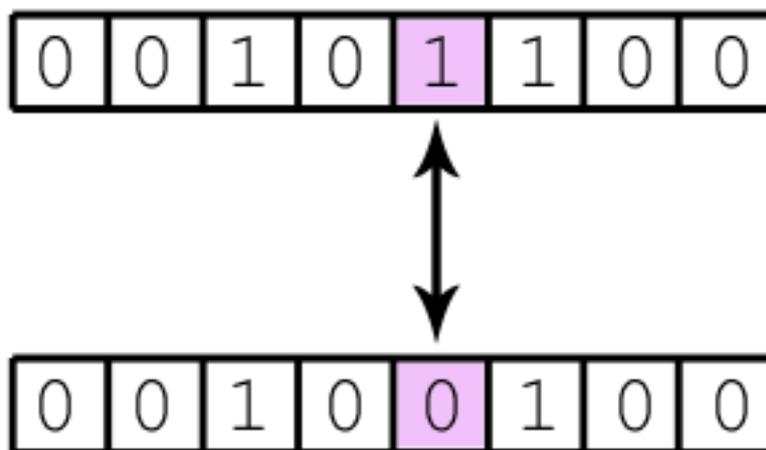
Figura 7. Cruce uniforme para codificación binaria.

### 2.1.2.6. MUTACIÓN EN LOS ALGORITMOS GENÉTICOS

Tras el cruce, tiene lugar la mutación. En términos de evolución, la mutación se manifiesta de forma extraordinaria, nada común. Las mutaciones suelen en promedio ser beneficiosas pues contribuyen a la diversidad genética de la especie. Además, previenen a las soluciones de la población de verse limitadas por un óptimo local. Por lo tanto, la mutación consiste en modificar ciertos genes de forma aleatoria atendiendo a la probabilidad de mutación establecida con anterioridad. La mutación depende de la codificación y de la reproducción. Si se abusa de la mutación se puede caer

en el uso del algoritmo genético como una simple búsqueda aleatoria. Por lo tanto, antes de aumentar las mutaciones, conviene estudiar otras soluciones que aporten diversidad a la población como podría ser el aumento del tamaño de la población o garantizar la aleatoriedad de la población inicial.

Para el caso de una codificación binaria, la mutación consiste simplemente en la inversión del gen mutado que corresponderá con un bit. En el caso de una codificación numérica, la mutación podría consistir en sustituir un número por otro o intercambiar un número por otro que está en otra posición del cromosoma. En el caso de codificación por valor directo en el que por ejemplo usemos números reales, la mutación puede consistir simplemente en modificar el valor en unos decimales. Por último, en una codificación en árbol, la mutación podría radicar en el cambio de operador, de un número o incluso en la mutación de una rama entera. A continuación, se muestran unos ejemplos:



*Figura 8. Mutación simple para una codificación binaria.*

#### 2.1.2.7. VENTAJAS DE LOS ALGORITMOS GENÉTICOS

Una clara ventaja es que los algoritmos genéticos son intrínsecamente paralelos, es decir, operan de forma simultánea con varias soluciones, en vez de trabajar de forma secuencial como las técnicas tradicionales. Esto significa que mientras técnicas tradicionales sólo pueden explorar el espacio de soluciones hacia una solución en una dirección al mismo tiempo, y si la solución que descubren resulta subóptima, no se puede hacer otra cosa que abandonar todo el trabajo hecho y empezar de nuevo. Sin embargo, los algoritmos genéticos simplemente desechan esta solución subóptima y siguen por otros caminos.

Cuando se usan para problemas de optimización resultan menos afectados por los máximos locales (falsas soluciones) que las técnicas tradicionales. Muchos algoritmos de búsqueda pueden

quedar atrapados en los óptimos locales: si llegan a lo alto de una colina del paisaje adaptativo, descubrirán que no existen soluciones mejores en las cercanías y concluirán que han alcanzado la mejor de todas, aunque existan picos más altos en algún otro lugar del mapa, situación que no sucede para algoritmos genéticos.

No necesitan conocimientos específicos sobre el problema que intentan resolver. Realizan cambios aleatorios en sus soluciones candidatas y luego utilizan la función de aptitud para determinar si esos cambios producen una mejora o no.

#### 2.1.2.8. DESVENTAJAS DE LOS ALGORITMOS GENÉTICOS

Definir una representación del problema. El lenguaje utilizado para especificar soluciones candidatas debe ser robusto, debe ser capaz de tolerar cambios aleatorios que no produzcan constantemente errores fatales o resultados sin sentido. Se puede solucionar mediante la definición de los individuos como listas de números donde cada número representa algún aspecto de la solución candidata.

Pueden tardar mucho en converger, o no converger en absoluto, dependiendo en cierta medida de los parámetros que se utilicen (tamaño de la población, número de generaciones...)

Pueden converger prematuramente debido a una serie de problemas. Si un individuo que es más apto que la mayoría de sus competidores emerge muy pronto en el curso de la ejecución, se puede reproducir tan abundantemente que merme la diversidad de la población demasiado pronto, provocando que el algoritmo converja hacia el óptimo local que representa ese individuo, en lugar de rastrear el paisaje adaptativo lo bastante a fondo para encontrar el óptimo global. Esto es un problema especialmente común en las poblaciones pequeñas, donde incluso una variación aleatoria en el ritmo de reproducción puede provocar que un genotipo se haga dominante sobre los otros.

#### 2.1.2.9. APLICACIONES DE LOS ALGORITMOS GENÉTICOS

La aplicación más común de los algoritmos genéticos ha sido la solución de problemas de optimización, en donde han mostrado ser muy eficientes. Sin embargo, no todos los problemas pudieran ser apropiados para esta técnica. Se recomienda en general tomar en cuenta las siguientes características del mismo antes de intentar usarla:

- Su espacio de búsqueda debe estar delimitado dentro de un cierto rango.

- Debe poderse definir una función de aptitud que nos indique qué tan buena o mala es una cierta respuesta.
- Las soluciones deben codificarse de una forma que resulte relativamente fácil de implementar en la computadora.

Dentro de los distintos problemas de optimización se pueden encontrar distintas áreas de aplicación, como pueden ser el diseño por computadora de nuevos materiales que cumplan múltiples objetivos, optimización de la carga de *containers*. asignación de procesos en topologías de redes con procesamiento distribuido, ubicación de archivos en sistemas de almacenamiento distribuido, diseño de circuitos integrados, optimización de la infraestructura de telefonía celular, Ingeniería Aeroespacial, juegos, robótica y muchos otros.

## 2.2. REDES ELÉCTRICAS DE DISTRIBUCIÓN Y SUS DESEQUILIBRIOS

El Real Decreto 1955/2000 de 1 de diciembre por el que se regulan las actividades de transporte, distribución, comercialización, suministro y procedimientos de autorización de instalaciones de energía eléctrica, define la actividad de distribución aquella que tiene por objeto principal la transmisión de energía eléctrica desde las redes de transporte hasta los puntos de consumo en las adecuadas condiciones de calidad, así como la venta de energía eléctrica a los consumidores a tarifa o distribuidores que también la adquieran a tarifa.

Tendrán la consideración de redes de distribución todas aquellas instalaciones eléctricas de tensión inferior a 220 kV salvo aquellas que, de acuerdo con lo previsto en el artículo 5 del citado Real Decreto, se consideren integradas en la red de transporte.

Así mismo se considerarán elementos constitutivos de la red de distribución todos aquellos activos de la red de comunicaciones, protecciones, control, servicios auxiliares, terrenos, edificaciones y demás elementos auxiliares, eléctricos o no, de destino exclusivo para el adecuado funcionamiento de las instalaciones específicas de las redes de distribución antes definidas, incluidos los centros de control en todas las partes y elementos que afecten a las instalaciones de distribución.

Las Redes Eléctricas de Distribución son las encargadas de llevar la energía eléctrica desde las redes de transporte al consumidor final situado en redes de menor tensión. Por supuesto, la integración de la generación distribuida en las redes eléctricas hace que esta definición tenga un contexto mas amplio, siendo por tanto labor del distribuidor dar acceso a la red eléctrica (tanto para consumir como generar) a los distintos clientes.

A diferencia del transporte de electricidad, la distribución se caracteriza por la presencia de un gran número de instalaciones y la existencia de un gran número de clientes conectados a la red. Así como el objetivo del transporte es garantizar la seguridad en a operación, el objetivo de la distribución es la calidad de servicio a este gran número de clientes (clientes industriales, servicios domésticos o generación distribuida).

Los distribuidores son los propietarios de los activos de la red de distribución. Esos activos incluyen desde las líneas de cobre y aluminio, los transformadores, elementos de operación de las subestaciones, sistemas de comunicaciones, etc., hasta el contador situado en el cliente final.

Finalmente, según el RD 1955/2000, artículo 104, apartado 3, los límites máximos de variación de la tensión de alimentación a los consumidores finales serán de  $\pm 7$  por 100 de la tensión de alimentación declarada.

## 2.2.1. CARACTERÍSTICAS DE ALIMENTACIÓN EN BAJA TENSIÓN SEGÚN UNE 50160

### 2.2.1.1. GENERALIDADES

La tensión nominal normalizada  $U_n$  para las redes generales de baja tensión es  $U_n = 230$  V entre fase y neutro, y  $U_n = 400$  V entre fases.

### 2.2.1.2. FENÓMENOS CONTINUOS

#### 2.2.1.2.1. Frecuencia

La frecuencia nominal de la tensión suministrada debe ser de 50 Hz. En condiciones normales de explotación, el valor medio de la frecuencia fundamental medida en periodos de 10 s debe situarse en los intervalos siguientes:

– para redes acopladas por conexiones síncronas a un sistema interconectado:

50 Hz  $\pm$  1%            (es decir 49,5 Hz a 50,5 Hz)            durante el 99,5% de un año;

50 Hz +4%/–6%        (es decir 47 Hz a 52 Hz)            durante el 100% del tiempo;

– para redes sin conexión síncrona a un sistema interconectado (por ejemplo, redes de alimentación que existen en ciertas islas):

50 Hz  $\pm$  2%            (es decir 49 Hz a 51 Hz)            durante el 95% de una semana;

50 Hz  $\pm$  15%            (es decir 42,5 Hz a 57,5 Hz)            durante el 100% del tiempo.

#### 2.2.1.2.2. Variaciones de la tensión de alimentación

En condiciones normales de explotación excluyendo los periodos con interrupciones, las variaciones de tensión no deberían exceder del  $\pm 10\%$  de la tensión nominal  $U_n$ .

En los casos de suministro de electricidad en redes no interconectadas con líneas de transporte o para usuarios en zonas remotas especiales, las variaciones de tensión no deberían exceder de  $+10\%$  /  $-15\%$  de  $U_n$ . Los usuarios de red deberían estar informados de estas condiciones.

En condiciones normales de explotación:

- para cada periodo de una semana, el 95% de los valores eficaces de la tensión suministrada promediados en 10 min deben situarse en un intervalo de  $U_n \pm 10\%$ ;
- todos los valores eficaces de la tensión suministrada promediados en 10 min deben situarse en el intervalo  $U_n + 10\%$  /  $-15\%$ .

Pese a lo recomendado por la norma UNE, en este TFM se han utilizado los rangos señalados en el RD 1955/2000 comentado en apartados anteriores, y que limita las variaciones de tensión en  $\pm 7$  por 100 de la tensión de alimentación declarada.

#### 2.2.1.2.3. Variación rápida de tensión individual

Las variaciones rápidas de la tensión suministrada son causadas principalmente por las variaciones de la carga en las instalaciones de los usuarios de la red, por las maniobras en la red, o por faltas.

Si la tensión en el curso de una variación sobrepasa el umbral de hueco de tensión y/o de la sobretensión, el evento se clasifica como un hueco de tensión y/o una sobretensión, en vez de como una variación rápida de tensión.

#### 2.2.1.2.4. Severidad del flicker

En condiciones normales de explotación, para cada periodo de una semana, el nivel de severidad de flicker de larga duración  $P_{lt}$  debido a las fluctuaciones de la tensión debería ser menor o igual a 1 durante el 95% del tiempo.

