

UCUENCA

Universidad de Cuenca

Facultad de Ingeniería

Maestría en Electricidad, mención en Redes Inteligentes

**“SEGMENTACIÓN DE RED DE UN SISTEMA DE DISTRIBUCIÓN
MEDIANTE TÉCNICAS DE AGRUPAMIENTO POSTERIOR A LA INSERCIÓN DE
VEHÍCULOS ELÉCTRICOS DE CARGA LIVIANA”**

Trabajo de titulación previo a la
obtención del título de
Magister en Electricidad

Autor:

Freddy Marcelo Albarracín Matute

Director:

Patricio Alcides Astudillo Salinas

ORCID: 0009-0000-3485-3472

Cuenca, Ecuador

2023-03-08

Resumen

El presente trabajo de investigación pretende establecer una metodología que permita determinar patrones en una red eléctrica, en este caso de un sistema de distribución en medio voltaje, identificando segmentos de red que presenten inconvenientes desde el punto de vista de cumplimiento de ciertos parámetros eléctricos de operación, ante el incremento de demanda por la inserción de vehículos eléctricos como carga eléctrica adicional en el sistema, bajo diferentes niveles de penetración.

Para esto, se utilizará modelos estocásticos basados principalmente en simulaciones Montecarlo para estimar el incremento de demanda de potencia, bajo diferentes escenarios de penetración de vehículos eléctricos, al igual que se utilizará agrupamiento (clustering), para determinar patrones y zonas de este sistema de distribución que mejor respondan ante estos escenarios, al igual que aquellas que se vean comprometidas. Las características de la red consideradas para el agrupamiento corresponderán a niveles de voltaje, cargabilidad de transformadores y nivel de pérdidas ocasionadas en la red.

El SED (sistema eléctrico de distribución) a ser analizado obedecerá a un caso de estudio de un alimentador real, y el modelamiento de la inserción de vehículos eléctricos se lo realizará para el régimen de carga liviana denominado también de carga lenta en bajo voltaje.

Palabras clave: planificación, sistemas de distribución, vehículos eléctricos, agrupamiento.

Abstract

This research work aims to establish a methodology that allows determining patterns in an electrical network, in this case of a medium voltage distribution system, identifying network segments that present drawbacks from the point of view of compliance with certain electrical operating parameters. , given the increase in demand due to the insertion of electric vehicles as an additional electric charge in the system, under different levels of penetration.

For this, stochastic models based mainly on Monte Carlo simulations will be used to establish the increase in demand under different scenarios of penetration of electric vehicles, in the so-called light or slow charging mode, as well as grouping (clustering) will be used to determine patterns and areas of this distribution system that best respond to these scenarios, as well as those that are compromised. The characteristics of the network considered for the subsequent grouping will correspond to voltage levels, loadability of transformers and level of losses caused in the network.

The EDS (electrical distribution system) to be analyzed will obey a case study of a real feeder, and the modeling of the insertion of electric vehicles will be carried out for the light load regime also called low voltage slow load.

Keywords: planning, distribution systems, electric vehicles, clustering

Índice de contenidos

Resumen.....	2
Abstract.....	3
Índice de contenidos	4
Índice de figuras	6
Índice de tablas	8
Dedicatoria.....	9
Agradecimiento.....	10
1. GENERALIDADES	11
1.1 Introducción.....	11
1.2 Descripción del problema.....	12
1.3 Objetivo General	12
1.4 Objetivos Específicos	12
1.5 Alcance.....	13
2. MARCO TEORICO	13
2.1 Métodos de agrupamiento	13
2.1.1 Métodos de partición	14
2.1.2 Métodos Jerárquicos	15
2.1.3 Métodos basados en la densidad de datos	16
2.2 Método de agrupamiento a utilizar	17
2.3 Algoritmo de k-means.....	18
2.4 Carga de vehículos eléctricos-aspectos regulatorios.....	21
2.5 Caracterización de carga de vehículos eléctricos	23
Demanda.....	23
Inserción por marca	24
Hora de inicio de carga	25
3. METODOLOGIA	26
3.1 Caso de estudio.....	26
3.2 Software a utilizar	28
3.3 Planteamiento Metodológico.....	29

Modelamiento de la inserción de vehículos eléctricos en el sistema de distribución	31
Flujos de carga y obtención de información	36
Aplicación de k-means a la información de los parámetros de interés	37
Agrupamiento de nodos	38
Agrupamiento de tramos	38
Agrupamiento de transformadores	38
Segmentación de red	38
Segmentación de red por nodos	39
Segmentación de red por tramos	40
Segmentación de red por transformadores	41
4. RESULTADOS	42
4.1 Demanda	42
4.2 Segmentación de nodos	46
4.3 Segmentación por tramos	53
4.4 Segmentación por transformadores	61
5. CONCLUSIONES	68
6. RECOMENDACIONES	70
Referencias	71

Índice de figuras

Figura 2.1 Agrupamiento de datos [9].....	14
Figura 2.2 Dendograma utilizado en los métodos jerárquicos [9]	16
Figura 2.3 Algoritmo DBSCAN [11].....	17
Figura 2.4 Curva utilizada en el método del codo [13].....	21
Figura 2.5 Modos de carga de VE [14]	22
Figura 2.6 Niveles de carga de VE [14]	23
Figura 2.7 Curvas de carga VE por marca (Elaboración propia)	24
Figura 2.8 Distribución de probabilidades para la inserción de VE por marca (Fuente: elaboración propia).....	25
Figura 2.9 Distribución de probabilidades para el inicio de carga de VE (Fuente: elaboración propia).....	26
Figura 3.1 Topología del alimentador 221 de la E.E. Azogues (Fuente: E.E.Azogues)	27
Figura 3.2 Esquema de la metodología propuesta (Fuente: elaboración propia)	33
Figura 3.3 Demanda de potencia activa sin VE (Fuente: elaboración propia)	35
Figura 3.4 Demanda de potencia reactiva sin VE (Fuente: elaboración propia)	36
Figura 4.1 Demanda de potencia activa con diferentes niveles de penetración de VE (Fuente: elaboración propia).....	43
Figura 4.2 Error relativo probabilístico (Fuente: elaboración propia)	44
Figura 4.3 Histograma de demanda de potencia activa a las 23h00 (Fuente: elaboración propia).....	46
Figura 4.4 Curvas de codo para el agrupamiento de nodos (Fuente: elaboración propia)	48
Figura 4.5 Agrupamiento de nodos (Fuente: elaboración propia).....	49
a) Penetración del 10%.....	51
b) Penetración del 25%.....	51
c) Penetración del 40%.....	52
d) Penetración del 60%.....	52
e) Penetración del 75%.....	53

Figura 4.6 Segmentación de red por nodos (Fuente: elaboración propia)	53
Figura 4.7 Curvas de codo para el agrupamiento de tramos (Fuente: elaboración propia)	55
Figura 4.8 Agrupamiento de tramos (Fuente: elaboración propia).....	57
a) Penetración del 10%.....	58
b) Penetración del 25%.....	59
c) Penetración del 40%.....	59
d) Penetración del 60%.....	60
e) Penetración del 75%.....	60
Figura 4.9 Segmentación de red por tramos (Fuente: elaboración propia)	60
Figura 4.10 Curvas de codo para el agrupamiento de transformadores (Fuente: elaboración propia)	62
Figura 4.11 Agrupamiento de transformadores (Fuente: elaboración propia)	64
a) Penetración del 10%.....	66
b) Penetración del 25%.....	66
c) Penetración del 40%.....	67
d) Penetración del 60%.....	67
e) Penetración del 75%.....	68
Figura 4.12 Segmentación de red por transformadores (Fuente: elaboración propia) ..	68

Índice de tablas

Tabla 3.1 Características generales alimentador 121	28
Tabla 3.2 Estratos de consumo clientes residenciales E.E. Azogues	33
Tabla 3.3 Criterios de clasificación por nodos	39
Tabla 3.4 Criterios de clasificación por tramos	40
Tabla 3.4 Criterios de clasificación por transformadores	41
Tabla 4.1 Resultados y clasificación de nodos	50
Tabla 4.2 Resultados y clasificación de tramos	57
Tabla 4.3 Resultados y clasificación de tramos	64

Dedicatoria

A mi esposa e hijos: Verónica, Joaquín y Julián; y a mis padres Luz y Vicente.

Freddy Marcelo Albarracín Matute

Agradecimiento

A la Empresa Eléctrica Azogues y funcionarios que formaron parte del desarrollo del presente trabajo de investigación.

A la Universidad de Cuenca y docentes de la Maestría en electricidad, Cohorte II, y de manera particular a Patricio Astudillo por dirigir el presente trabajo de titulación.

De manera especial a mi esposa Verónica, por su apoyo permanente y compañía incondicional.

Freddy Marcelo Albarracín Matute

1. GENERALIDADES

1.1 Introducción

La inminente incorporación de vehículos eléctricos en el sistema de transporte, plasmado en políticas públicas y en la planificación nacional [1], implica un incremento de demanda en el recurso energético utilizado, en este caso el eléctrico, lo cual tendrá un impacto directo en los sistemas eléctricos, principalmente en los de distribución por ser los que participan directamente en el provisionamiento de energía a estas nuevas cargas, impacto que tiene que ser analizado y previsto desde la perspectiva de la planificación.

En este contexto, es relevante contar con herramientas que permitan realizar una planificación adecuada, y prever escenarios futuros basados en estimaciones técnicas, y así tomar las acciones correspondientes en pro de mantener un suministro de energía eléctrica eficiente, garantizando la calidad del mismo.

En lo que respecta al análisis de la carga de vehículos eléctricos, ya sea mediante carga lenta o rápida, existen una cantidad importante de trabajos de investigación orientados a este ámbito, enfocados principalmente a determinar el impacto en la infraestructura eléctrica de manera cuantitativa como en el caso de [2] y [3], lo cual puede ser complementado mediante la identificación de patrones en la topología de una red, que permita agrupar los segmentos de la misma que obedezcan a ciertas características, lo cual es de interés en la planificación a corto plazo.

Técnicas de agrupamiento derivadas del Machine-learning, conocidos comúnmente como *clustering*, son una alternativa para determinar patrones de datos, según las características a ser analizadas, lo cual puede ser aplicado al análisis de información en sistemas eléctricos, como los realizados en [4] y [5].

1.2 Descripción del problema

Los estudios y análisis de impacto realizados en los sistemas eléctricos de distribución, son abordados mayoritariamente con la finalidad de obtener resultados cuantitativos, que si bien son de suma importancia, podrían ser procesados con la finalidad de determinar la posible ocurrencia de patrones que permitan un mayor entendimiento de estos. Por tanto, se torna relevante la necesidad de identificar la información resultante de manera gráfica y segmentada sobre determinada topología de red posterior a determinado análisis, como es el caso de la inserción de carga de vehículos eléctricos, con la finalidad de contar con una alternativa importante en la planificación de sistemas eléctricos.

1.3 Objetivo General

Desarrollar un modelo basado en procesos de agrupamiento (clustering) en un sistema eléctrico de distribución sometido a incrementos de demanda por la inserción de carga de vehículos eléctricos, que permita segmentar la red del sistema según el comportamiento del mismo.

1.4 Objetivos Específicos

- Desarrollar un modelo que permita crear multiescenarios en la demanda de energía eléctrica por la inserción de vehículos eléctricos.
- Realizar una revisión conceptual de los algoritmos de clustering, y establecer el más adecuado.
- Desarrollar el algoritmo de clustering adecuado utilizando los resultados obtenidos en las simulaciones realizadas en el SED.
- Identificar los segmentos de red que puedan ser definidos para los diferentes escenarios de penetración de VE.

1.5 Alcance

En el presente trabajo de investigación se analizará y evaluará la incorporación de demanda por la carga de VE mediante un modelo que permita determinar segmentos de red de un SED utilizando el algoritmo de clusterización más adecuado, luego de la revisión conceptual correspondiente. Para la incorporación de demanda por la carga de VE se considerará únicamente el régimen de carga liviana o de carga lenta, es decir aquella que será realizada por los consumidores en bajo voltaje, y los resultados obtenidos para cada escenario del SED se los obtendrá mediante simulaciones de flujos de potencia en medio voltaje, utilizando software dedicado para estos fines.