#### *2.2.1.2.5. Desequilibrio de la tensión de alimentación*

En condiciones normales de explotación, durante cada periodo de una semana, el 95% de los valores eficaces promediados en 10 min de la componente de secuencia de fase negativa (fundamental) de la tensión de alimentación debe situarse entre el 0% y el 2% de la componente de secuencia de fase positiva (fundamental).

#### 2.2.1.3. EVENTOS DE TENSIÓN

##### *2.2.1.3.1. Interrupciones de la tensión de alimentación*

Las interrupciones son, por su naturaleza, muy imprevisibles y variables de unos lugares a otros y en los periodos en que se producen. Por el momento, no es posible dar resultados estadísticos totalmente representativos en lo que concierne a medidas de la frecuencia de las interrupciones que cubran el conjunto de las redes europeas.

##### *2.2.1.3.2. Huecos/sobretensiones de la tensión de alimentación*

Los huecos de tensión son debidos generalmente a faltas que ocurren en la red general de distribución o en las instalaciones de los usuarios de red. Las sobretensiones son debidas generalmente a maniobras y desconexiones de cargas.

Los dos fenómenos son imprevisibles y ampliamente aleatorios. Su frecuencia anual depende principalmente del tipo de red de alimentación y del punto de observación. Además, su distribución en un año puede ser muy irregular.

Cuando se recopilan estadísticas, los huecos de tensión/sobretensiones deben medirse y detectarse conforme a la Norma EN 61000-4-30, tomando como referencia la tensión de alimentación nominal. Las características de los huecos/sobretensiones a tener en cuenta en esta norma son la tensión residual (tensión eficaz máxima para las sobretensiones) y la duración.

En las redes de baja tensión, en el caso de un sistema trifásico de cuatro conductores, debe tomarse en cuenta la tensión fase-neutro; para un sistema trifásico de tres conductores debe tomarse en cuenta la tensión fase-fase; en el caso de una conexión monofásica debe tomarse en cuenta la tensión de alimentación (fase-fase o fase-neutro, según la conexión del usuario).

Por convención, el umbral de inicio del hueco es igual al 90% de la tensión nominal; el umbral de inicio de las sobretensiones es igual al 110% de la tensión nominal. La histéresis es generalmente de 2%.

### 2.2.2. DESEQUILIBRIO Y PÉRDIDAS EN LAS INSTALACIONES DE BAJA TENSIÓN

Una de las características de la red distribución que provoca pérdidas de energía en el sistema eléctrico de distribución trifásica es el desequilibrio de las cargas. Salvo recomendaciones generales de reparto equilibrado dirigidas a los instaladores, no existen acciones encaminadas a persuadir al consumidor para que procure el equilibrio de su carga.

La red de baja tensión se planifica compartiendo de manera equitativa las cargas entre las tres fases esperando una demanda de carga simultánea en cada una de ellas. Sin embargo, la cantidad de potencia demandada en cada momento por cada consumidor no puede ser prevista, por lo tanto, siempre existirá un desequilibrio en las redes de baja tensión.

El desequilibrio provoca una tensión que aparece en el neutro y voltajes de fase que son de diferente magnitud y ya no tienen 120 ° de separación. Además, los voltajes desequilibrados afectan al rendimiento y la esperanza de vida de los equipos de la red. El desequilibrio de cargas puede provocar situaciones no deseadas, como el aumento de corriente en la fase más cargada, presencia de corriente en el conductor neutro, problemas de sobretensión en la fase menos cargada y disparo de la alimentación debido a una sobre intensidad en el neutro.

El desequilibrio de tensión tiene diversos efectos adversos en los sistemas de protección y control de baja tensión. La configuración de los sistemas de protección eléctricos se vuelve más problemática y puede provocar un mal funcionamiento de los relés. Además, la corriente que fluye en el neutro, causada por el desequilibrio de voltaje de fase, puede sobrecalentar el neutro y afectar la calidad de potencia vista por las cargas en los extremos de un alimentador de baja tensión.

La definición de desequilibrio de voltaje es la relación entre la tensión de secuencia inversa y la tensión de secuencia directa. El factor de desequilibrio de voltaje en porcentaje (% VUF) viene dado por la siguiente ecuación:

$$\% VUF = \frac{\text{tensión secuencia inversa}}{\text{tensión secuencia directa}} \cdot 100$$

En la norma europea EN 50160, ya comentada en capítulos anteriores, los operadores de red de distribución están obligados a cumplir con el límite del 2% para % VUF. Este límite se debe tomar para el efecto combinado de todas las cargas existentes y nuevas en el punto de acoplamiento común. En el sistema de suministro puede haber un nivel de desequilibrio de fondo (normalmente inferior al

0,5%) y, por lo tanto, el efecto de cualquier nueva carga se debe considerar en función de los niveles existentes de desequilibrio.

Las pérdidas de potencia en las redes de distribución varían significativamente según el desequilibrio de la carga. Si las cargas en cada fase están equilibradas adecuadamente, las pérdidas técnicas pueden reducirse. El objetivo del balance de fase es reducir las pérdidas de potencia activa y, en consecuencia, aumentar la capacidad de las líneas de distribución, que pueden utilizarse para cubrir el crecimiento futuro de cargas sin cambiar conductores, y mejorar la curva de tensión debido a la homogeneización de las caídas de tensión en cada fase de línea.

## 3. ESPECIFICACIONES DE DISEÑO

### 3.1. ESPECIFICACIONES REQUERIDAS

Cómo se ha comentado en capítulos anteriores, el fin de este TFM es minimizar las pérdidas provocadas por el desequilibrio de fases de la red. Creando un algoritmo que proponga modificaciones de las fases en las que se encuentran conectados cada uno de los consumidores. En consecuencia, los siguientes aspectos se verán beneficiados:

- Mejora de la calidad del suministro
- Disminución de la inversión en reparaciones y mantenimientos de los elementos de la red
- Reducción en las inversiones para ampliar la potencia de la red
- Disminución de la producción energética
- Eficiencia energética

### 3.2. DESARROLLO

El algoritmo desarrollado ataca en primera instancia las cargas que presentan sub-tensiones. Cómo en siguientes capítulos se expondrá, las pruebas realizadas demostraron que modificando las fases de las cargas que presentan sub-tensiones, y buscando la configuración que menor nivel de sub-tensiones presente, mejora considerablemente el desequilibrio en el conjunto de la red.

En la configuración actual del algoritmo se consideran sub-tensiones aquellos valores de tensión inferiores a 0.93 por unidad. Por ello, el algoritmo ataca las cargas que presenten dichas sub-tensiones. Este valor puede ser modificado en cuerpo del algoritmo de manera sencilla, permitiendo atacar desde la totalidad de las cargas, a un número reducido de estas. Como cabe esperar, el tiempo de cálculo está relacionado directamente con el número de cargas atacadas por el algoritmo genético. Evidentemente, las cargas trifásicas no son tenidas en cuenta por el algoritmo, pues no existe posibilidad de reconfiguración.

Otro de los aspectos fundamentales que pretende alcanzar este TFM es obtener una solución óptima de la reconfiguración. La reconfiguración óptima no debe ser, simplemente, la que nos arroje una solución en la que el desequilibrio de la red se vea drásticamente reducido. Además de esto, la mejor solución debe ser un compromiso entre el nivel de desequilibrio reducido y el número de cambios de fases a realizar. Es evidente que el cambio de fases implica una actuación física, que a su vez entraña costes y tiempo; por lo que una configuración por mucho que reduzca el desequilibrio, no

será una solución óptima si requiere de un gran porcentaje de cargas que deben modificar sus fases. Por ello, el algoritmo es multiobjetivo (disminución del desequilibrio y menor número de cambios de fase de las cargas), por lo que se cuenta con una función que ponderará los valores de desequilibrio alcanzados conjuntamente con el número de cambios de fase. Alcanzándose finalmente, una función de *fitness* con la que trabajará el algoritmo genético que tiene en cuenta estos dos valores.

### 3.3. SOFTWARE UTILIZADO

Para la realización de este TFM se ha diseñado un algoritmo en entorno MATLAB, este algoritmo se comunica con OPENDSS, que es el encargado de realizar los cálculos eléctricos de la configuración de red propuesta por el algoritmo creado en MATLAB.

#### 3.3.1. MATLAB

MATLAB (abreviatura de MATrix LABoratory, "laboratorio de matrices") es una herramienta de software matemático que ofrece un entorno de desarrollo integrado (IDE) con un lenguaje de programación propio (lenguaje M). Está disponible para las plataformas Unix, Windows, Mac OS X y GNU/Linux.

Entre sus prestaciones básicas se hallan: la manipulación de matrices, la representación de datos y funciones, la implementación de algoritmos, la creación de interfaces de usuario (GUI) y la comunicación con programas en otros lenguajes y con otros dispositivos *hardware*. El paquete MATLAB dispone de dos herramientas adicionales que expanden sus prestaciones, a saber, Simulink (plataforma de simulación multidominio) y GUIDE (editor de interfaces de usuario - GUI). Además, se pueden ampliar las capacidades de MATLAB con las cajas de herramientas (*toolboxes*); y las de Simulink con los paquetes de bloques (*blocksets*).

Es un software muy usado en universidades y centros de investigación y desarrollo. En los últimos años ha aumentado el número de prestaciones, como la de programar directamente procesadores digitales de señal o crear código VHDL.

Las aplicaciones de MATLAB se desarrollan en un lenguaje de programación propio. Este lenguaje es interpretado, y puede ejecutarse tanto en el entorno interactivo, como a través de un archivo de *script* (archivos \*.m). Este lenguaje permite operaciones de vectores y matrices, funciones, cálculo lambda, y programación orientada a objetos.

### 3.3.2. OPENDSS

El OpenDSS es una herramienta integral de simulación de sistemas de energía eléctrica principalmente para sistemas de distribución de energía eléctrica. Es compatible con casi todos los análisis de dominio de frecuencia (estado sinusoidal estable) comúnmente realizados en sistemas de distribución de energía eléctrica. Además, admite muchos tipos nuevos de análisis diseñados para satisfacer las necesidades futuras relacionadas con redes inteligentes, la modernización de la red y la investigación de las energías renovables. La herramienta OpenDSS se ha utilizado desde 1997 en apoyo de diversos proyectos de investigación y consultoría que requieren el análisis del sistema de distribución. Muchas de las funciones que se encuentran en el programa originalmente estaban destinadas a respaldar el análisis de la generación distribuida interconectada a los sistemas de distribución de servicios públicos y que sigue siendo un uso común. Otras características se centran en el análisis de aspectos tales como la eficiencia energética en el suministro de potencia y el flujo de corriente armónico. OpenDSS está diseñado para expandirse indefinidamente, de modo que se pueda modificar fácilmente para satisfacer las necesidades futuras.

El programa OpenDSS se ha utilizado para:

- Planificación y análisis de distribución
- Análisis general del circuito de corriente alterna multifásica
- Análisis de interconexiones de generación distribuida
- Simulaciones anuales de carga y generación
- Simulaciones de plantas eólicas
- Análisis de configuraciones de transformadores inusuales
- Análisis de armónicos e interarmónicos
- Simulaciones de voltaje neutro a tierra
- Desarrollo de casos de prueba IEEE

El programa tiene varios modos de solución integrados, que incluyen:

- Flujo de energía de instantánea
- Flujo de energía diario
- Flujo de energía anual
- Armónicos
- Dinámica
- Estudio de fallas

## 4. PROGRAMACIÓN

### 4.1. ESTRUCTURA GENERAL DEL ALGORITMO

El algoritmo comienza definiendo los parámetros principales del algoritmo genético, en los que el usuario debe definir los valores de:

- **Población inicial**
- **Número de elitistas**, el valor recomendable es 1, consiguiendo así que la configuración inicial este presente en todas las generaciones.
- **Probabilidad de selección**, que es la probabilidad de que el mejor individuo sea seleccionado.
- **Tipo de cruce**, en el que 1 corresponde a cruce un punto, 2 a cruce dos puntos y 3 cruce uniforme.
- **Probabilidad de cruce**, que define la probabilidad que se realice el cruce.
- **Probabilidad de mutación**, que define la probabilidad que se produzca una mutación.
- **Generaciones**, define el número de generaciones o de iteraciones que realizará el algoritmo.
- **Ponderación**, define la importancia de tensiones mínimas respecto al número de cambios realizados, función de *fitness*.