Para estimar el comportamiento de la incorporación de VE, se utilizarán modelos estocásticos basados en simulaciones Montecarlo que mejor represente esta dinámica.

2. MARCO TEORICO

2.1 Métodos de agrupamiento

El machine learning (ML) como una rama de la Inteligencia Artificial, permite identificar patrones en volúmenes grandes de datos, al igual que permite realizar predicciones con la utilización de los mismos [6].

Dentro del ML existen técnicas de clasificación y agrupamiento, los cuales pueden ser de dos tipos, de aprendizaje supervisado y aprendizaje no supervisado. El aprendizaje supervisado considera datos etiquetados, los cuales servirán en las etapas de entrenamiento de determinado algoritmo, en tanto que en el aprendizaje no supervisado, los datos no cuentan con etiqueta alguna [7]. En ambos casos, luego de que el algoritmo es aplicado, los datos futuros u observaciones son asignados al grupo determinado por el algoritmo.

En [8] se define el problema de agrupamiento como:

Dado un conjunto de puntos de datos, separarlos o agruparlos en un conjunto de grupos que sean lo más similares posible.

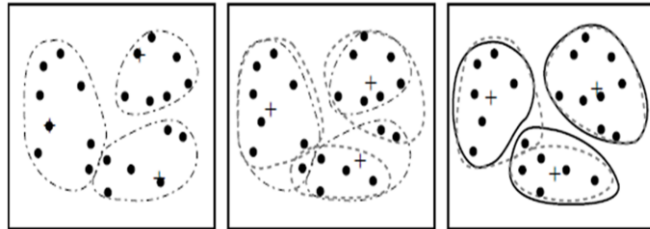


Figura 2.1 Agrupamiento de datos [9]

Existe una gran cantidad de técnicas de agrupamiento que actualmente constan en la literatura dedicada al ML y minería de datos, cuya pertinencia obedece principalmente al tipo de datos a ser analizados y su origen. Estas técnicas se pueden clasificar en términos generales en métodos de partición, métodos jerárquicos y métodos basados en la densidad de los datos [8].

2.1.1 Métodos de partición

Este método utiliza básicamente las distancias existentes entre los datos para su agrupamiento según su similitud, formando clusters que no se solapan entre ellos. Entre los algoritmos más comunes para crear las particiones tenemos:

k-means: Es un algoritmo que funciona de manera iterativa, cuyos valores representativos o centroides de cada partición k corresponden a la media de los datos de subyacentes de cada clúster en cada iteración. Este algoritmo es considerado uno de los más simples y robustos en aplicaciones de agrupamiento [10].

k-medianas: Es un algoritmo similar al k-means, con la diferencia que en la actualización de centroides en cada iteración, utiliza la mediana de los puntos que conforman los clusters identificados. Es más estable al ruido cuando existen valores

extremos debido a que está basado en la mediana de los datos.

k-medoids: En este método los candidatos a centroides pertenecen exclusivamente a los datos a ser agrupados. Estas técnicas son particularmente útiles en los casos en que los puntos de datos que se van a agrupar son objetos arbitrarios y que por la característica de sus datos no tenga sentido encontrar los valores de la media o mediana, como por ejemplo valores discretos. Este método normalmente requiere muchas más iteraciones que los dos métodos anteriores, precisamente por recorrer todos los puntos como centroides candidatos [8].

2.1.2 Métodos Jerárquicos

En este método, los clusters son representados jerárquicamente mediante dendogramas (árboles de clasificación). Los clusters pueden ser determinados por la máxima distancia necesaria para conectar partes de los clusters. Estos algoritmos no proporcionan una partición única del conjunto de datos, sino que proporcionan una amplia jerarquía de grupos que se fusionan entre sí a ciertas distancias [9]

Dependiendo de si ésta representación jerárquica se crea de arriba hacia abajo o de abajo hacia arriba, éstas pueden considerarse aglomerantes o disociativas también llamadas divisivas. En la Figura 2.2 se muestra precisamente una representación de un dendograma.

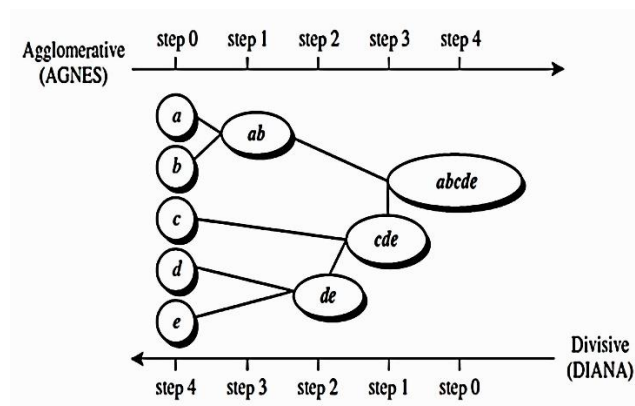


Figura 2.2 Dendograma utilizado en los métodos jerárquicos [9]

Aglomerativos. - También llamados ascendentes por la manera de formar el dendograma. Inicia considerando cada individuo como un clúster, y los va asociando sucesivamente de manera ascendente, hasta que al final todos los datos pertenecen a un mismo clúster representado en el dendograma.

Disociativos. - Este método considera un proceso inverso a los aglomerativos. Inicia considerando un clúster que engloba a todos los sujetos, y a través de sucesivas divisiones se van formando clusters más pequeños hasta que los clusters sean indivisibles.

Los resultados obtenidos utilizando los métodos jerárquicos como técnica de agrupamiento, dependerá de la medida de distancia y similitud elegida, la primera para determinar la semejanza entre puntos y la segunda para los clusters que se van formando en el proceso de agrupamiento. Los métodos jerárquicos no son recomendables cuando existe una gran cantidad de datos a ser agrupados [8].

2.1.3 Métodos basados en la densidad de datos

Mediante este método, los clusters se van formando según la densidad de sus datos, las regiones más densas formarán un clúster, en tanto que los puntos que no son parte de un clúster debido a su densidad, son clasificados como ruido. Los diferentes métodos que se basan en la densidad de datos, difieren en la forma de las regiones utilizadas para determinar el grado de densidad, por ejemplo los métodos basados en cuadrículas utilizan precisamente una región cuadrangular, en tanto que el algoritmo DBSCAN utiliza regiones circulares con radio R como región de análisis, el cual busca los 'core objects', que son los objetos que cumplen un nivel de densidad (número de vecinos predefinido) en un radio R , luego cada 'core object' expande sus clusters con los objetos que son alcanzables indirectamente. Los métodos basados en densidad no son recomendables cuando hay una

densidad muy variable en los datos [11] y tampoco pueden ser utilizados de manera significativa cuando los datos son de naturaleza discreta [8]. En la Figura 2.3 se muestra una representación del algoritmo DBSCAN.

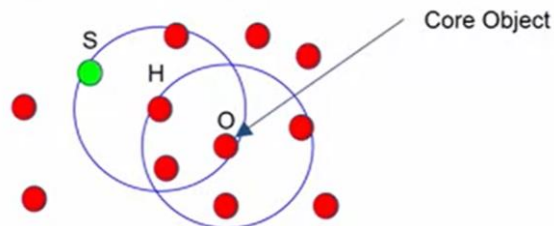


Figura 2.3 Algoritmo DBSCAN [11]

2.2 Método de agrupamiento a utilizar

En este contexto, ante las múltiples opciones de métodos de clusterización, previo a determinar cuál es el más apropiado, es importante analizar el tipo, volumen, y el nivel de dispersión de los datos, entre otros aspectos.

A continuación se muestran ciertas consideraciones importantes de la información a agrupar:

- Las características a ser agrupadas corresponden a parámetros eléctricos, y por ende la naturaleza de sus datos es continua y no discreta.
- El número de objetos, esto es: nodos, tramos de red y transformadores, corresponden a una cantidad importante de datos.
- La densidad de datos de las características a agrupar no necesariamente es uniforme, ya que el grado de dispersión puede variar de un escenario a otro.

Con estas consideraciones, en el presente trabajo de investigación se optará por un método de partición, ya que los dos métodos restantes podrían no ser la mejor opción por las siguientes razones:

- Los métodos jerárquicos como se había referido en el apartado anterior, no son recomendables cuando el volumen de elementos y por ende de atributos es grande, y considerando que los elementos a ser agrupados supera los 2.000 en algunos casos, se obtendrían dendogramas muy grandes y difíciles de interpretar.
- Los métodos basados en la densidad de datos funcionan adecuadamente cuando precisamente la densidad de estos es uniforme. En el caso de los atributos a ser agrupados en el presente trabajo, como se verá mas adelante presentan una densidad variable, por lo que al utilizar la densidad de datos como referencia, se podría incurrir en un sobreagrupamiento innecesariamente o se podría clasificar como ruido información importante, al no identificarla dentro de un clúster debido a su dispersión.
- El algoritmo más ampliamente utilizado para clusterización [8], y que se ajusta adecuadamente a la información a ser agrupada, según lo indicado anteriormente son los métodos de partición.

Ahora bien, el método de partición a utilizar es el denominado k-means o k-medias, ya que como se demuestra matemáticamente en [8] página 90, el escoger la media de los puntos de un cluster como centroide, minimiza la suma del error cuadrático (SSE) de todos los puntos pertenecientes a dicho cluster, término que se revisará con mayor detalle en el siguiente sección.

En este sentido, en el siguiente apartado se detallará el algoritmo k-means.

2.3 Algoritmo de k-means

El algoritmo inicia escogiendo aleatoriamente k puntos representativos como centroides iniciales, luego cada punto a ser agrupado es asignado al centroide más cercano,

utilizando el criterio de distancia elegido (la distancia euclidiana es una de las más comunes). Una vez determinados los clusters iniciales, se actualizan los centroides de cada grupo. Este proceso se repite hasta que algún criterio de convergencia sea satisfecho.

Los criterios de convergencia pueden ser:

- Los centroides no varíen desde el proceso iterativo anterior.
- Los puntos asignados a cada clúster no varíen desde el proceso iterativo anterior, o por lo menos un porcentaje de ellos.
- Se cumpla el número de iteraciones determinado.

Un resumen del algoritmo básico es el siguiente:

-
- 1: **Elegir** k puntos como centroides iniciales
 - 2: **Repetir**
 - 3: **Formar** k clusters asignando cada punto al clúster más cercano
 - 4: **Recalcular** el centroide de cada clúster mediante la media de los puntos subyacentes
 - 5: **Hasta** que el criterio de convergencia sea satisfecho
-

Las medidas de distancia comunes, utilizadas para determinar la correspondencia de los puntos a un clúster determinado, son Manhattan, Euclidiana, del coseno, entre otras, aunque la más popular para el algoritmo k-means es la distancia euclidiana [8] como se había señalado anteriormente.

La agrupación por k-means es en esencia un problema de optimización, cuyo objetivo es minimizar la suma del error cuadrático (SSE por sus siglas en inglés Sum of Squared Errors) entre cada punto y su centroide, indicado en la ecuación 2.1, esto es:

Dado un conjunto de datos $D = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_N\}$, y agrupaciones de datos luego de

aplicar k-means dado por $C = \{C_1, C_2, C_3 \dots C_K\}$, el SSE está dado por la ecuación 2.1, donde c_k es el centroide del cluster C_k .

$$SSE(C) = \sum_{k=1}^K \sum_{x_i \in C_k} \|x_i - c_k\|^2 \quad (2.1)$$

$$c_k = \frac{\sum_{x_i \in C_k} x_i}{C_k} \quad (2.2)$$

Es así que, los procesos iterativos de actualización de los centroides y por ende de los clusters, tienden a minimizar el SSE y convergiendo a un mínimo local.

Entre los factores que influyen en el rendimiento del algoritmo k-means se tiene:

- Determinar los centroides iniciales.
- Establecer el número de clusters k.

El método más simple y ampliamente utilizado para establecer los centroides iniciales, es escogerlos de manera aleatoria [8].

No existe un método exacto para establecer el número de clusters k, por lo que en la literatura existen algunos algoritmos o métodos que han sido desarrollados para estimar k. En el presente trabajo de investigación se ha optado por el denominado “método del codo”, debido a que este muestra el comportamiento de varios escenarios en cuanto al número de clusters y su fácil interpretación permite decidir por la opción más adecuada .

El método del codo busca un valor de k, tal que un valor siguiente de k no implique una disminución significativa de la distancia media inter-clúster, o lo que es lo mismo la suma del error cuadrático SSE indicado en la ecuación 2.1 no varíe significativamente [12].

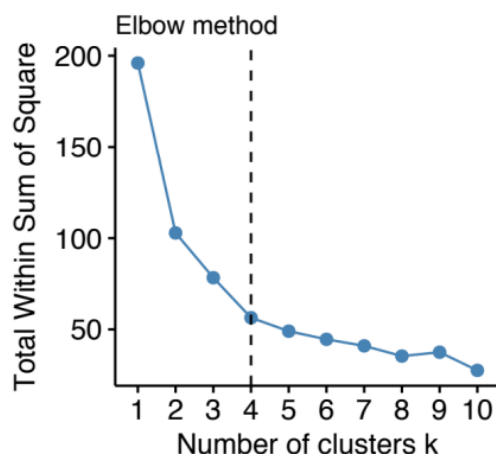


Figura 2.4 Curva utilizada en el método del codo [13]

2.4 Carga de vehículos eléctricos-aspectos regulatorios

Mediante Resolución ARCERNNR-011/2022, la Agencia de Regulación y Control de Energía y Recursos Naturales no Renovables (ARERNNR), aprueba el *Pliego Tarifario para los Proveedores del Servicio de Carga de Energía a Vehículos Eléctricos para el año 2022*, que si bien regula el esquema tarifario para proveedores, especifica los modos y niveles de carga de vehículos eléctricos para el Ecuador [14], según se muestra en la Figura 2.5 y 2.6.

En lo que corresponde a los niveles de carga, la ARCERNNR establece lo indicado en la Figura 2.6. Como se ha señalado en la parte introductoria, el presente trabajo de investigación considera el régimen de carga liviana denominado también de carga lenta en bajo voltaje, es decir el que correspondo al Modo 2 y Nivel 1 AC.

En el mismo contexto, mediante Resolución Nro. ARCERNNR 009-2022, se aprueba el *Pliego Tarifario del Servicio Publico de Energía Eléctrica para el año 2022*, el cual señala que




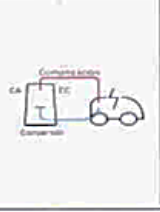
Modo	Gráfico	Descripción	Características
Modo 1		Conexión entre un tomacorriente estándar de una red de suministro de AC y un vehículo eléctrico sin comunicación ni características de seguridad adicionales.	<ul style="list-style-type: none"> - Comúnmente usado para carga de vehículos eléctricos pequeños (motos, bicicletas, scooters y demás). - Modo en desuso debido al potencial peligro que representa.
Modo 2		Conexión entre un tomacorriente estándar de una red de suministro de AC y un vehículo eléctrico con comunicación y características de seguridad adicionales.	<ul style="list-style-type: none"> - Mejor nivel de protección que el modo 1. - La caja de control protege al cable y al vehículo aguas abajo. - El conector y la red eléctrica son susceptibles a posibles daños.
Modo 3		Conexión de un vehículo eléctrico a un equipo de suministro de AC, conectado permanentemente a una red de suministro de AC con comunicación y características de seguridad adicionales.	<p>Conductor adicional en el conjunto de cables de carga denominado "piloto de control", el cual tiene las siguientes funciones:</p> <ul style="list-style-type: none"> -Verificación de una correcta conexión entre el vehículo y la red. -Monitoreo continuo del conductor para protección a tierra. -Conexión y desconexión del sistema. -Selección del tipo de carga.
Modo 4		Conexión de un vehículo eléctrico a una red de suministro de AC utilizando un equipo de suministro de DC, con comunicación (de alto nivel) y características de seguridad adicionales.	<ul style="list-style-type: none"> - Conexión indirecta del vehículo a la red utilizando un cargador externo - Uso extendido en estaciones de carga de corriente continua y principalmente para carga rápida.

Figura 2.5 Modos de carga de VE [14]

la tarifa con demanda horaria para vehículos eléctricos (VE), aplica a los consumidores sujetos a la categoría general, en bajo voltaje, que posean un VE, y que para esta tarifa los vehículos tendrán un régimen de carga liviana o lenta, en condiciones de demanda de hasta 10 kW servidos en bajo voltaje [15].




Nivel	Gráfico	Descripción
Nivel 1 AC		<p>Corriente: Alterna (AC) Nivel de voltaje: usualmente hasta 120 V En términos generales, la carga de nivel 1 se refiere al uso de una toma de corriente doméstica estándar. Este tipo de carga se encuentra expandido en el sector residencial y en la mayoría de los lugares de trabajo.</p>
Nivel 2 AC		<p>Corriente: Alterna (AC) Nivel de voltaje: usualmente hasta 240 V El circuito exclusivo que requiere esta instalación utiliza corrientes entre 20 y 80 A. Es común encontrar este tipo de carga en los lugares de trabajo y zonas de acceso público, aunque dependiendo de las condiciones, también presenta aplicaciones residenciales.</p>
DCFC		<p>Corriente: Directa o Continua (DC) Nivel de voltaje: usualmente hasta 480 V de entrada La carga rápida en DC – DCFC (DC Fast Charging), generalmente, se ubica a lo largo de corredores eléctricos donde existe tráfico pesado (carreteras principalmente) y en estaciones de servicio público.</p>

Figura 2.6 Niveles de carga de VE [14]

2.5 Caracterización de carga de vehículos eléctricos

Demanda

En cuanto a la demanda de vehículos eléctricos, esta depende sustancialmente del modelo de VE, y entre otros aspectos del fabricante. De igual manera, la demanda en términos de potencia de los VE estará en función del modo de carga a emplearse, que como se ha mencionado, se considerara únicamente el de carga lenta o liviana.

En el presente trabajo de investigación, se adopta las mediciones de carga que se hace referencia en [16], que tiene como base un estudio realizado por el MEER y ARCONEL (ahora MERNNR y ARCERNNR respectivamente), que como se indica considera las curvas de carga de 6 modelos de vehículos eléctricos en su análisis, que obedecían al mercado existente en ese momento.

Las curvas de demanda de potencia activa, se muestran en la Figura 2.7.

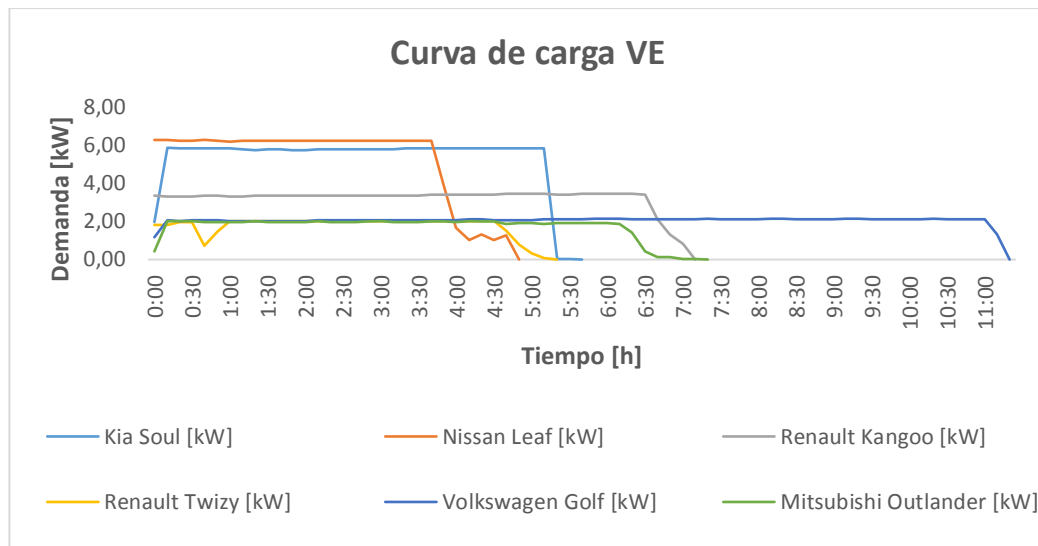


Figura 2.7 Curvas de carga VE por marca (Elaboración propia)

Inserción por marca

En [16] se hace referencia a una estimación de la penetración de vehículos eléctricos desagregada por las marcas consideradas en el estudio indicado en el párrafo anterior, para lo cual se caracteriza mediante la distribución de probabilidades en la adquisición por cada marca de vehículo, tal como se muestra en la Figura 2.8

Esta información según se indica en [16], ha sido determinada en función del comportamiento de mercado en cuanto a las ventas registradas estadísticamente en el año 2015. En el presente trabajo se considera estos resultados como una referencia para las simulaciones a efectuar, como una aproximación a la realidad local.

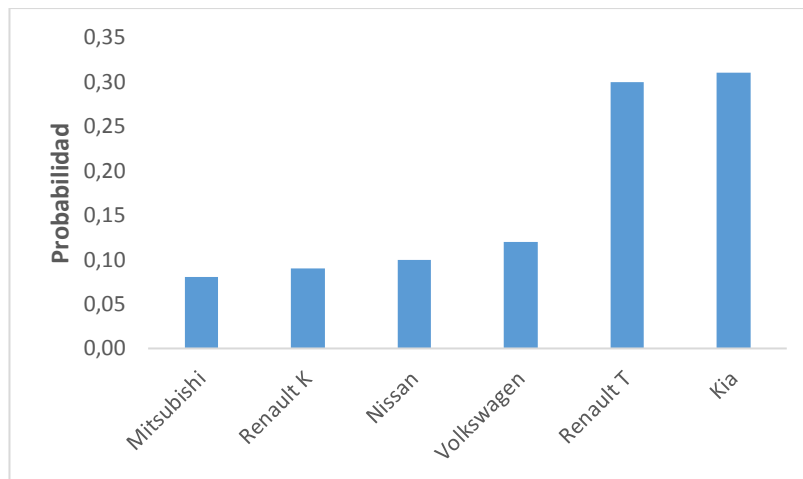


Figura 2.8 Distribución de probabilidades para la inserción de VE por marca (Fuente: elaboración propia)

Hora de inicio de carga

Se acoge también la estimación referida realizada en [16], en cuanto a la distribución de probabilidades de la hora de inicio de carga, según se muestra en la Figura 2.9.

Esta distribución de probabilidades considera entre sus premisas, los cargos tarifarios establecidos en [14], los cuales pretenden trasladar desde las 22h00 la demanda energética producto de la carga de vehículos en bajo voltaje.

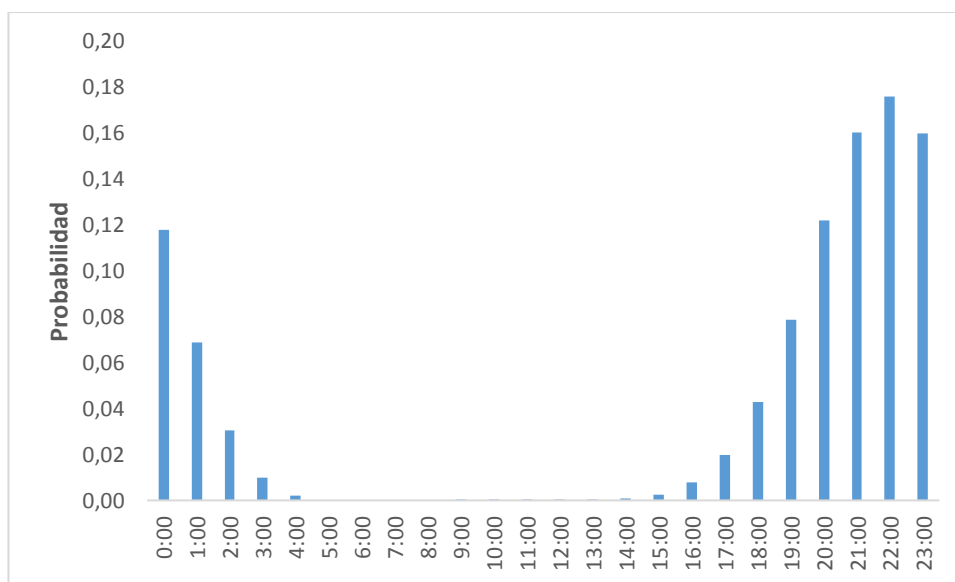


Figura 2.9 Distribución de probabilidades para el inicio de carga de VE (Fuente: elaboración propia)

3. METODOLOGIA

3.1 Caso de estudio

Como se había referido anteriormente, el presente trabajo de investigación tiene como objetivo segmentar una red de distribución según el comportamiento de la misma, posterior a la inserción de VE, aplicando para esto clustering.