Una vez definidos estos valores, se ejecuta la función **Obtenervectores** que realiza las siguientes acciones:

- Extraer la fase de cada una de las cargas desde el archivo de cargas de OpenDSS.
- Crear una matriz llamada *VectorPrincipal* en el que almacena en la primera fila las fases de cada una de las cargas originales.
- Ejecutar OpenDSS para obtener las cargas que se encuentra fuera de rango (sub-tensiones, se fija como sub-tensión 0.93 por unidad) del sistema original.
- Se rellena la matriz hasta completar un número de filas igual a la población inicial definida, con números aleatorios de fases (1-2-3) para las cargas que tienen tensiones fuera de rango, y se le asigna el valor 0 a las fases que están dentro del rango legal.
- A continuación, se llama a la función **CompletarVectorDatos** que realiza las siguientes acciones:
  - Almacena en un vector llamado *NuevoVectorDatos* los comandos que deberá realizar el OpenDSS para modificar el archivo original de cargas.

Posteriormente se ejecuta la función **Calculo1ODSS** que completa el *VectorPrincipal* con los desequilibrios medios y subvenciones para cada una de las configuraciones.

Seguidamente se ejecuta la función **CalculoNODSS**, que está encargada de realizar las siguientes acciones:

- Para cada una de las configuraciones que además de calcular, para cada configuración de fases, el desequilibrio y las sub-tensiones.
- Calcula el número de cambios de fases con respecto al original de cada una de las configuraciones.
- Pondera el número de cambios y el valor de la sub-tensión media obtenida para cada una de las configuraciones.
- Ordena el vector con los valores ponderados, excepto la primera posición de la matriz en el que siempre estará la configuración original.

El siguiente paso es poner en marcha el algoritmo genético, que partirá de la matriz ordenada *VectorPrincipal*.

- Por el método de cruce y parámetros definidos cruzará las configuraciones contenidas en el *VectorPrincipal* para doblar su población.
- Esta nueva población se revalúa y se obtienen sus valores ponderados (función de *fitness*).
- Se reordena el *VectorPrincipal* a partir del valor de la función de *fitness* de cada una de las configuraciones.
- Se elimina la mitad de la población menos válida (siempre manteniendo la configuración inicial).
- El proceso se repetirá tantas veces como generaciones se hayan definido.

Finalmente obtenemos una matriz que contendrá en su primera fila la configuración original y en segunda fila la configuración mas válida de las obtenidas.

A continuación, se muestra el diagrama de flujo del algoritmo:

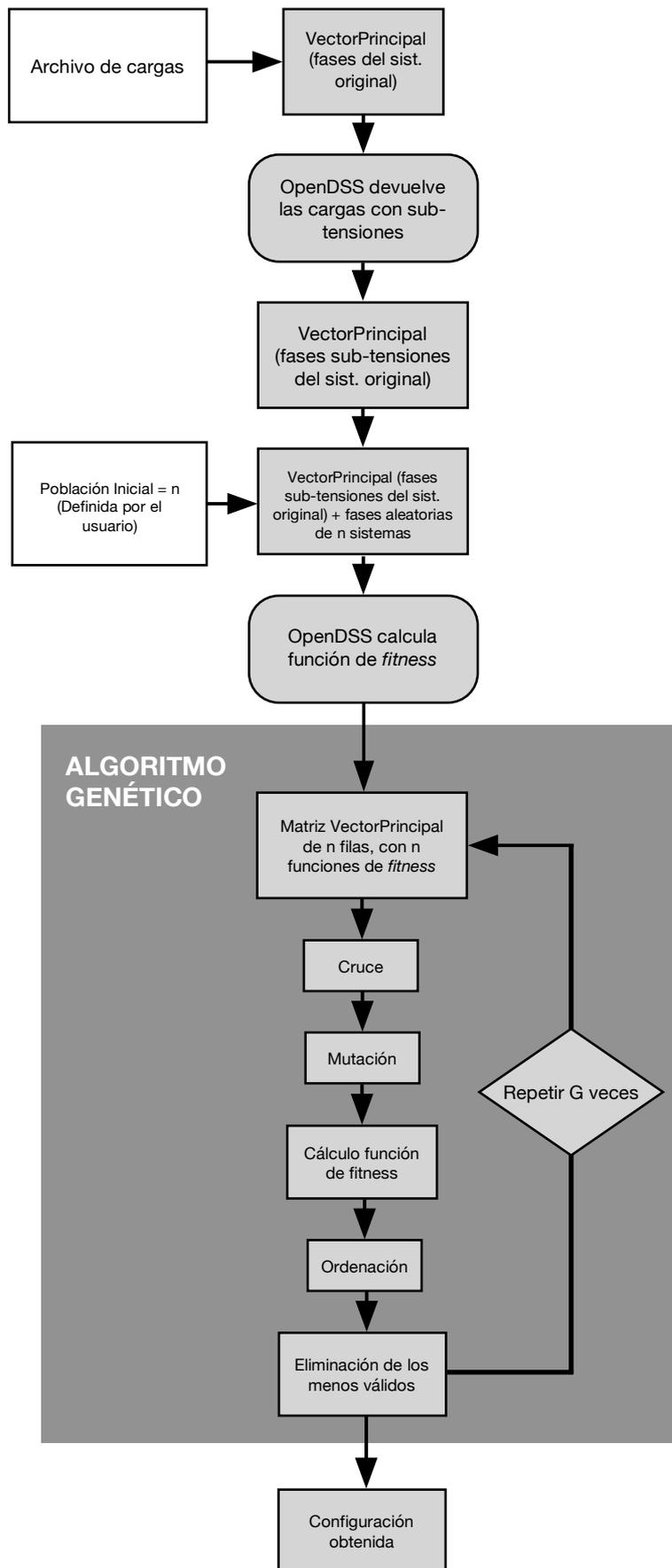


Figura 9. Diagrama de flujo del algoritmo.

## 5. PRUEBAS Y AJUSTES

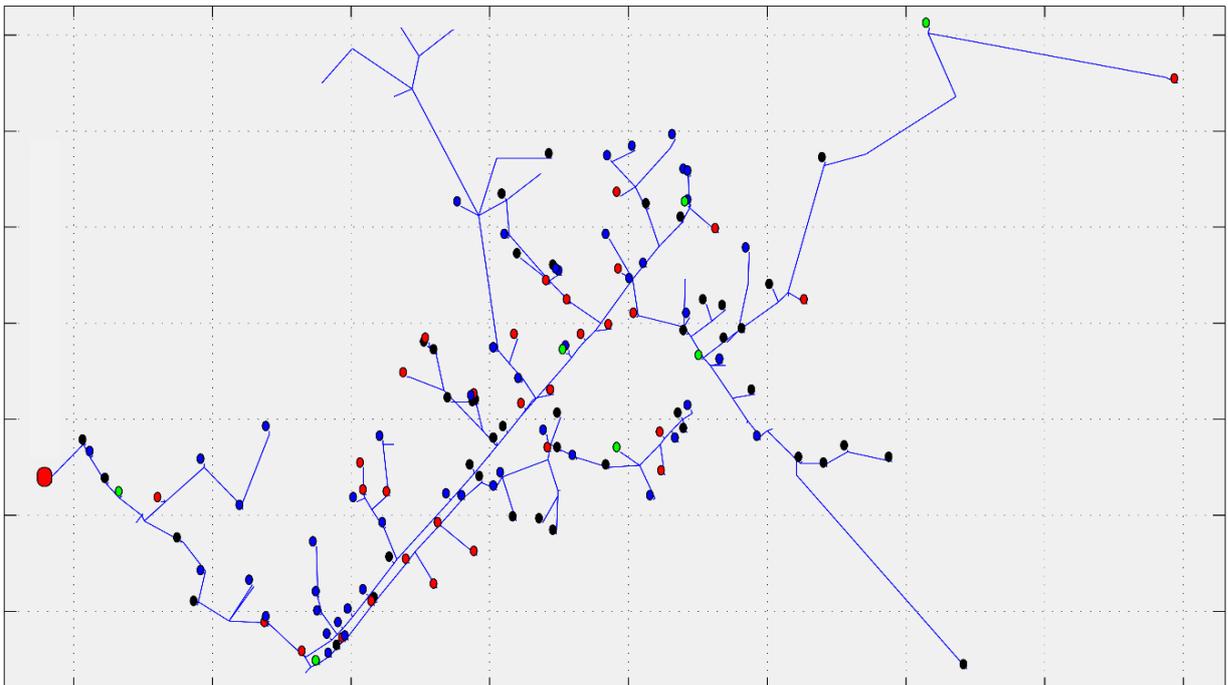
### 5.1. CONFIGURACIÓN ORIGINAL

Para las pruebas realizadas con el algoritmo diseñado se ha utilizado el modelado en OPENDSS de una red real. Esta red cuenta con un centro de transformación del cual cuelgan 159 contadores (cargas). Las cargas están repartidas en las distintas fases de la siguiente forma:

FASE	Nº DE CONTADORES
Fase R	62
Fase S	38
Fase T	52
Trifásicos	7
<b>TOTAL</b>	<b>159</b>

*Tabla 1. DISTRIBUCIÓN DE CONTADORES*

En el plano siguiente tienen la distribución de la red completa (las cargas están coloreadas siguiendo la tabla anterior):



*Figura 10. Plano de distribución de cargas*

En las siguientes figuras se puede observar la distribución por fases de cada una de las cargas de la red:

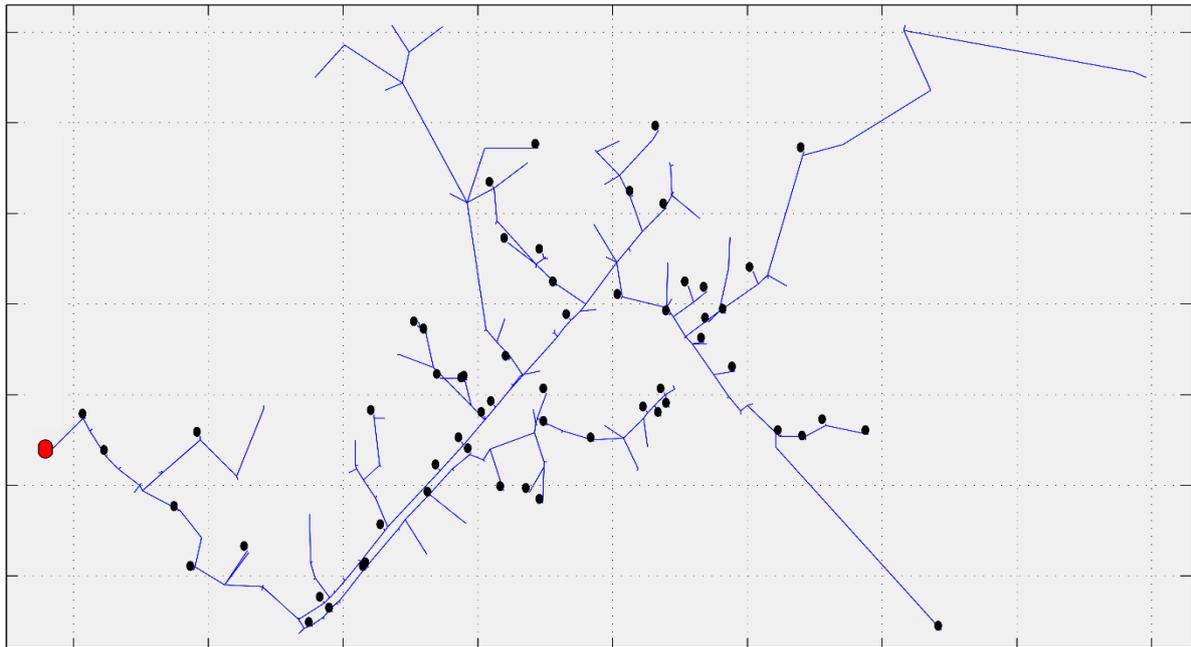


Figura 11. Distribución cargas Fase R

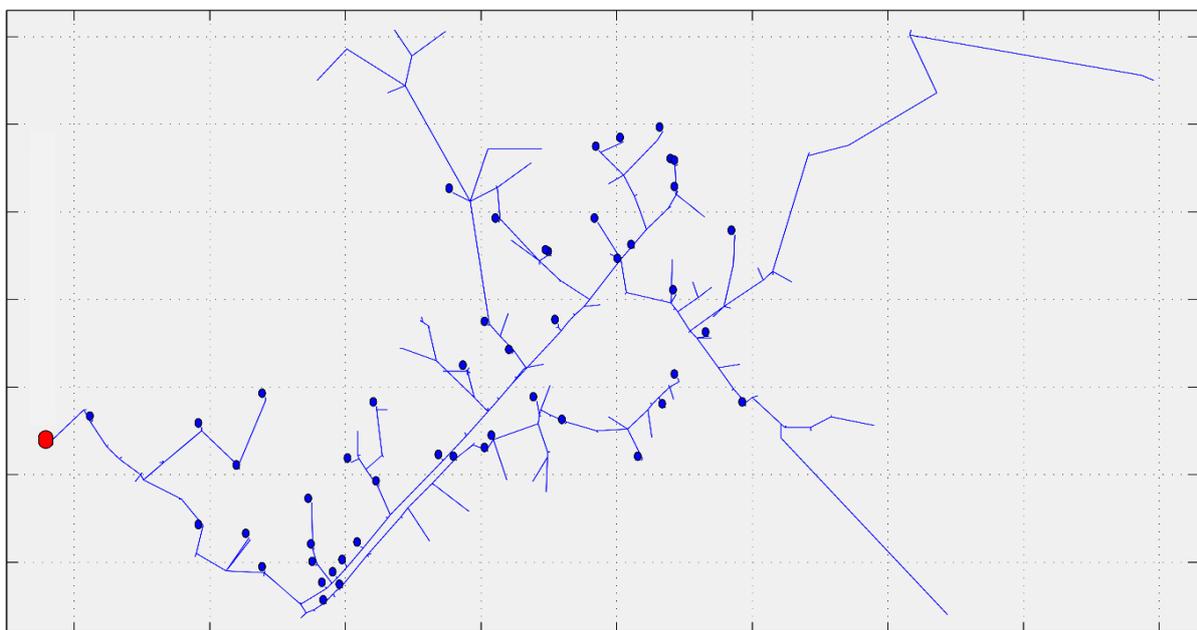
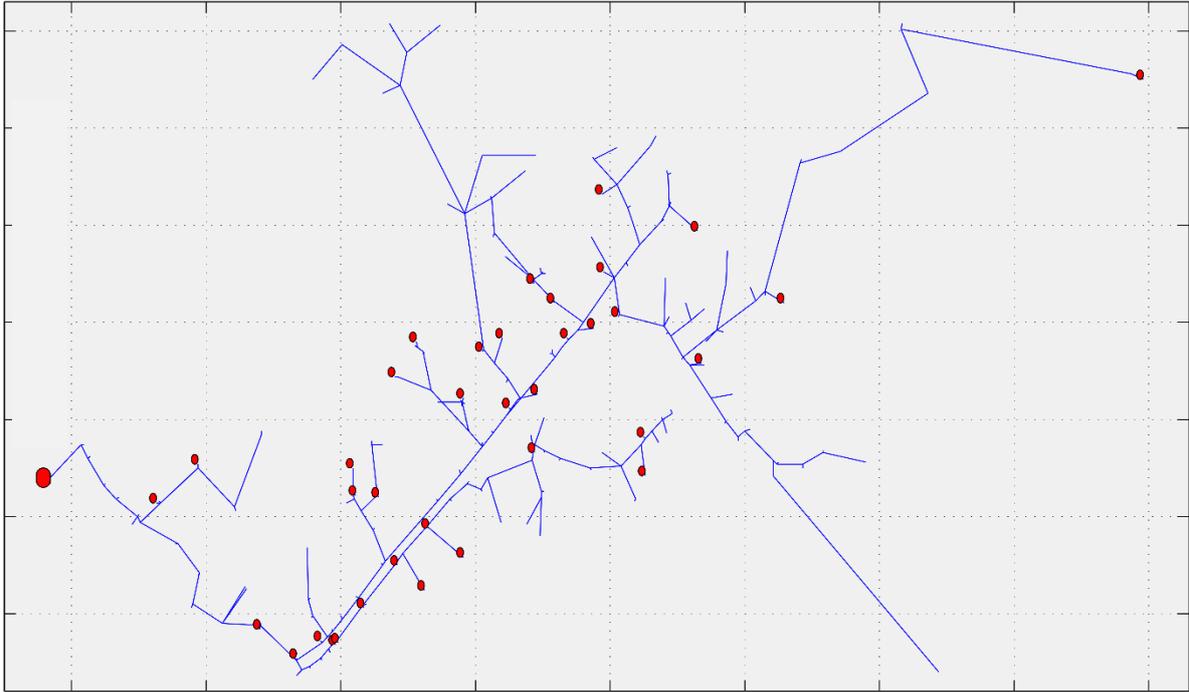
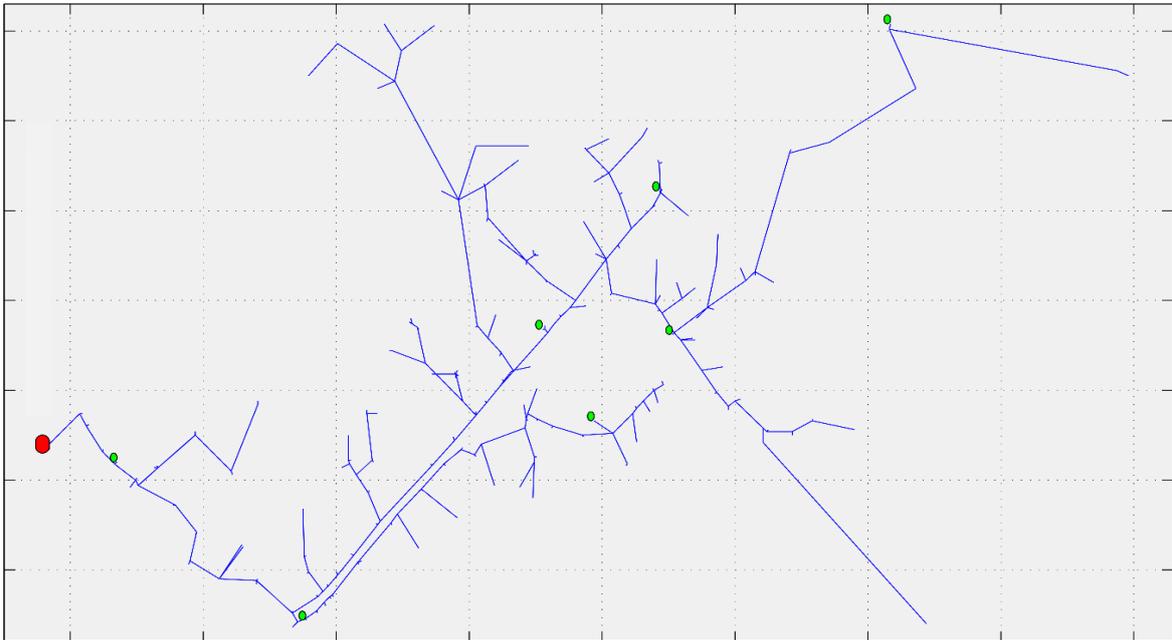


Figura 12. Distribución de cargas Fase S



*Figura 13. Distribución de cargas Fase T*



*Figura 14. Distribución de cargas Trifásicas*

Para poder realizar las simulaciones y los cálculos iniciales este TFM parte de los datos reales de consumo de esta red. Los datos obtenidos son las potencias consumidas por cada una de las cargas por hora, a lo largo de una semana. Por lo tanto, para cada una de las cargas se cuenta con 168 valores (7 días x 24 horas) de potencia. En la siguiente figura se pueden observar las curvas de demanda de potencias acumuladas por cada una de las fases:

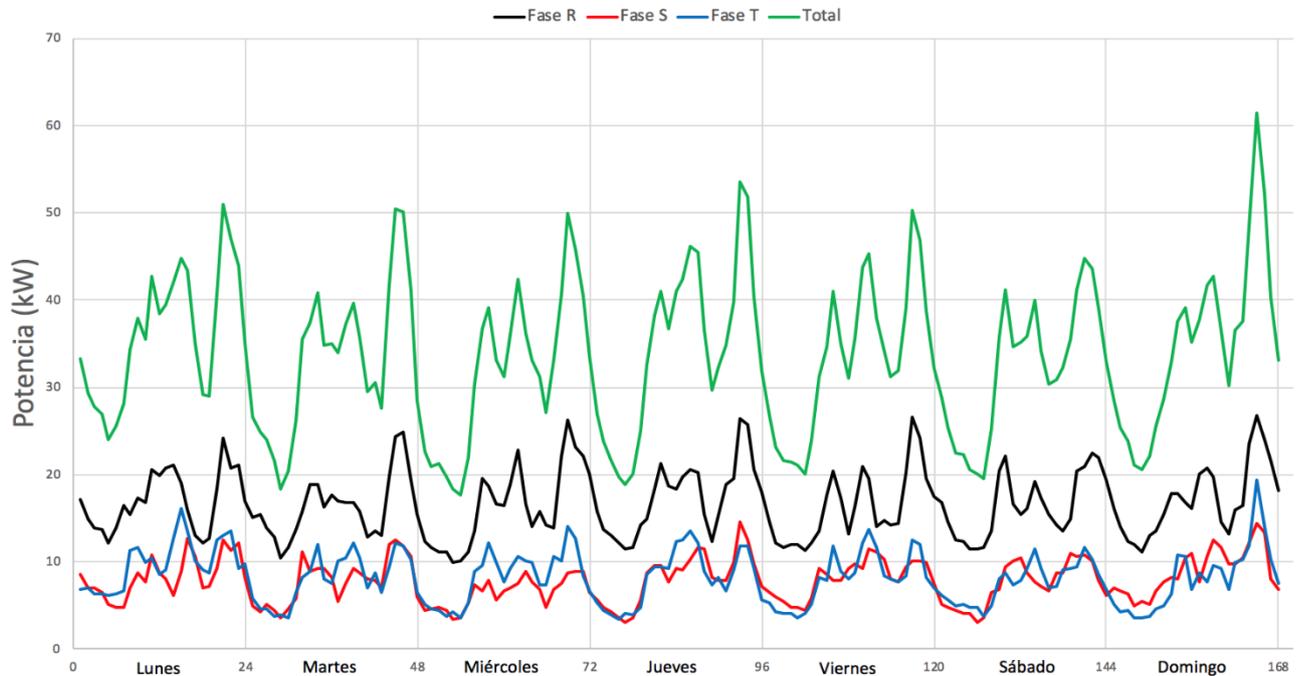


Figura 15. Curvas de demanda

A continuación, se muestran las curvas de demanda de cada una de las cargas:

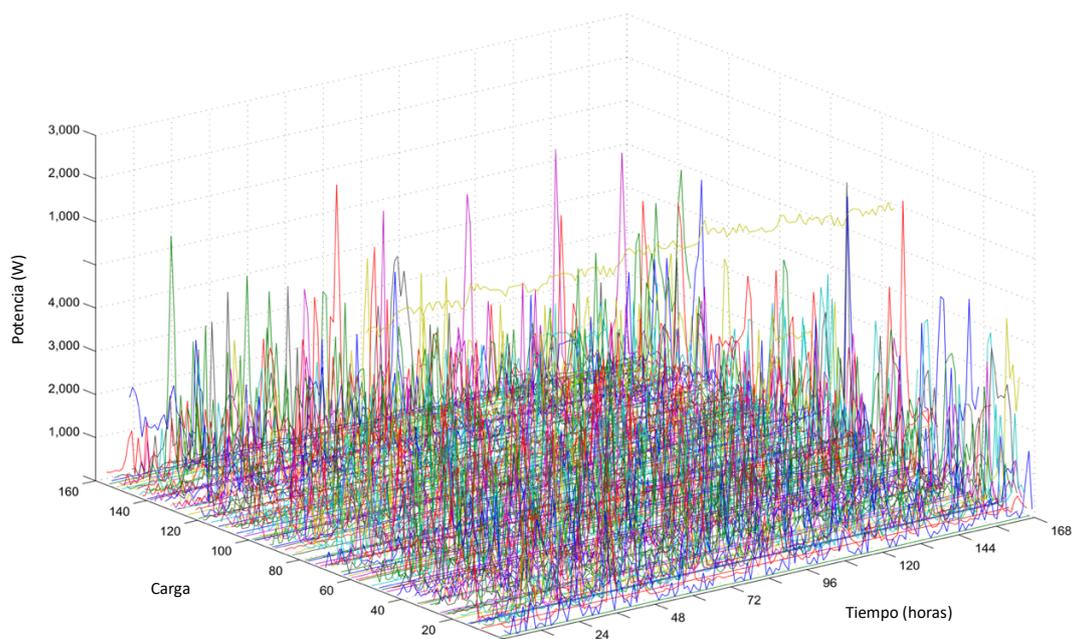


Figura 16. Curvas de demanda por carga en 3 ejes

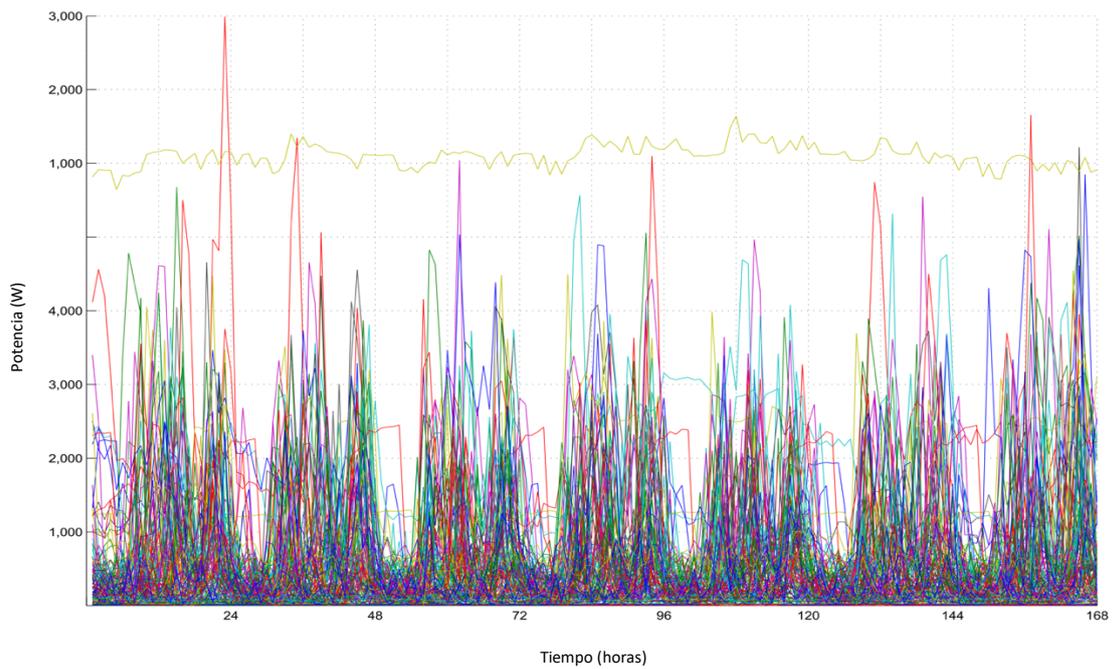


Figura 17. Curva de demanda por carga en 2 ejes

### 5.1.1. SIMULACIÓN DE LA RED ORIGINAL

A partir de los datos de la red original comentados en el apartado anterior, se procede a simular en OPENDSS el comportamiento de la red. Obteniéndose valores de desequilibrio y tensiones unitarias en cada una de las cargas. Además, el software calcula las perdidas totales del sistema.

Para la configuración de la red original se obtiene los siguientes resultados:

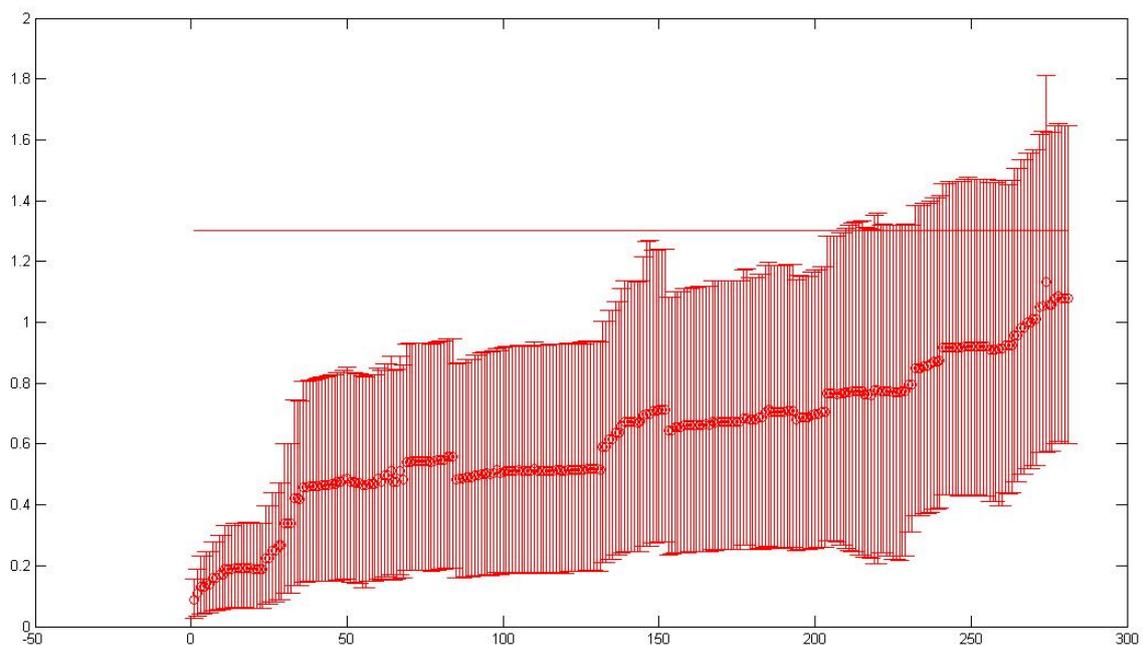
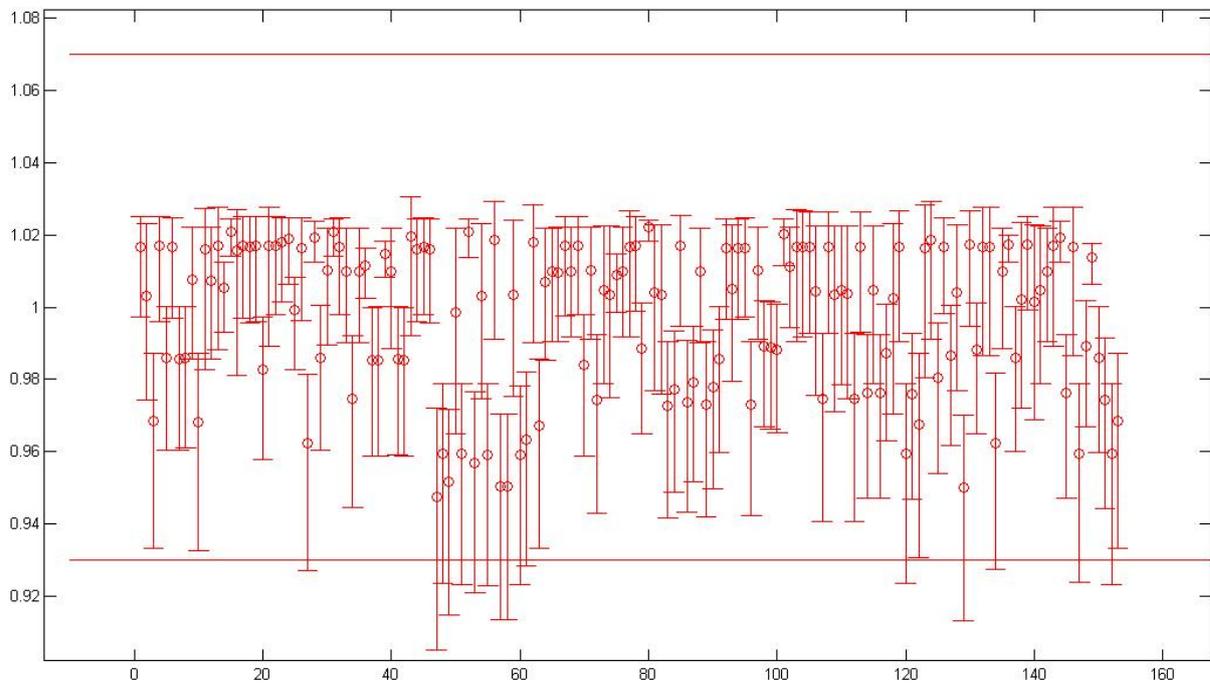


Figura 18. Desequilibrios en cargas y nodos principales

En la Figura 18 se pueden observar los valores de los desequilibrios de cada una de las cargas y nodos principales (según ecuación definida en el capítulo 2.2.2) de la red con la configuración original durante 168 horas del estudio. Los valores deseables de desequilibrio deben mantenerse por debajo de 1.3, y como se aprecia en la figura existen mas de 50 nodos y cargas que superan dicho umbral.



*Figura 19. Tensiones unitarias de las cargas*

La *Figura 19* muestra las tensiones unitarias de las 152 cargas monofásicas de la red a lo largo de 168 horas. Se aprecia claramente como 16 de las cargas presentan sub-tensiones (se considera sub-tensión los valores unitarios inferiores a 0.93) en algún momento.

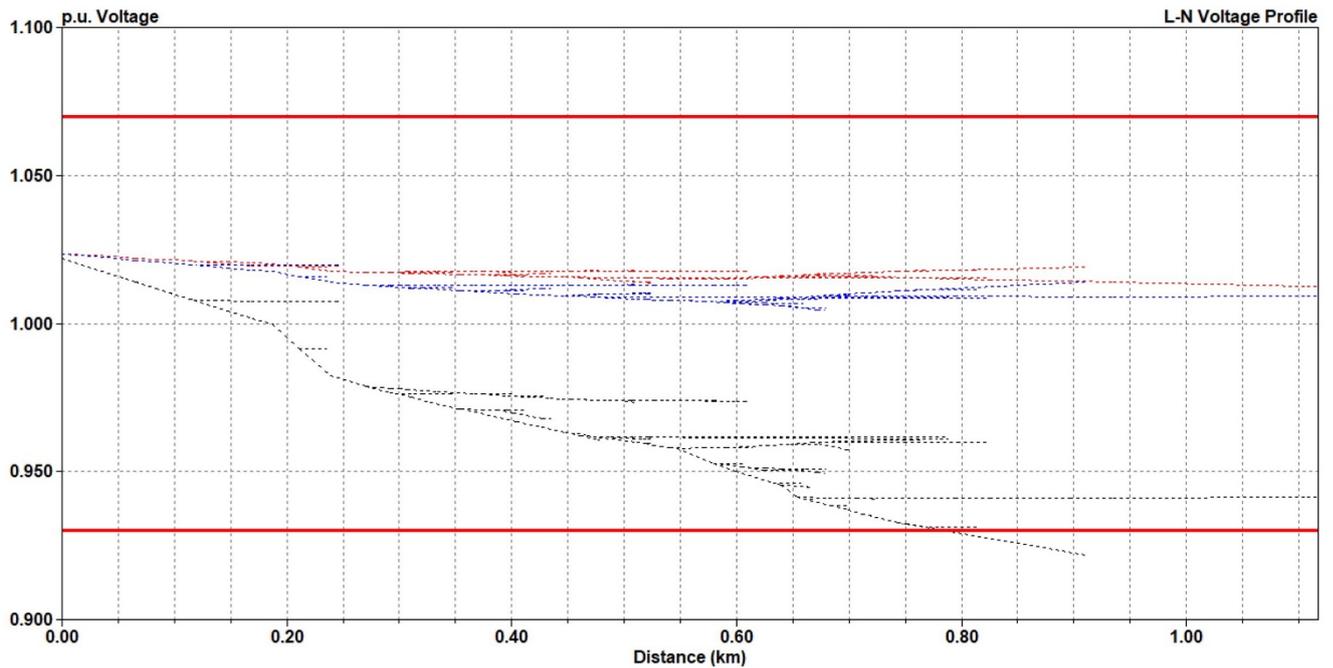


Figura 20. Perfil de tensiones en el instante mas desfavorable

En la *Figura 20* muestra la relación entre las tensiones unitarias por fase de cada una de las cargas y la distancia de estas respecto al transformador de cabecera, en el instante más desfavorable. Esta figura pone de manifiesto que la distancia de las cargas respecto a la cabecera genera sub-tensiones, pero no de una manera reseñable. Lo que hace concluir, que la mayor influencia en las sub-tensiones, y en consecuencia el desequilibrio de la red, es el desequilibrio de cargas por fases que existe en la red. En la *Figura 15* se puede observar cómo la fase R es la más cargada en todo momento, fase que también presenta el mayor desequilibrio

Por último, obtenemos unas pérdidas en el conjunto de la red simulada de 193,5069 kWh, estas pérdidas engloban las existentes en la las líneas de la red y el transformador de cabecera.

## 5.2. RESULTADOS OBTENIDOS CON LAS NUEVAS CONFIGURACIONES

En este capítulo se mostrarán algunos de los resultados obtenidos durante la elaboración de este TFM. Cómo se trató en el *Capítulo 2*, los algoritmos genéticos no siempre arrojarán una solución idéntica a la anterior, además estos resultados dependerán de la configuración del algoritmo genético.

Teniendo en cuenta el número de cargas a analizar es 152 (pues no se tienen en cuenta las cargas trifásicas), y que el número real de cargas que son atacadas es de 16 (el algoritmo ataca únicamente

las cargas con sub-tensiones), y tras múltiples pruebas, la configuración idónea para el algoritmo genético se encuentra dentro de los siguientes rangos:

<b>POBLACIÓN INICIAL</b>	<b>Nº DE GENERACIONES</b>
7-20	10-20

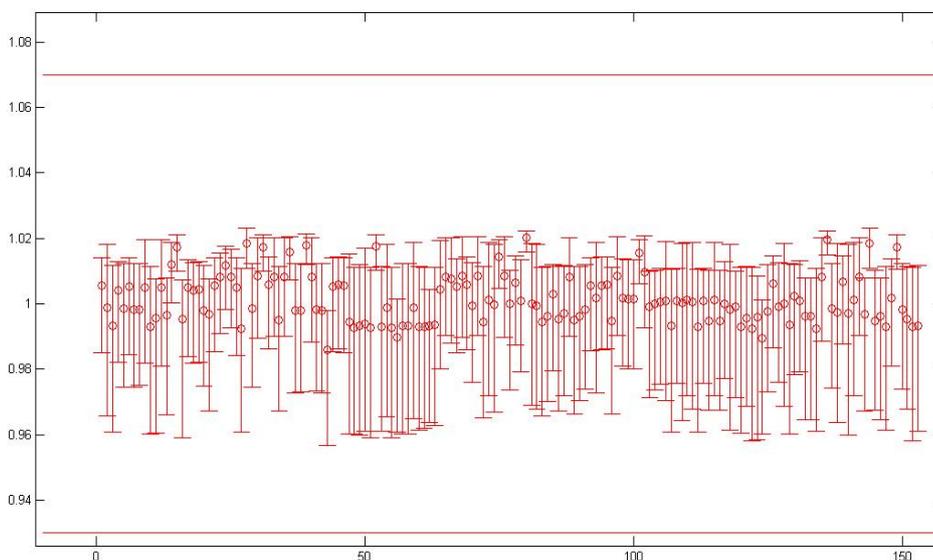
*Tabla 2. RANGOS ALGORITMOS GENÉTICOS*

A continuación, se muestran los resultados obtenidos para cada una de las configuraciones del algoritmo genético, a partir de los datos originales de consumo durante una semana. Los valores obtenidos son valores medios de las múltiples pruebas realizadas para cada una de las configuraciones.

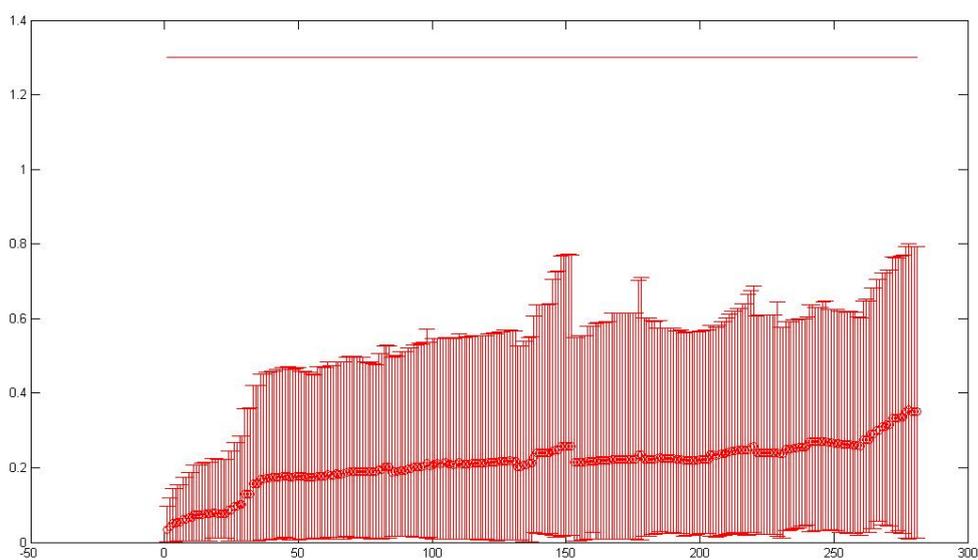
**POBLACIÓN INICIAL: 7    Nº DE GENERACIONES: 15**

TIEMPO TRANSCURRIDO (segundos)	PÉRDIDAS (kWh)	DESEQUILIBRIO MEDIO	Nº DE CAMBIOS	NIVEL DE SUB- TENSIÓN	VALOR PONDERADO
<b>180,9733333</b>	<b>157,7253</b>	<b>0,2271</b>	<b>2,6</b>	<b>0,0491</b>	<b>0,053154193</b>

*Tabla 3. CONFIGURACIÓN P:7 G:15*



*Figura 21. Tensiones unitarias de las cargas. P:7 G:15*



*Figura 22. Desequilibrios en cargas y nodos principales. P:7 G:15*

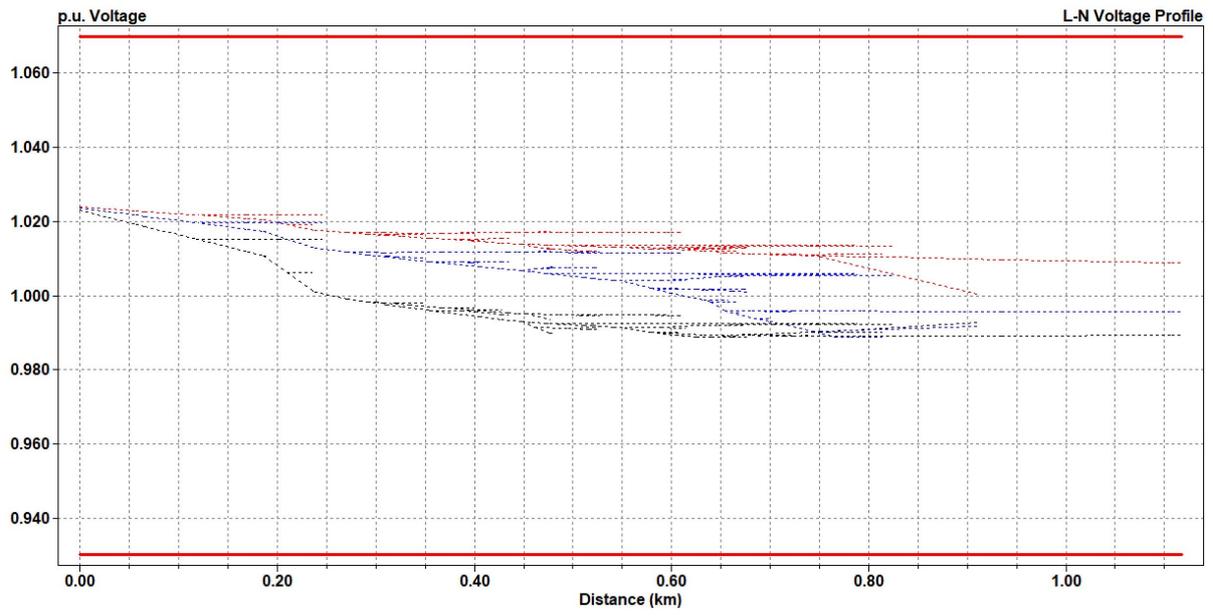
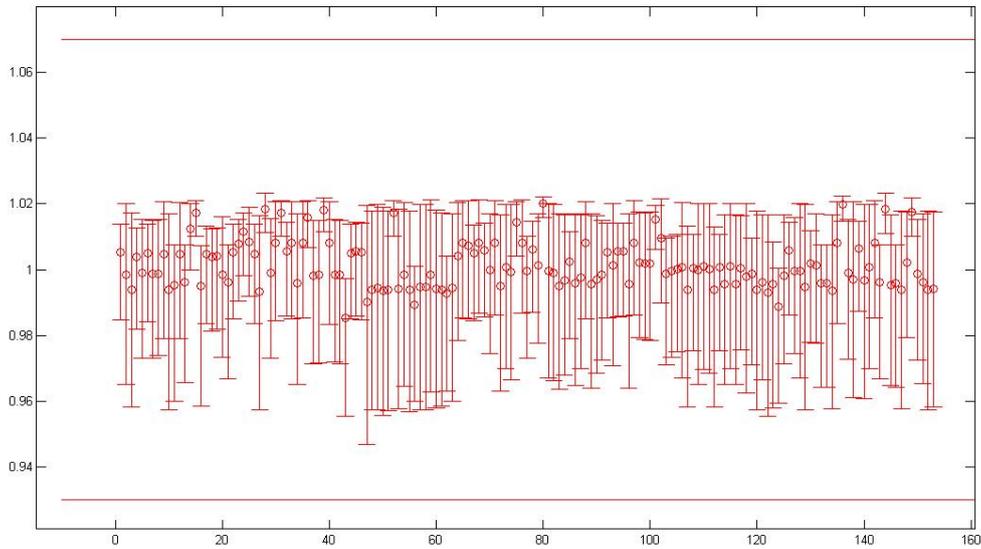


Figura 23. Perfil de tensiones. P:7 G:15

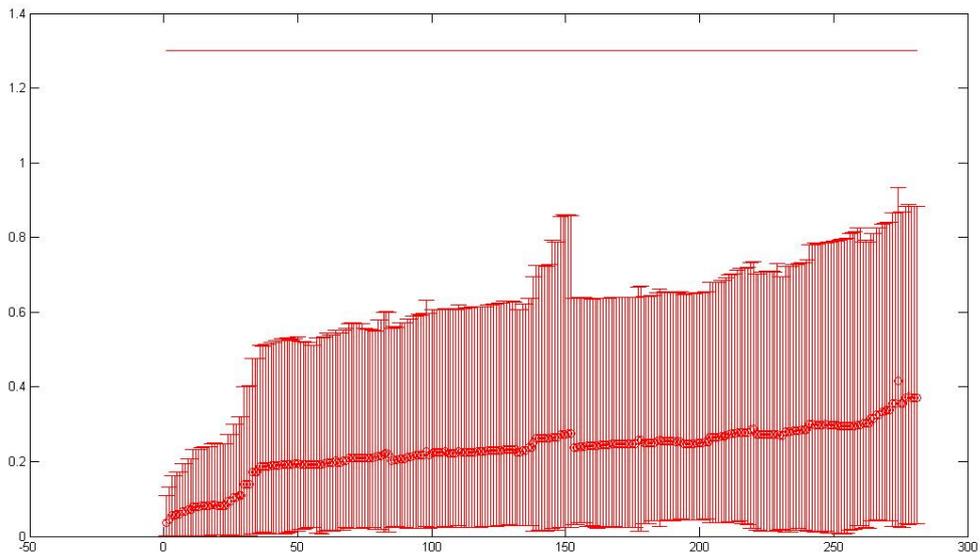
**POBLACIÓN INICIAL: 7    Nº DE GENERACIONES: 10**