En este caso, el modelo a desarrollar y detallado más adelante, será aplicado a un alimentador real de distribución, que actualmente se encuentra operativo en la Empresa Eléctrica Azogues, y que corresponde al denominado “Alimentador 221”, cuya topología se muestra en la Figura 3.1. Es importante mencionar que la información que se muestra sobre este alimentador, así como las bases de datos, perfiles de carga, etc., ha sido facilitada por la Empresa Distribuidora referida, con corte al mes de junio del año 2022.

Se ha determinado que este alimentador es un candidato adecuado para el análisis

que se pretende realizar, debido a las siguientes razones:

- El alimentador sirve a un importante número de usuarios urbanos, en relación a la totalidad de consumidores (60%), y se esperaría que la inserción de vehículos eléctricos inicialmente apunte a este nicho de mercado.
- El número de clientes residenciales que corresponde a los cuatro estratos de consumo más altos A1, A, B, C de este alimentador, es el que mayor representatividad tiene con respecto a los otros alimentadores (30%), y considerando que el 75% del total de clientes de la Empresa Distribuidora pertenecen a los estratos más bajos, es decir D y E, hace prever que el nivel de consumo sea relevante para el análisis.
- El crecimiento urbano en los sectores de la ciudad que son servidos por el alimentador considerado, ha sido sostenido e importante en el tiempo.

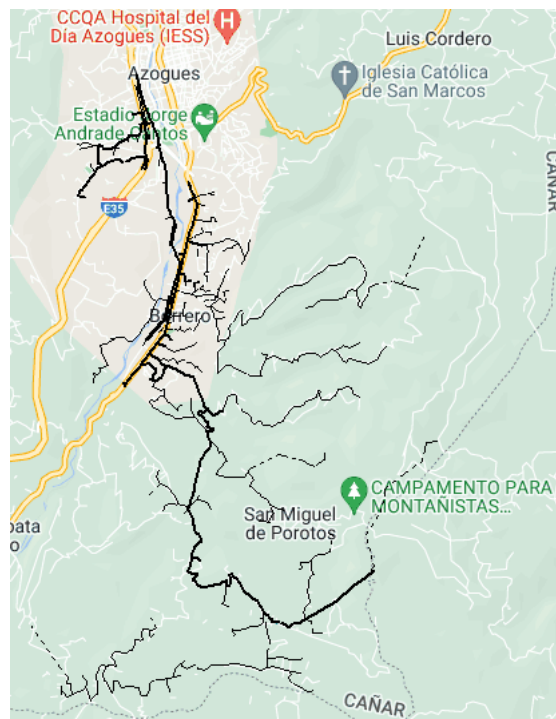


Figura 3.1 Topología del alimentador 221 de la E.E. Azogues (Fuente: E.E. Azogues)

Las características generales del alimentador que servirá como caso de estudio se muestra en la Tabla 3.1.

3.2 Software a utilizar

El software empleado para realizar las simulaciones de flujo de carga será CYMDIST, esto debido principalmente a que a nivel nacional todas las Empresas Eléctricas de Distribución mantienen sus bases de datos, de topología y equipos en esta plataforma, que a su vez es obtenida mediante una interface del Sistema de Información Georreferenciada (SIG).

Tabla 3.1 Características generales alimentador 121

Clientes	
Tipo	Cantidad
Comercial	292
Residencial	4.709
Industrial	57
Total	5.058
Transformadores	
Tipo	Cantidad
Monofásicos	258
Trifásicos	39
Total	297
Capacidad instalada [MVA]	
7,63	
Longitud troncal 3F [Km]	
14,3	

El software CYMDIST, cuenta con un módulo de programación en PYTHON, el cual permite acceder a las propiedades de red, base de datos, manipulación de equipos, simulaciones, etc., del sistema de distribución, modelado a través de líneas de código. El

módulo de PYTHON servirá de igual manera para desarrollar el componente matemático que sustenta el algoritmo de agrupamiento a ser utilizadas, y conjuntamente con las simulaciones de flujos de carga que serán de naturaleza iterativa e inserción de vehículos eléctricos, permitirá obtener los resultados que buscan el presente trabajo.

Si bien la utilización del CYMDIST va más allá del alcance del presente documento, es importante indicar en este punto, y como se verá más adelante, que la manera de determinar la demanda de cada punto de carga de la red, a partir de la curva de carga en la cabecera del alimentador en cuestión, obtenida mediante mediciones, es a través del módulo de “Distribución de carga” incluido en el CYMDIST. Como se indica en [17], esta distribución de carga estima la potencia activa y reactiva en cada punto de carga (transformador), utilizando las mediciones de estas potencias en las cabeceras de los alimentadores o en diversos puntos de la red. Como se menciona en [17], existen varias alternativas que el software ofrece para distribuir esta carga medida, entre las cuales se encuentran una distribución en función de la carga instalada del transformador que representa el punto de carga, o en función de la energía registrada de los clientes vinculados a dicho transformador y que se encuentran en la base de datos del sistema modelado. Un mayor detalle de la utilización de este módulo puede ser encontrado en [18].

3.3 Planteamiento Metodológico

La metodología empleada para obtener los segmentos de red utilizando clustering posterior a la inserción de vehículos eléctricos considera varias etapas, las cuales se irán abordando de manera detallada más adelante.

En primera instancia se determinará el modelo que mejor represente la inserción de vehículos eléctricos de carga liviana por parte de los clientes residenciales que pertenecen a la red de distribución. Entre los aspectos relevantes a representar, se encuentran aspectos

como:

- Cantidad de clientes residenciales que incorporarían un vehículo eléctrico como medio de transporte.
- Demanda horaria de cada VE.
- Tiempo de carga que emplearía cada VE.
- Estado de carga inicial (SOC) con el cual iniciaría la carga.
- Hora en la que iniciará la carga.

Estos aspectos se modelarán de manera estocástica según las diferentes distribuciones de probabilidades que representen a cada uno de ellos.

Una vez determinado el modelo que mejor represente la dinámica de carga de vehículos eléctricos y su demanda en función del nivel de penetración, y conjuntamente con la demanda del alimentador sin VE, se obtiene mediante simulaciones de flujo de carga los parámetros relevantes en cada punto de la red, parámetros como niveles de voltaje en cada nodo, niveles de voltaje en cada transformador, cargabilidad de conductores y transformadores, y niveles de pérdidas de potencia activa en los tramos que pertenecen al alimentador. Finalmente con los resultados determinados mediante las simulaciones de Montecarlo (para determinar la demanda adicional por inserción de vehículos eléctricos) , y con las simulaciones de flujo de potencia (para obtener los parámetros eléctricos de interés); proceder a agrupar esta información que caracteriza al sistema mediante la técnica de agrupamiento k-means, y determinar el comportamiento y respuesta de la red de distribución ante estos escenarios, plasmados en segmentos de red que estén caracterizados por sus similitudes.

La metodología se divide en cuatro subprocesos:

- 1) Modelamiento de la inserción de vehículos eléctricos en el sistema de distribución.

- 2) Corridas de flujo de carga y obtención de información.
- 3) Agrupamiento.
- 4) Segmentación de red.

En la Figura 3.2, se muestra un diagrama de flujo de la metodología desarrollada.

Modelamiento de la inserción de vehículos eléctricos en el sistema de distribución

El objetivo de este subproceso es determinar la curva de demanda horaria, tanto de potencia activa como de potencia reactiva, que incluya la inserción de vehículos eléctricos para los diferentes escenarios de penetración.

Utilizando programación en PYTHON aplicada al software CYMDIST, se obtiene la información del alimentador utilizado como caso de estudio, información que corresponde a:

- Nodos
- Tramos
- Puntos Cargas
- Transformadores

En lo que corresponde a la información de los puntos de carga, el tipo y nombre de los clientes asociados a cada uno de ellos, es utilizado como insumo para determinar el universo de clientes residenciales, entre los cuales se pueda asignar la carga adicional por la carga de VE.

La asignación de vehículos eléctricos se lo realiza de manera aleatoria, para lo cual se ha asumido un criterio de priorización de los cuatro primeros estratos de consumo A1, A, B y C, y en el caso de que la cantidad de VE para un escenario de penetración determinado exceda la totalidad de clientes en estos estratos, se considera también los clientes de los estratos D y E. Los rangos de consumo para cada estrato establecido por la Empresa

Eléctrica Azogues se muestran en la Tabla 3.2.

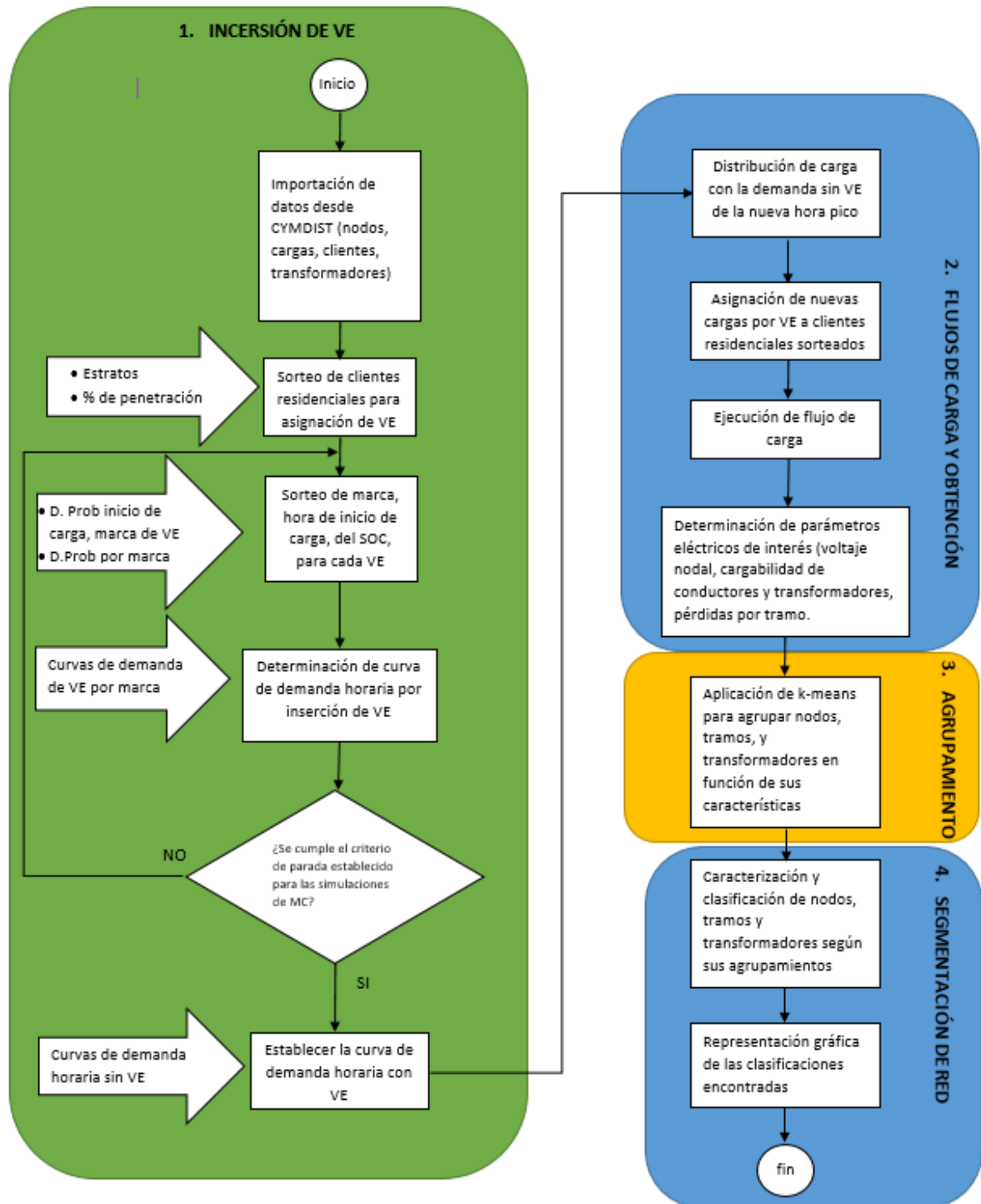


Figura 3.2 Esquema de la metodología propuesta (Fuente: elaboración propia)**Tabla 3.2** Estratos de consumo clientes residenciales E.E. Azogues

Estrato	Rango de consumo [Kwh]
A1	≥501
A	311-500
B	181-310
C	111-180
D	61-110
E	01-60

El parámetro “porcentaje de penetración”, es aplicado al universo de clientes residenciales existentes en el alimentador, lo que se reflejara en la cantidad de VE modelados en el sistema. En el presente trabajo, se han considerado cinco niveles de penetración, esto es del 10%, 25%, 40%, 60% y 75%. Valores superiores de penetración no se han considerado factibles, ya que la demanda que implicaría estos niveles, superaría la capacidad técnica de la troncal de alimentador, principalmente en aspectos de cargabilidad, y por tanto ameritaría un análisis diferente al presentado en este documento.