TIEMPO TRANSCURRIDO (segundos)	PÉRDIDAS (kWh)	DESEQUILIBRIO MEDIO	Nº DE CAMBIOS	NIVEL DE SUB- TENSIÓN	VALOR PONDERADO
<b>137,16</b>	<b>157,628</b>	<b>0,2139</b>	<b>4,6</b>	<b>0,0493</b>	<b>0,057528184</b>

*Tabla 4. CONFIGURACIÓN P:7 G:10*



*Figura 24. Tensiones unitarias de las cargas. P:7 G:10*



*Figura 25. Desequilibrios en cargas y nodos principales. P:7 G:10*

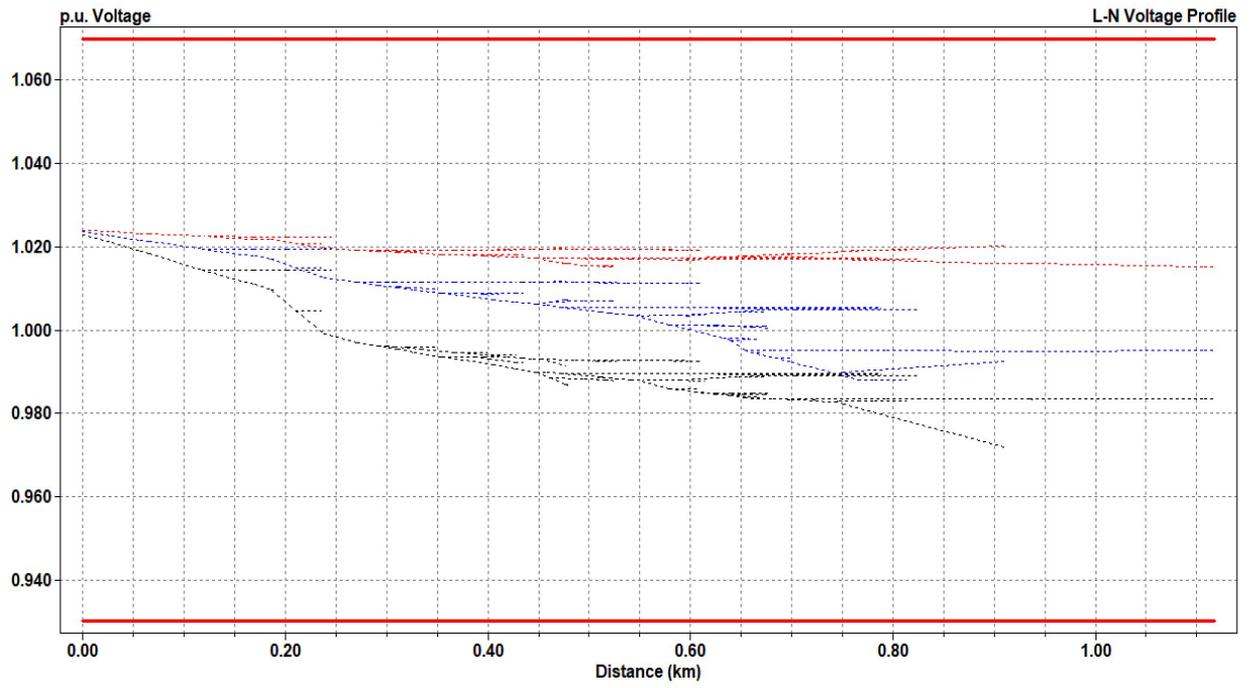


Figura 26. Perfil de tensiones. P:7 G:10

POBLACIÓN INICIAL: 10    Nº DE GENERACIONES: 10

TIEMPO TRANSCURRIDO (segundos)	PÉRDIDAS (kWh)	DESEQUILIBRIO MEDIO	Nº DE CAMBIOS	NIVEL DE SUB- TENSIÓN	VALOR PONDERADO
--------------------------------------	-------------------	------------------------	------------------	--------------------------	--------------------

215,01	159,369	0,2404	4,3	0,0522	0,0596728
--------	---------	--------	-----	--------	-----------

Tabla 5. CONFIGURACIÓN P:10 G:10

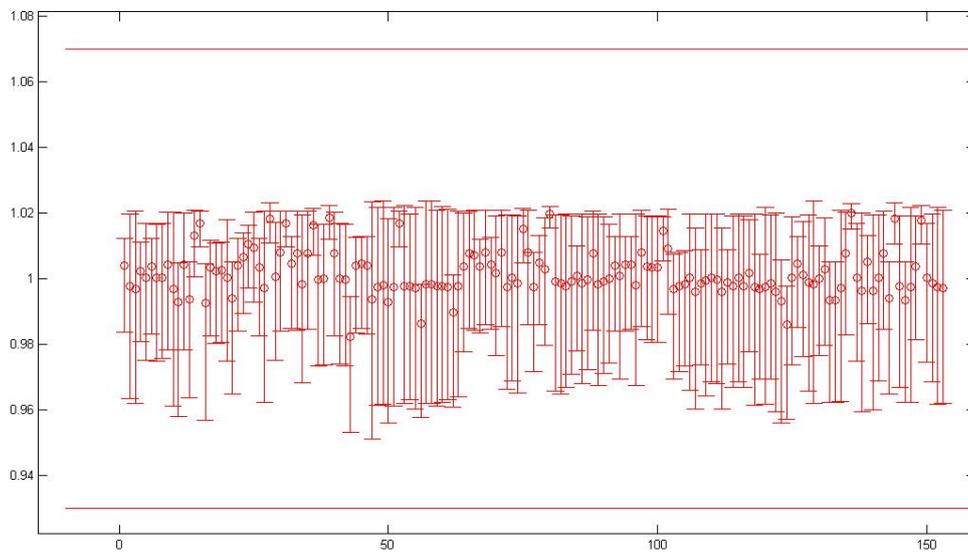


Figura 27. Tensiones unitarias de las cargas. P:10 G:10

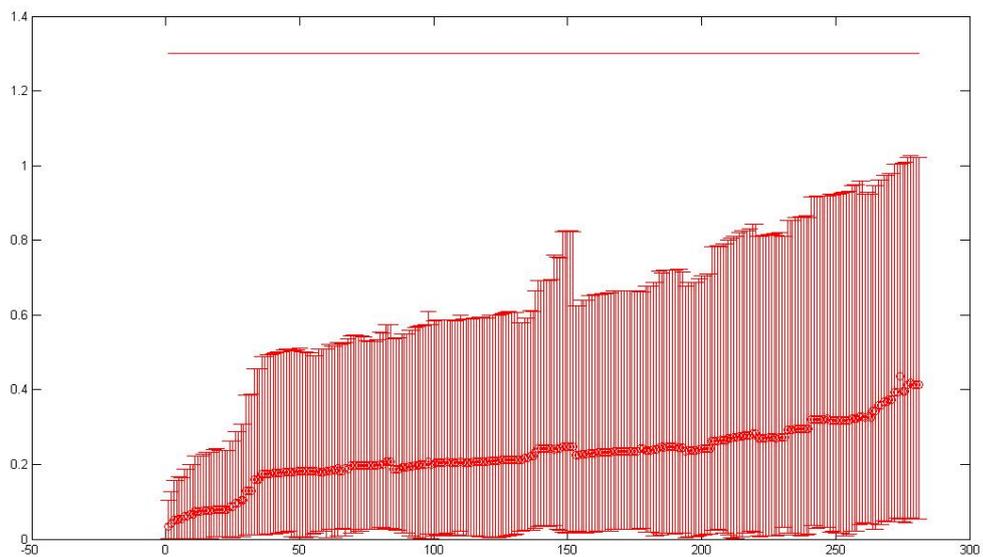


Figura 28. Desequilibrios en cargas y nodos principales. P:10 G:10

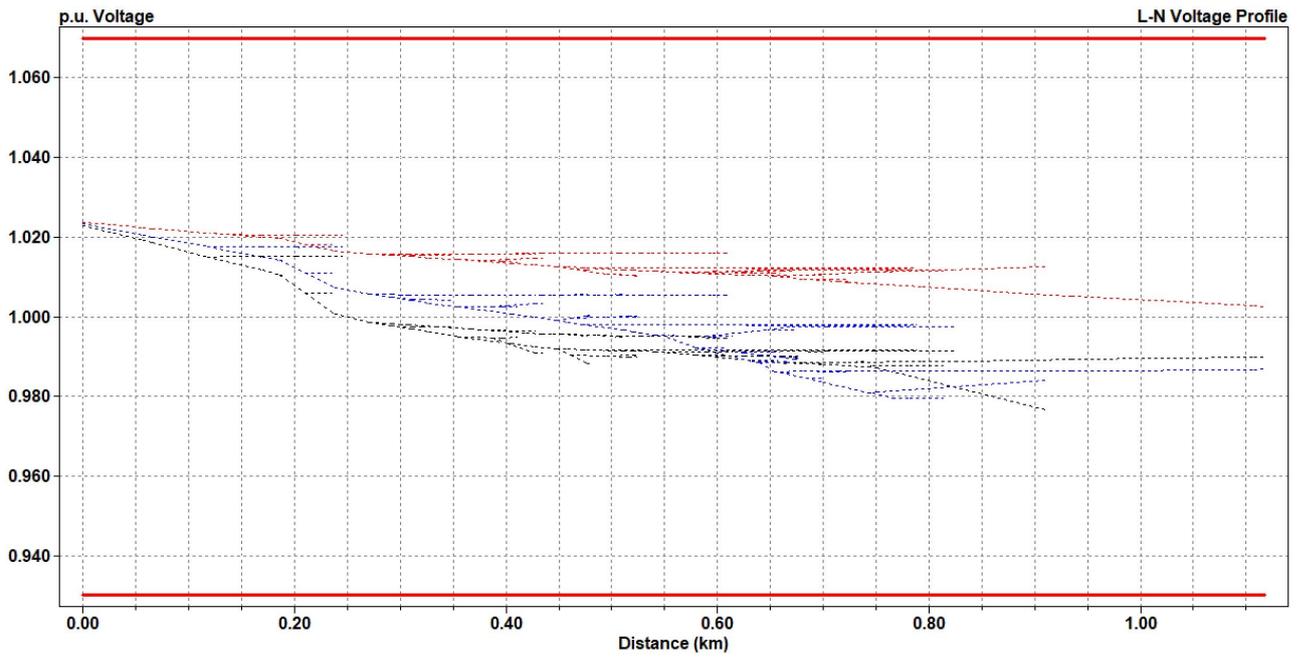
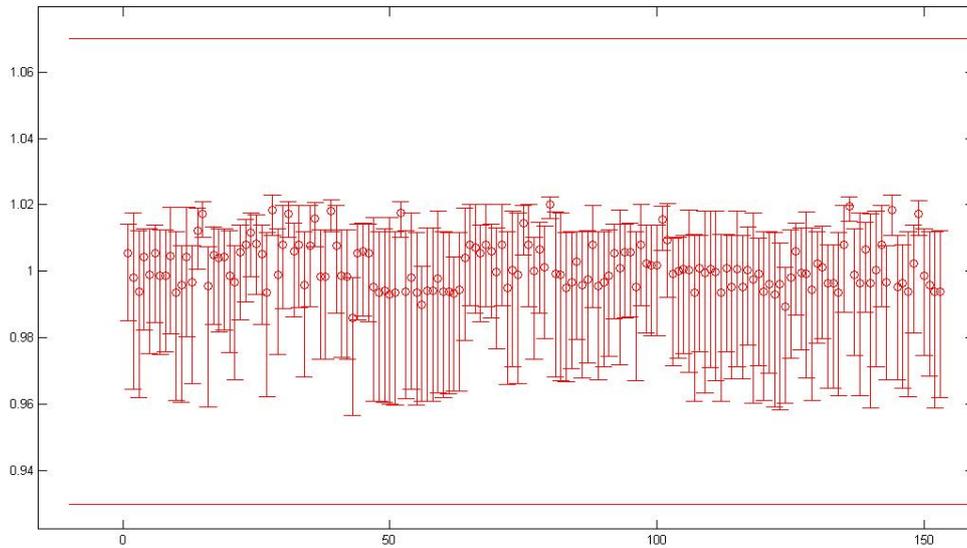