Una vez determinados de manera aleatoria los clientes residenciales a los cuales se asignará una demanda adicional por la carga de VE, lo que implica una asignación espacial de esta carga incremental, y utilizando las distribuciones de probabilidad indicadas en 2.4, que caracterizan el modelo de VE a asignar, la hora de inicio de carga, y las curvas de demanda por marca indicadas de igual manera en 2.4, se procede a realizar las simulaciones de Monte Carlo, sorteando iterativamente estas variables, lo que permite obtener una representación de la curva de demanda que obedece a la utilización del sistema de distribución para la carga de vehículos eléctricos.

Una variable importante que considera el modelo, es precisamente el estado de

carga (SOC por sus siglas en inglés *state of charge*) con el cual determinado VE inicia el proceso de carga. El SOC es asignado de manera aleatoria en cada iteración, y considera un rango que oscila entre el 10% y 90% de nivel o estado de carga.

Por tanto, el método de Monte Carlo es utilizado para determinar de manera probabilística, la curva de carga incremental ocasionada por la inserción de VE en el sistema de distribución, aspecto que por su naturaleza implica un análisis de incertidumbre.

El número de simulaciones o iteraciones consideradas, debe ser lo suficientemente grande para que represente adecuadamente la inserción de vehículos eléctricos considerando todas sus variables aleatorias. Con la finalidad de garantizar que el tamaño de las muestras generadas sea el adecuado, el modelo considera el criterio de parada presentado en [19], en el cual el número de iteraciones se determina mediante el error relativo probabilístico (ε_r) expresado mediante 3.1,

$$\varepsilon_r^{k,m} = \frac{\phi^{-1}\left(1 - \frac{\delta}{2}\right) \sigma_{k,m}}{\mu_{k,m} \sqrt{M}} \quad (3.1)$$

donde $\phi^{-1}\left(1 - \frac{\delta}{2}\right)$, es la función inversa de la distribución normal estándar, para un nivel de confianza δ (en el presente estudio se asume del 1%), $\mu_{k,m}$ y $\sigma_{k,m}$ es la media y desviación estándar respectivamente de la variable k , simulada con m datos, y M es el número de iteraciones. El presente trabajo considera como criterio de parada un error relativo inferior al 3%.

Como un insumo de este modelo, se encuentra la curva horaria de demanda en la cabecera del alimentador previo a la incorporación de VE, presentada en la Figuras 3.3 y 3.4.

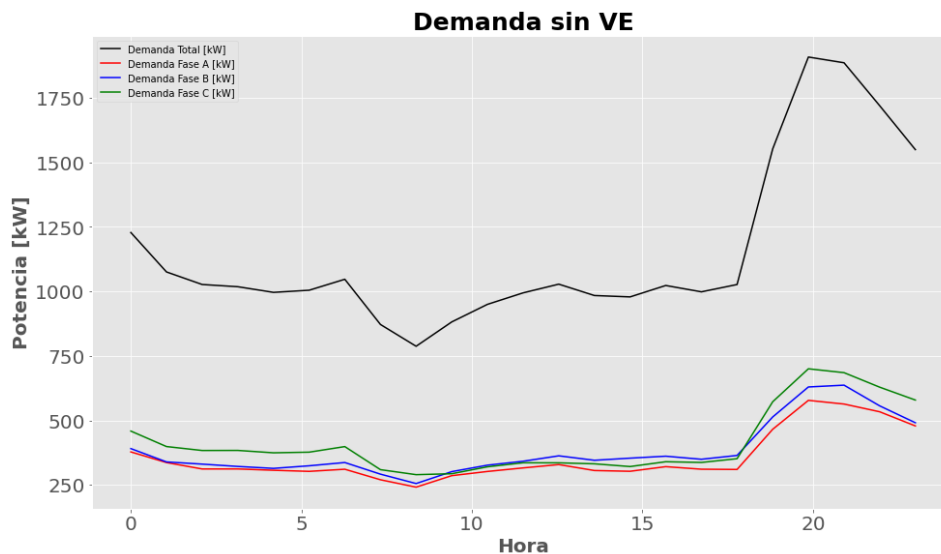


Figura 3.3 Demanda de potencia activa sin VE (Fuente: elaboración propia)

La curva de demanda horaria sin VE presentada, corresponde al día en que se presentó la mayor demanda de potencia activa en la cabecera del alimentador, manteniendo la topología presentada en 3.1, esto bajo el criterio de que se analizara el escenario menos favorable previo a la incorporación de carga adicional, en términos de cargabilidad, pérdidas, voltajes, etc. La hora en la que se presenta la demanda pico corresponde a las 20h00.

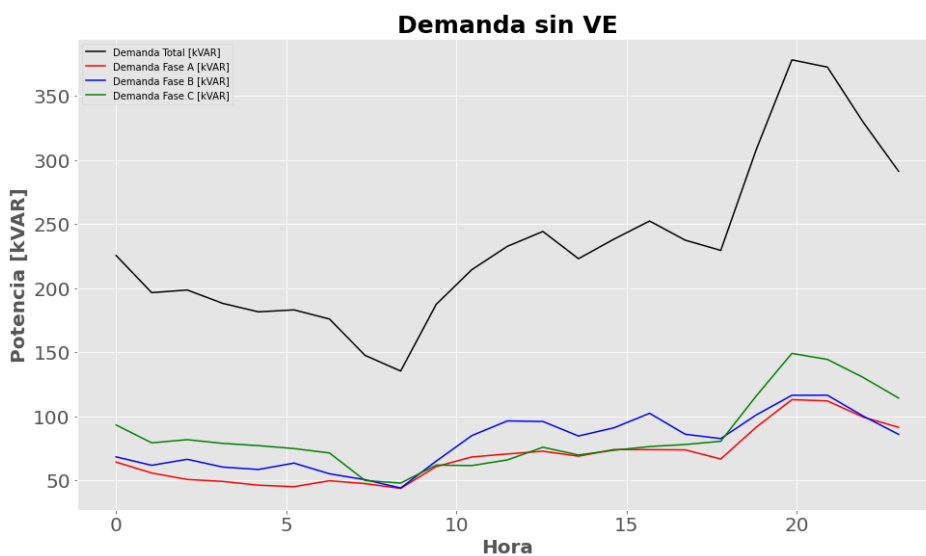


Figura 3.4 Demanda de potencia reactiva sin VE (Fuente: elaboración propia)

Flujos de carga y obtención de información

Una vez obtenida la nueva curva de demanda que incluye la carga de VE para cada escenario de penetración, se determina la nueva hora en la que se produce la demanda máxima, información que es utilizada para realizar una *Distribución de carga* indicada en 3.2, con la información de demanda de cabecera en la nueva hora pico y utilizando la curva de carga previo a la incorporación de VE. Esto permitirá estimar la demanda que tenía cada cliente en la nueva hora pico, previo a asignar la demanda incremental.

En este punto es relevante indicar, que previo a realizar una *Distribución de carga*, la demanda correspondiente a Alumbrado Público debe ser bloqueada a nivel de programación, de tal manera que se mantenga la demanda inicial en este grupo de consumo.

Para obtener la información de los parámetros de interés, que posteriormente será agrupada, se realiza una simulación de flujo de carga para cada uno de los cinco escenarios de penetración considerados. En cada escenario analizado, se incrementa la demanda de potencia activa y reactiva de los clientes que hayan sido asignados los VE, con la carga que corresponde a su curva de demanda individual en la nueva hora pico establecida para cada escenario, según la nueva curva de demanda en la cabecera del alimentador incluido la carga de VE.

Los parámetros de interés obtenidos en cada flujo de carga son:

- Voltaje nodal.
- Pérdidas de potencia activa en cada tramo.
- Cargabilidad de cada tramo.

- Voltaje en el secundario de cada transformador de distribución.
- Cargabilidad de cada transformador de distribución.

Si bien las simulaciones de flujos de carga se las realiza en medio voltaje, cuyos valores nominales son de 22 kV voltaje línea - línea y 12,70 kV línea-neutro, se ha configurado el software para que los resultados de voltaje obtenidos sean referenciados a 120 V línea neutro, esto debido a que resulta más intuitivo el análisis en este nivel de voltaje ya que es el que normalmente se maneja a nivel de cliente.

Aplicación de k-means a la información de los parámetros de interés

En este subproceso, lo que se pretende es agrupar la información obtenida en cada simulación de flujo de potencia y para cada escenario de penetración según su similitud.

Los objetos a agrupar corresponden a los nodos, transformadores y tramos de la red de distribución que sirve como caso de estudio, y en cada caso los atributos o características se han establecido en pares, es decir en un plano bidimensional, que mejor caractericen a estos objetos.

En todos los casos, previo a aplicar el método de k-means, se ha procedido a normalizar los datos obtenidos, esto debido a que las características o atributos a agrupar no tienen escalas comparables, lo que podría ocasionar que algunas variables predominen sobre otras. En este caso, usaremos la normalización de datos entre "0" y "1", para los valores mínimos y máximos respectivamente.

Para determinar el número de clúster en cada caso, se utiliza el método del codo indicado en la sección 2.3. Con la finalidad de establecer un criterio objetivo, en el presente trabajo se considera que una disminución porcentual del SEE inferior al 25% no es significativa, con lo cual el número de clústers es establecido con el valor de k previo al valor que cumple esta condición.

Agrupamiento de nodos

En el caso de los nodos de la red de distribución analizada, las características a agrupar son los voltajes de cada nodo y la distancia que tiene cada uno de ellos con respecto a la subestación.

Con esto se pretende agrupar los nodos según su afinidad de voltaje y distancia, cuyos atributos tienen por naturaleza una alta correlación debido a que la caída de voltaje obedece entre otros factores a la distancia que existe entre el punto de interés y la fuente.

Agrupamiento de tramos

En este caso, los objetos a agrupar son los tramos de la red, entendiéndose como tramo la sección de la red conformada por conductores y que unen dos nodos. Las características o atributos a agrupar, serán los valores normalizados de las pérdidas de potencia activa y el porcentaje de cargabilidad del conductor vinculado al tramo correspondiente.

En este caso, se busca agrupar los tramos más afines en cuanto a sus pérdidas y cargabilidad, de tal manera que el análisis estadístico de estos valores por clúster sea más apropiado.

Agrupamiento de transformadores

En cuanto al agrupamiento de transformadores, se utiliza los atributos de nivel de voltaje y cargabilidad para su agrupamiento.

El parámetro de nivel de voltaje, hace referencia al voltaje obtenido en los terminales del secundario del transformador, y la cargabilidad a la capacidad de cada transformador.

Segmentación de red

En este subproceso los diferentes clusters serán clasificados en función de las medidas estadísticas de los parámetros de los diferentes objetos (nodos, tramos y

transformadores), y que caracterizan a cada clúster, esto para cada uno de los niveles de penetración de VE. Las medidas características utilizadas principalmente serán la media y desviación estándar, a excepción de la segmentación de los tramos, que como se verá más adelante el criterio adoptado es el de la sumatoria de pérdidas por clúster.

Segmentación de red por nodos

Los criterios para segmentar la red de distribución por nodos, una vez obtenidos los clusters correspondientes se muestran en la Tabla 3.3.

Donde %N corresponde al porcentaje de nodos de cada clúster que cumplen con los niveles de voltaje establecidos en la regulación ARCERNR 02/20 para media tensión, esto es de $\pm 6\%$, y L es la longitud media de todos los nodos del alimentador.

Con estos criterios se valora, a más de los niveles de voltaje, la posición que tiene el grupo de nodos con relación a la fuente mediante su distancia, y el superíndice (+) y (-) denota la condición de cercanía o no de determinado clúster, y el mérito que tiene por ejemplo aquellos nodos que aun estando alejados de la fuente cumplen mayoritariamente con los niveles de voltaje

Tabla 3.3 Criterios de clasificación por nodos

CONDICIÓN VOLTAJE	CONDICIÓN LONGITUD	CLASIFICACIÓN
%N = 100%	$\mu < L$	MUY FUERTE ⁽⁻⁾
%N = 100%	$\mu \geq L$	MUY FUERTE ⁽⁺⁾
$50\% \leq \%N < 100\%$	$\mu < L$	FUERTE ⁽⁻⁾
$50\% \leq \%N < 100\%$	$\mu \geq L$	FUERTE ⁽⁺⁾
$0 < \%N < 50\%$	$\mu < L$	DÉBIL ⁽⁺⁾

$0 < \%N < 50\%$	$\mu \geq L$	DÉBIL ⁽⁻⁾
$\%N = 0\%$	$\mu < L$	MUY DÉBIL ⁽⁺⁾
$\%N = 0\%$	$\mu \geq L$	MUY DÉBIL ⁽⁻⁾

Segmentación de red por tramos

Los criterios para segmentar la red de distribución por tramos, una vez obtenidos los clusters correspondientes se muestran en la Tabla 3.4.

Tabla 3.4 Criterios de clasificación por tramos

CONDICIÓN PÉRDIDAS	CONDICIÓN CARGABILIDAD	CLASIFICACIÓN
Pérdidas% < 25%	$50\% < \%C \leq 100\%$	FUERTE ⁽⁺⁾
Pérdidas% < 25%	$\%C \leq 50\%$	FUERTE ⁽⁻⁾
$25\% \leq \text{Pérdidas}\% \leq 75\%$	$50\% < \%C \leq 100\%$	MEDIO ⁽⁺⁾
$25\% \leq \text{Pérdidas}\% \leq 75\%$	$\%C \leq 50\%$	MEDIO ⁽⁻⁾
Pérdidas% > 75%	$50\% < \%C \leq 100\%$	DÉBIL ⁽⁺⁾
Pérdidas% > 75%	$\%C \leq 50\%$	DÉBIL ⁽⁻⁾

Donde %C es el porcentaje de tramos que no se encuentran sobrecargados. Con estos criterios se clasifica los tramos de la red de distribución, en función de las pérdidas de potencia activa de los tramos que conforman cada clúster para cada escenario de penetración, valorando a la vez la cargabilidad de los mismos.

La clasificación es considerada como un clúster FUERTE si las pérdidas de

potencia activa son pequeñas, DÉBIL si son altas y MEDIO si estas oscilan entre las dos anteriores. Los superíndices (+) y (-) denota la condición de cargabilidad de los tramos que conforman cada clúster.

Segmentación de red por transformadores

Los criterios para segmentar la red de distribución por transformadores, una vez obtenidos los clusters correspondientes se muestran en la Tabla 3.5.

Tabla 3.4 Criterios de clasificación por transformadores

CONDICIÓN CARGABILIDAD	CONDICIÓN VOLTAJE	CLASIFICACIÓN
$\%T = 100\%$	$\%N > 50\%$	MUY FUERTE ⁽⁺⁾
$\%T = 100\%$	$\%N \leq 50\%$	MUY FUERTE ⁽⁻⁾
$50\% \leq \%T < 100\%$	$\%N > 50\%$	FUERTE ⁽⁺⁾
$50\% \leq \%T < 100\%$	$\%N \leq 50\%$	FUERTE ⁽⁻⁾
$0 < \%T < 50\%$	$\%N > 50\%$	DÉBIL ⁽⁺⁾
$0 < \%T < 50\%$	$\%N \leq 50\%$	DÉBIL ⁽⁻⁾
$T = 0\%$	$\%N > 50\%$	MUY DÉBIL ⁽⁺⁾
$T = 0\%$	$\%N \leq 50\%$	MUY DÉBIL ⁽⁻⁾

Donde %T es el porcentaje de transformadores que no se encuentran sobrecargados, y %N es el porcentaje de transformadores que cumplen con los niveles de voltaje establecidos en la regulación ARCERNR 02/20 para media tensión, esto es de $\pm 6\%$, para cada uno de los clusters. En este caso se toma como referencia la cargabilidad de los transformadores, valorando también la característica de voltaje, debido principalmente a

que uno de los elementos más sensibles ante el incremento de demanda ocasionada por cargas importantes, es precisamente los equipos de transformación de distribución.

Los superíndices (+) y (-) denota la condición de cumplimiento de los niveles de voltaje en mayor o menor grado, de los transformadores que conforman cada clúster.

4. RESULTADOS

4.1 Demanda

Una vez aplicada la metodología indicada en 3.3, para cada uno de los escenarios de penetración considerados en el presente estudio, la demanda incremental estimada, posterior a la inserción de VE es importante, y como es de esperarse, obedece directamente al grado de penetración de los mismos.

Los perfiles de demanda de potencia activa para cada escenario son mostrados en la Figura 4.1, donde se diferencian entre perfiles sin VE, con VE y los perfiles que corresponden propiamente a la carga de VE.

Como se puede observar, a medida que los niveles de penetración van incrementando, la demanda base del alimentador no es la más significativa, sino más bien, los niveles de demanda debido a la carga de VE resultan ser sumamente importantes. Otro aspecto a resaltar, es que la hora en la que la demanda pico ocurría previo a la inserción de VE, se traslada de las 20h00 hacia las 22h00 y 23h00 según el nivel de penetración, lo cual obedece principalmente a que la distribución

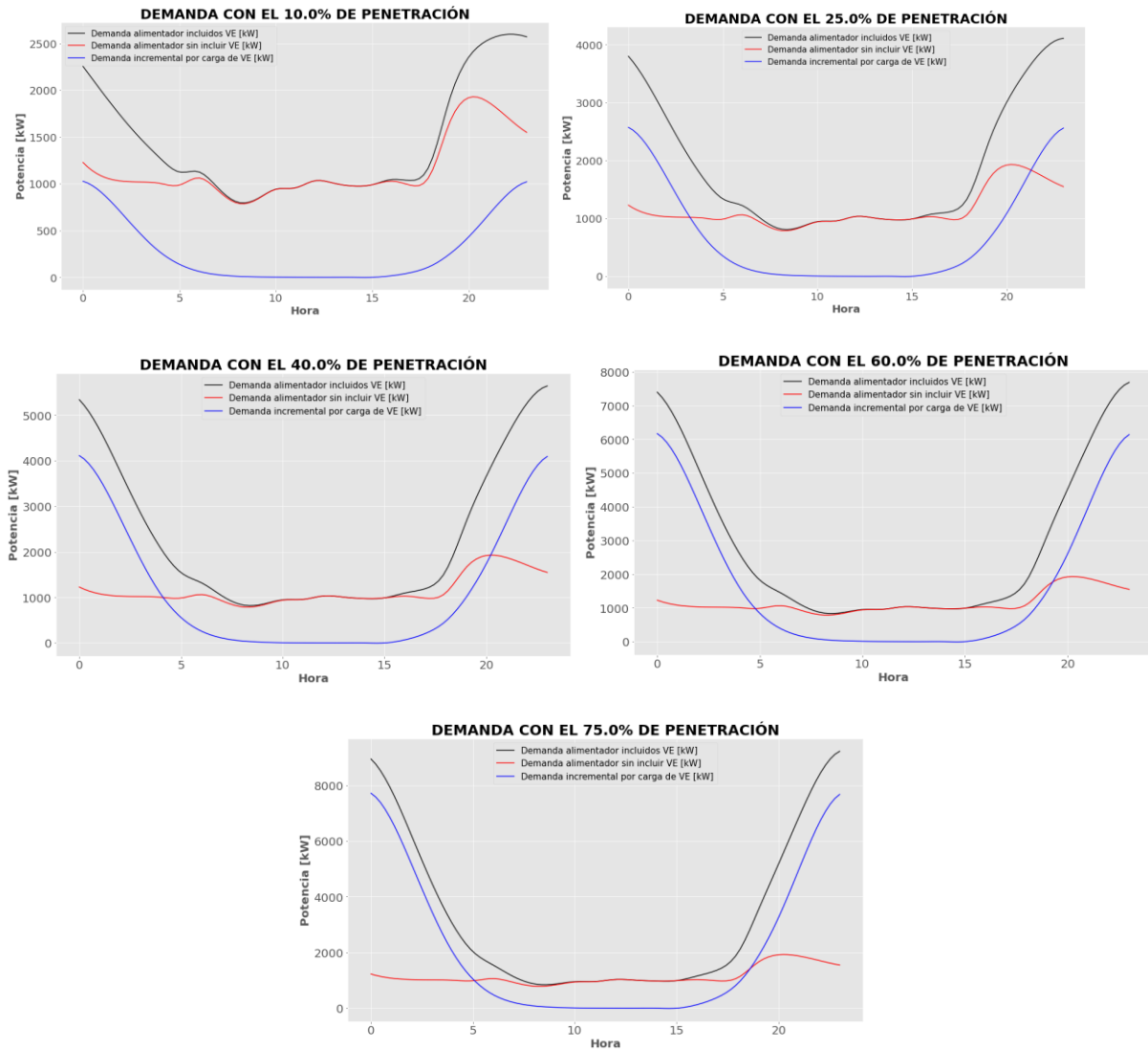


Figura 4.1 Demanda de potencia activa con diferentes niveles de penetración de VE

(Fuente: elaboración propia)

de probabilidades considerada en este estudio para el inicio de carga, favorece a las que parten desde las 22h00.

Como se había referido en 3.3, el criterio de parada para las simulaciones de Monte Carlo es mediante el error relativo probabilístico. En la Figura 4.2 se muestra el comportamiento de este error en función de las iteraciones realizadas, y como se puede

observar las simulaciones para cuando el error relativo es menor o igual al 3%.