Figura 29. Perfil de tensiones. P:10 G:10

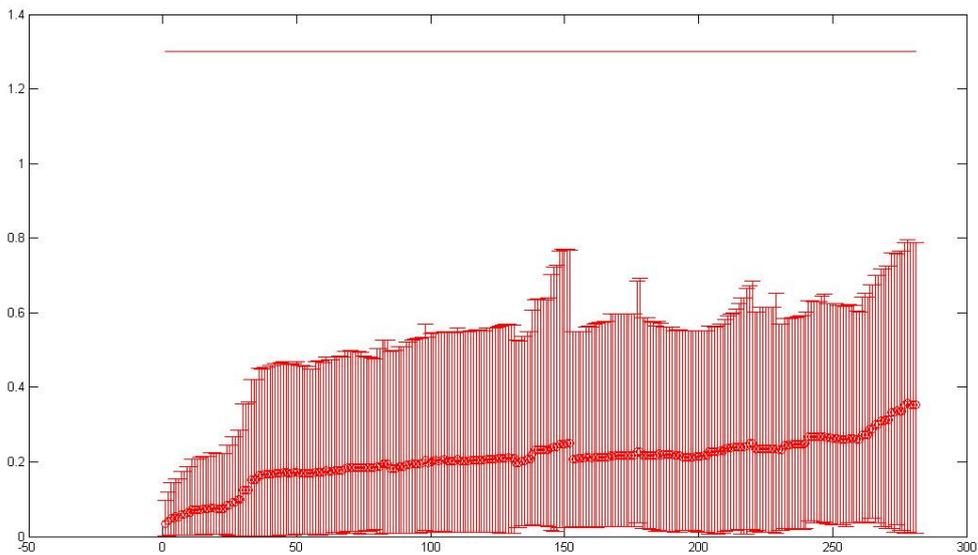
**POBLACIÓN INICIAL: 20    Nº DE GENERACIONES: 20**

TIEMPO TRANSCURRIDO (segundos)	PÉRDIDAS (kWh)	DESEQUILIBRIO MEDIO	Nº DE CAMBIOS	NIVEL DE SUB- TENSIÓN	VALOR PONDERADO
<b>801,42</b>	158,03	0,2198	3,7	0,0452	0,051439518

*Tabla 6. CONFIGURACIÓN P:20 G:20*



*Figura 30. Tensiones unitarias de las cargas. P:20 G:20*



*Figura 31. Desequilibrios en cargas y nodos principales. P:20 G:20*

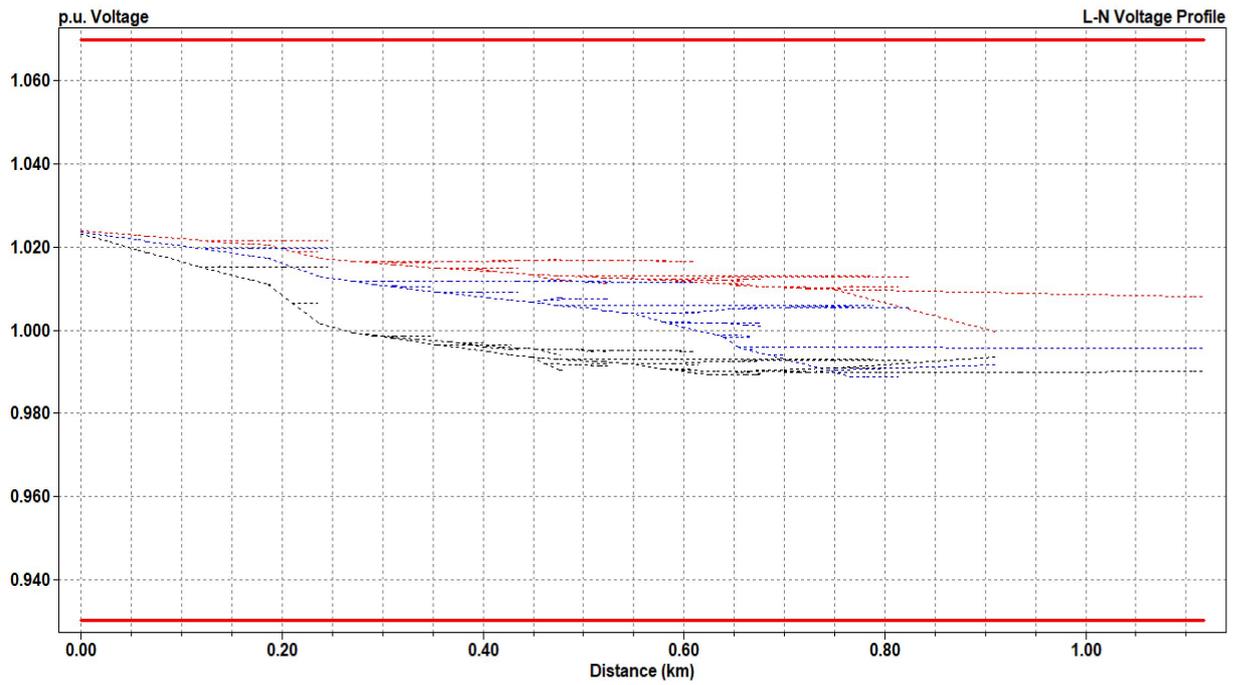


Figura 32. Perfil de tensiones. P:20 G:20

Como resumen de las pruebas mostradas obtenemos la siguiente tabla:

POBLACIÓN INICIAL	Nº DE GENERACIONES	TIEMPO TRANSCURRIDO	PÉRDIDAS kWh	DESEQUILIBRIO MEDIO	Nº DE CAMBIOS	NIVEL DE SUB-TENSIÓN	PONDERACIÓN
20	20	801,42	158,030	0,2197	3,7	0,045153738	0,051439518
7	15	180,97	157,725	0,2270	2,7	0,049052918	0,053154193
7	10	137,16	157,628	0,2139	4,7	0,049290955	0,057528184
10	10	215,01	159,369	0,2403	4,3	0,052210721	0,0596728

Tabla 7. RESUMEN DE CONFIGURACIONES

En la tabla se puede observar que existe pequeñas diferencias entre los resultados obtenidos para cada una de las configuraciones propuestas. Es por ello que, llegados a este punto, se tomará como solución más válida el que menos tiempo de procesamiento ha necesitado, pues será el más eficiente.

### 5.3. COMPARACIÓN ENTRE CONFIGURACIÓN ORIGINAL Y LA CONFIGURACIÓN PROPUESTA POR EL ALGORITMO

En la siguiente tabla se puede observar un resumen de la variación de las principales características entre la configuración original y la configuración propuesta por el algoritmo genético durante la semana de estudio:

	CONFIGURACIÓN ORIGINAL	CONFIGURACIÓN AG	VARIACIÓN
NIVEL DE SUB-TENSIÓN	0,0949	0,0490	0,0459 <b>48,37%</b>
DESEQUILIBRIO MEDIO	0,6185	0,2270	0,3915 <b>62,29%</b>
PÉRDIDAS kWh	193,507	157,725	35,782 <b>18,50%</b>

Tabla 8. CONFIGURACIÓN ORIGINAL VS CONFIGURACIÓN AG

Las mejoras obtenidas son considerables como se puede observar en la tabla, eliminando los niveles de sub-tensiones, evitando así las situaciones antirreglamentarias; disminuyendo en porcentaje el factor de desequilibrio en tensión; y reduciendo las pérdidas en un 48,37%, 62,29% y 18,50% respectivamente, con tan sólo entre 2 y 5 cambios de fase.

## 6. CONCLUSIONES Y LÍNEAS FUTURAS

### 6.1. CONCLUSIONES

En este TFM, se ha planteado una metodología para resolver los problemas de las redes baja tensión debidos a cargas desequilibradas mediante un control basado en algoritmos genéticos. Este algoritmo busca de manera eficiente la menor cantidad de cambios de fase necesarios para restaurar los valores legales de voltaje y reducir con ello las pérdidas eléctricas en la red provocadas por dicho desequilibrio.

El diseño se ha probado sobre el modelo de una red real y ha resultado satisfactorio, actuando sobre menos del 4% de las conexiones monofásicas, se ha alcanzado una mejora notoria del desequilibrio de la red y, en consecuencia, una reducción de 35,78kWh de las pérdidas durante la semana de estudio, lo que supone una disminución del 18%. En términos anuales se obtendría una disminución de más de 1,8 MWh. En el mejor de los resultados obtenidos durante las pruebas, se ha obtenido un resultado similar, actuando un únicamente dos de las fases, lo que supone menos del 2% del total.

Finalmente, es de reseñar, el interés de la empresa distribuidora en implementar los cambios propuestos por este TFM en la red estudiada, para con ello verificar el buen funcionamiento de la solución.

### 6.2. LÍNEAS FUTURAS

Esta metodología puede ser aplicada a cualquier red no balanceada y con ello evitar, o al menos reducir las inversiones en refuerzos de red. Es por ello que el siguiente paso debe ser probar las reconfiguraciones propuestas por el algoritmo diseñado en la red real y estudiar su comportamiento. Además, el futuro se prevé utilizar el algoritmo creado para estudiar otras redes no balanceadas y con un histórico de datos mayor. Con la información obtenida en estos procesos se podrán realizar mejoras en el algoritmo creado.

Otra de las líneas futuras es crear un sistema de control en tiempo real de las cargas, en el que el algoritmo creado en este TFM, decida y ordene los cambios de fases requeridos en cada instante. La gran carga computacional necesaria que se debe dedicar a la resolución de flujos de potencia óptimos, el control de carga directa y el intercambio de fases en tiempo real, así cómo los complejos sistemas

de control requeridos, hacen que estas estrategias de control en tiempo real sean inalcanzables a día de hoy. Además, no existe ese nivel requerido de automatización en las redes de distribución actuales.

## 7. BIBLIOGRAFÍA

- L. Araujo y C. Cervigon Ruckaüer, *Algoritmos Evolutivos: Un Enfoque Práctico*. Madrid: Ra-Ma, 2009.
- J. Arranz de la Peña y A. Parra Truyol, *Algoritmos Genéticos*. Madrid: Universidad Carlos III.
- E. Rodríguez Chamorro y J.M. Maza Ortega, *Análisis del desequilibrio en redes de distribución de baja tensión*. Sevilla: Universidad de Sevilla, 2015.
- UNE-EN 50160, *Características de la tensión suministrada por las redes generales de distribución*. Madrid: AENOR, 2011.
- G. Borrell i Nogueras, *Introducción informal a Matlab y Octave*. Madrid: Universidad Politécnica de Madrid, 2007.
- M. Bell, F. Berkel, and S. Liu, 'Optimal distributed balancing control for three-phase four-wire low voltage grids', in *2017 IEEE International Conference on Smart Grid Communications (SmartGridComm)*, 2017, pp. 229–234.
- 'Definitions of Voltage Unbalance', *IEEE Power Engineering Review*, vol. 22, no. 11, pp. 49–50, Nov. 2002.
- Y. Liu, J. Li, and L. Wu, 'Coordinated Optimal Network Reconfiguration and Voltage Regulator/DER Control for Unbalanced Distribution Systems', *IEEE Transactions on Smart Grid*, pp. 1–1, 2018.
- J. Mathieu, S. Koch, and D. Callaway, 'State estimation and control of electric loads to manage real-time energy imbalance', in *2013 IEEE Power Energy Society General Meeting*, 2013, pp. 1–1.
- F. Shahnia, P. J. Wolfs, and A. Ghosh, 'Voltage Unbalance Reduction in Low Voltage Feeders by Dynamic Switching of Residential Customers Among Three Phases', *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 5, no. 3, pp. 1318–1327, May 2014.
- R. C. Dugan and T. E. McDermott, 'An open source platform for collaborating on smart grid research', in *2011 IEEE Power and Energy Society General Meeting*, 2011, pp. 1–7.