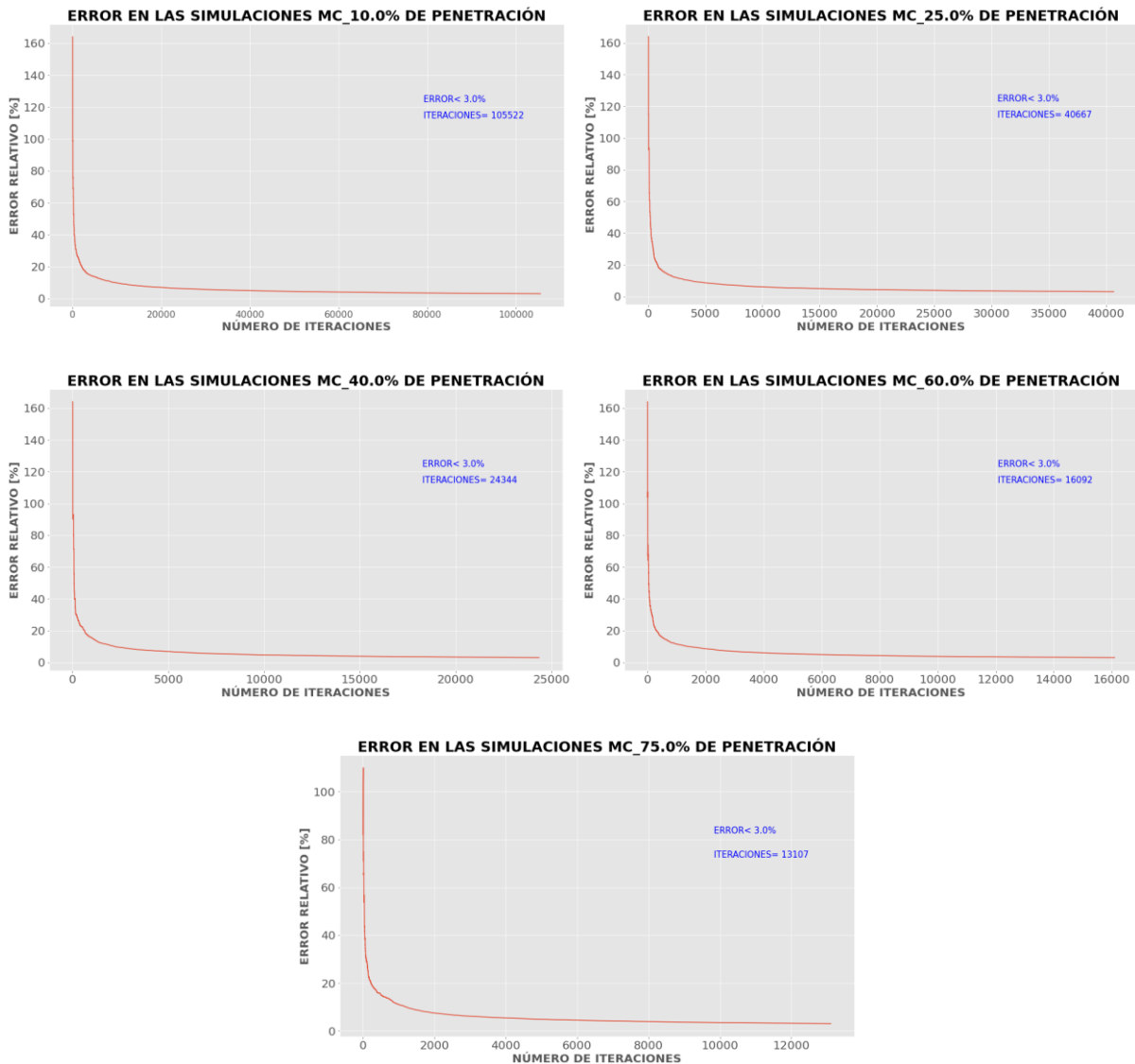
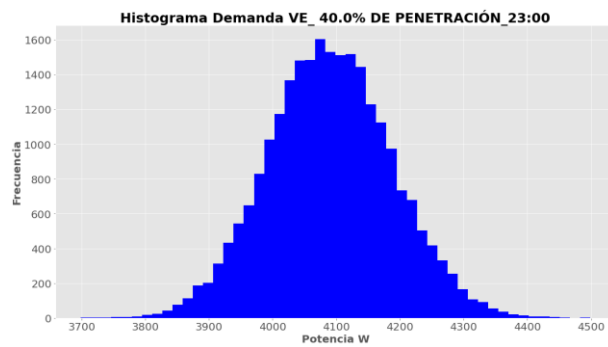
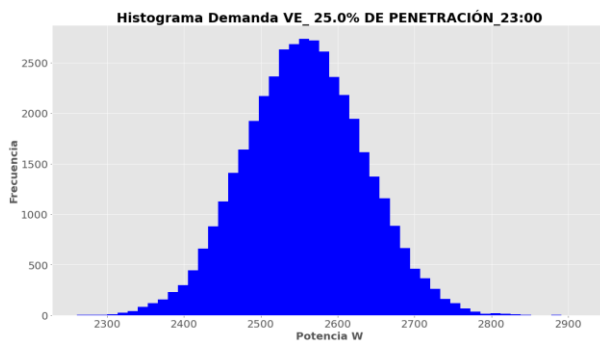
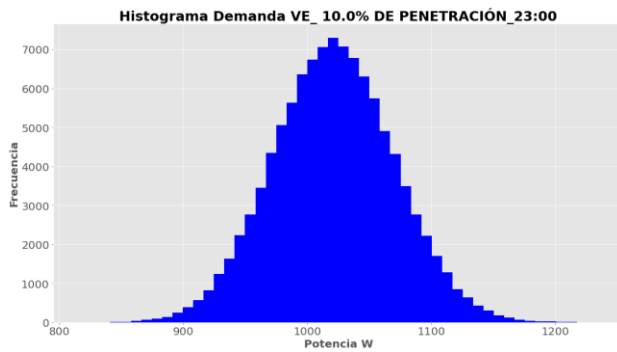


Figura 4.2 Error relativo probabilístico (Fuente: elaboración propia)

La demanda horaria de potencia activa obtenida ocasionada por la carga de VE, corresponde a la media de los resultados obtenidos en las simulaciones de MC para cada hora. Para ilustrar esto, en la Figura 4.3 se muestran los histogramas de frecuencias absolutas obtenidos para las 23h00 y para cada escenario de penetración de VE. En todos

los escenarios de penetración, las frecuencias absolutas obtenidas sugieren una distribución normal para la demanda de potencia activa a esa hora.



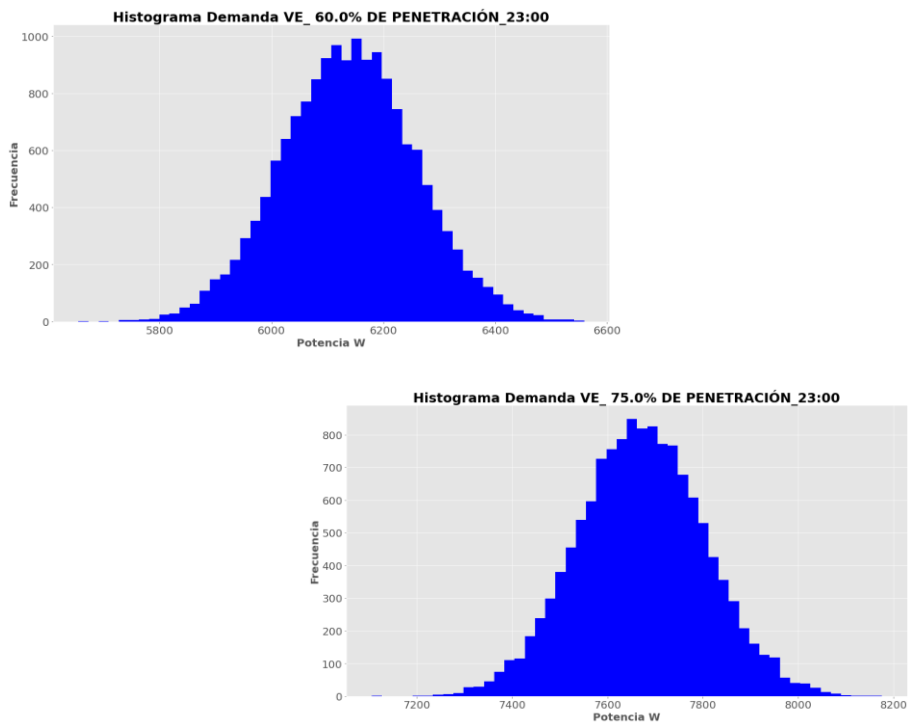
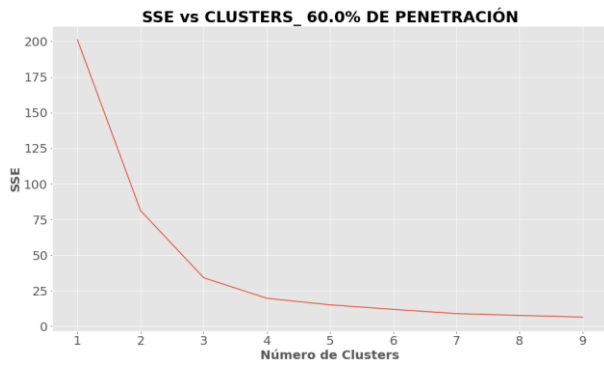
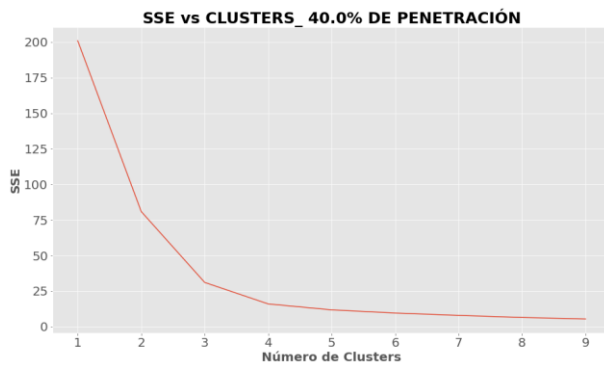
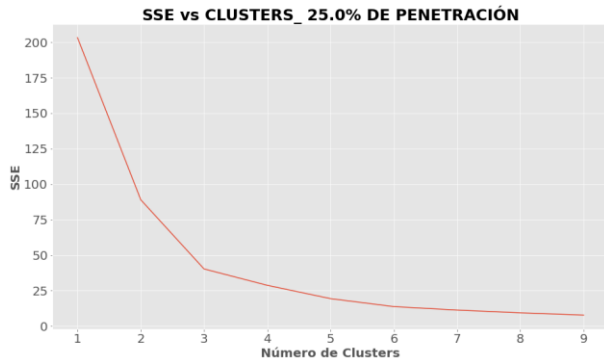
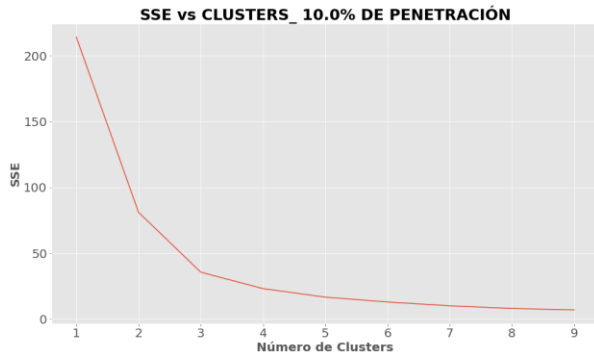


Figura 4.3 Histograma de demanda de potencia activa a las 23h00 (Fuente: elaboración propia)

4.2 Segmentación de nodos

Como se había indicado en 3.3, para el agrupamiento de los nodos se han considerado los atributos del nivel de voltaje y la distancia hacia la subestación.

Las curvas de codo para cada uno de los escenarios se muestran en la Figura 4.4, y como se puede apreciar, aplicando el criterio indicado en 2.3 y 3.3, el número adecuado de clústers es de 3, ya que la variación del SSE para un número de clúster de 4 es inferior al 25%, lo cual es considerado como una variación no significativa.



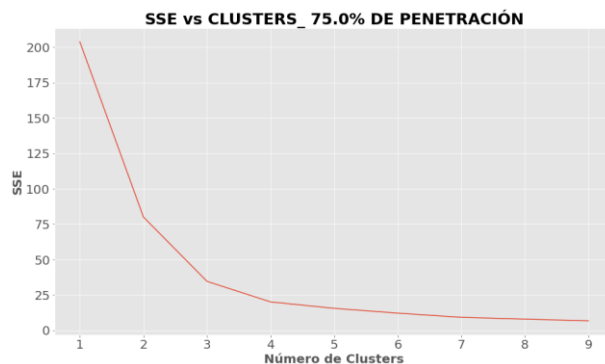
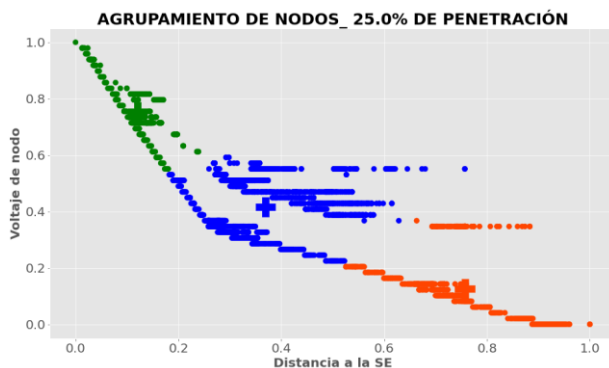
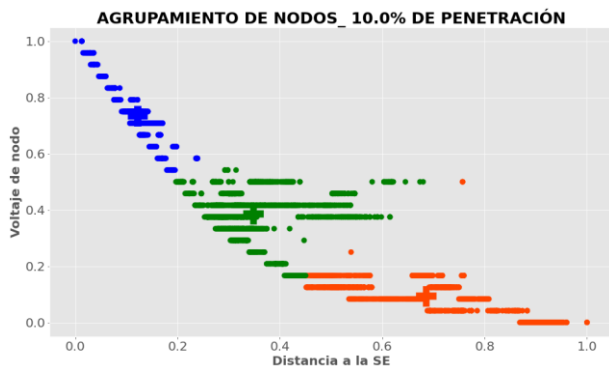


Figura 4.4 Curvas de codo para el agrupamiento de nodos (Fuente: elaboración propia)

El resultado de agrupamiento para cada escenario de penetración se muestra en la Figura 4.5. Debido a que a mayor porcentaje de penetración de VE la demanda de potencia activa incrementa, los niveles de voltaje disminuyen ya que existe una mayor caída de tensión, resultando que la dispersión de puntos en cada escenario varíe, y por tanto los valores característicos de los clusters asociados también lo hagan.



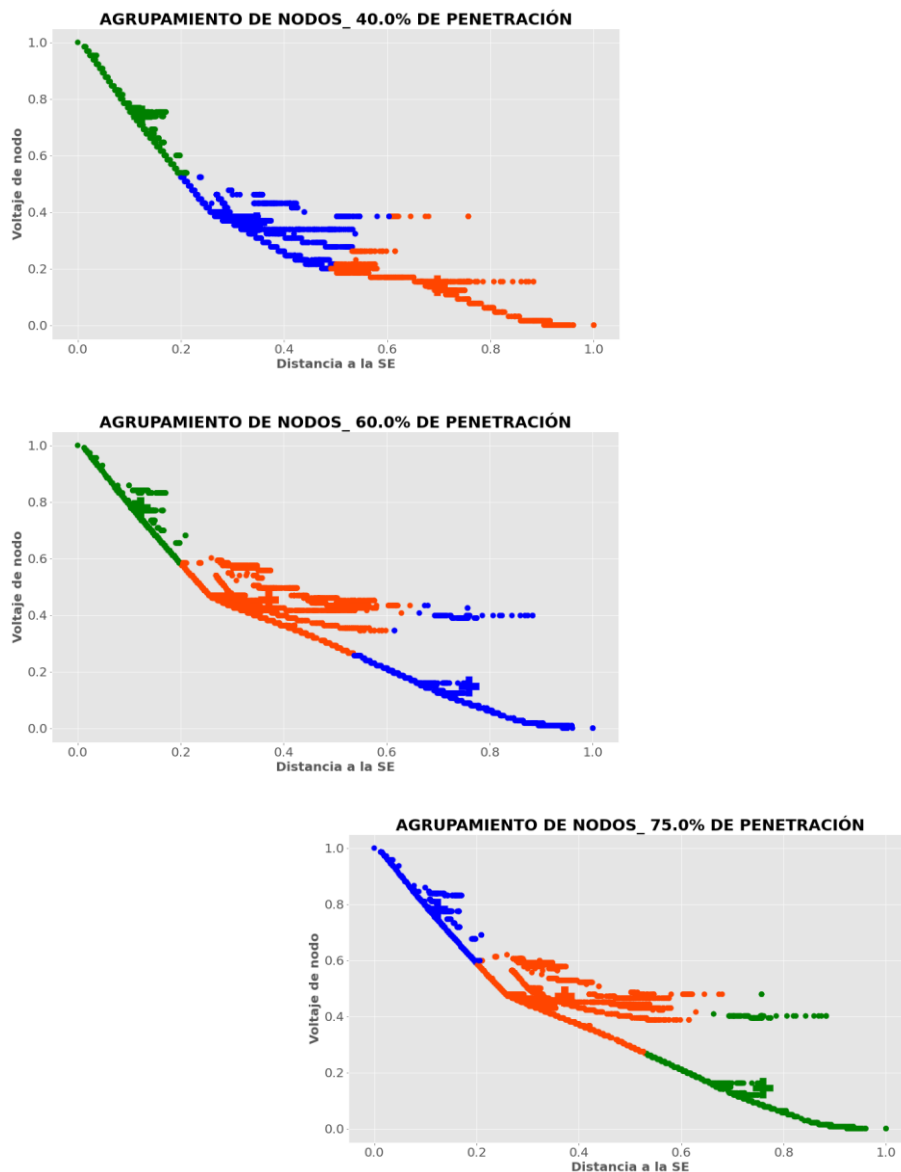


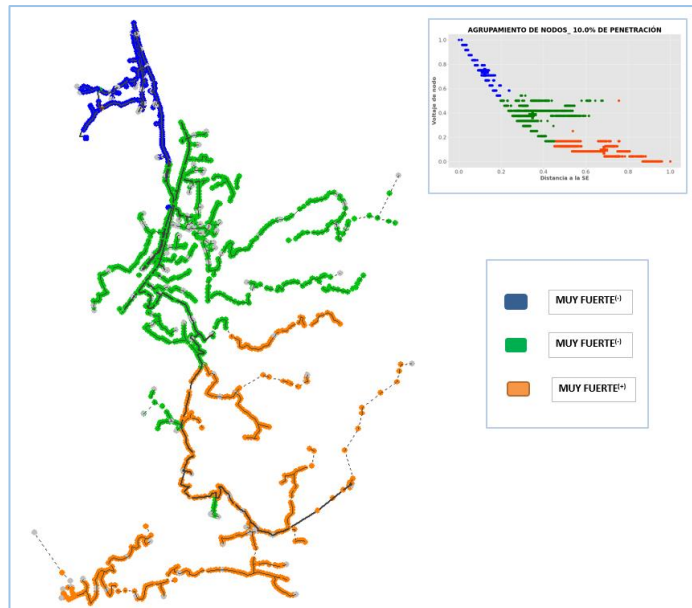
Figura 4.5 Agrupamiento de nodos (Fuente: elaboración propia)

En los cinco escenarios de penetración de VE, las características estadísticas de cada clúster, así como la clasificación de estos son mostrados en la Tabla 4.1. Si bien la clasificación de los nodos en los dos primeros escenarios es de “MUY FUERTE”, se puede observar que el voltaje medio de cada clúster es inferior si el nivel de penetración incrementa.

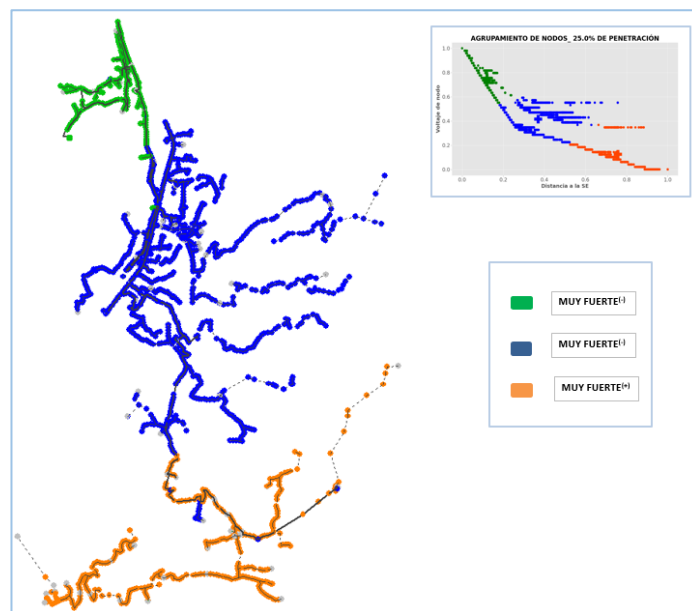
Tabla 4.1 Resultados y clasificación de nodos

NIVEL DE PENETRACIÓN: 10%					
Cluster	Cantidad	Voltaje	Longitud	%Nodos cumplen $\pm V$	Clasificación
		$\mu[V]$	$\mu[m]$		
I	356	119,36	2.295,02	100%	MUY FUERTE ⁽⁻⁾
II	1.231	118,53	6.570,31	100%	MUY FUERTE ⁽⁻⁾
III	639	117,83	12.946,63	100%	MUY FUERTE ⁽⁺⁾
NIVEL DE PENETRACIÓN: 25%					
Cluster	Cantidad	Voltaje	Longitud	%Nodos cumplen $\pm V$	Clasificación
		$\mu[V]$	$\mu[m]$		
I	349	118,79	2.272,79	100%	MUY FUERTE ⁽⁻⁾
II	1.429	117,14	6.980,80	100%	MUY FUERTE ⁽⁻⁾
III	448	115,72	14.306,28	100%	MUY FUERTE ⁽⁺⁾
NIVEL DE PENETRACIÓN: 40%					
Cluster	Cantidad	Voltaje	Longitud	%Nodos cumplen $\pm V$	Clasificación
		$\mu[V]$	$\mu[m]$		
I	366	118,31	2.329,91	100%	MUY FUERTE ⁽⁻⁾
II	1.234	115,86	6.548,15	100%	MUY FUERTE ⁽⁻⁾
III	626	114,41	13.170,62	94%	FUERTE ⁽⁺⁾
NIVEL DE PENETRACIÓN: 60%					
Cluster	Cantidad	Voltaje	Longitud	%Nodos cumplen $\pm V$	Clasificación
		$\mu[V]$	$\mu[m]$		
I	359	117,54	2.298,72	100%	MUY FUERTE ⁽⁻⁾
II	1.419	113,84	6.995,12	94%	FUERTE ⁽⁻⁾
III	448	110,37	14.345,24	14%	DÉBIL ⁽⁻⁾
NIVEL DE PENETRACIÓN: 75%					
Cluster	Cantidad	Voltaje	Longitud	%Nodos cumplen $\pm V$	Clasificación
		$\mu[V]$	$\mu[m]$		
I	366	116,93	2.329,32	100%	MUY FUERTE ⁽⁻⁾
II	1.414	112,51	7.020,81	29%	DÉBIL ⁽⁺⁾
III	446	107,87	14.345,34	0%	MUY DEBIL ⁽⁻⁾

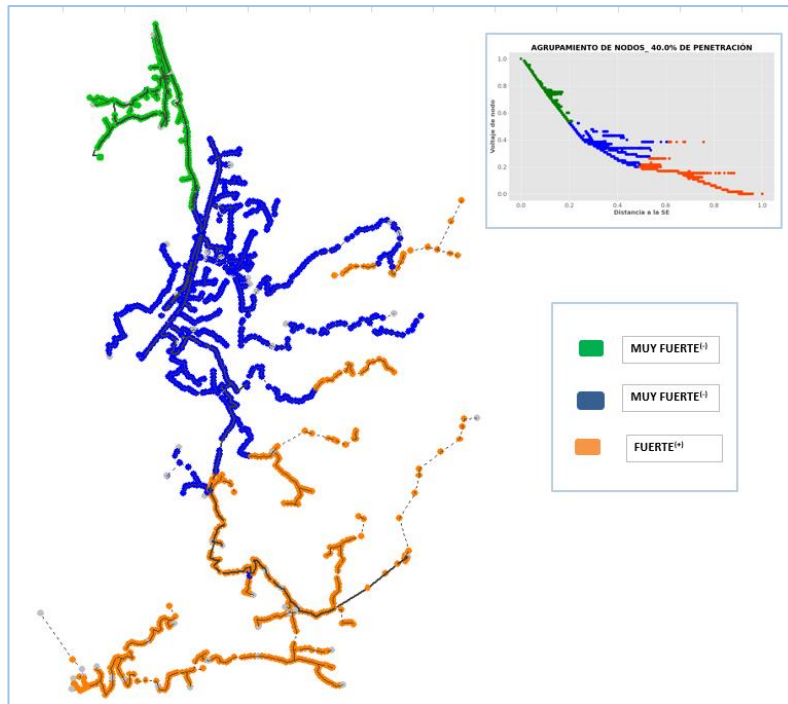
En la Figura 4.6 se muestra la representación de los segmentos de red según la clasificación establecida, que si bien muestran similitud en su forma, las características y clasificación de cada segmento varían en función del nivel de penetración como se había referido anteriormente.



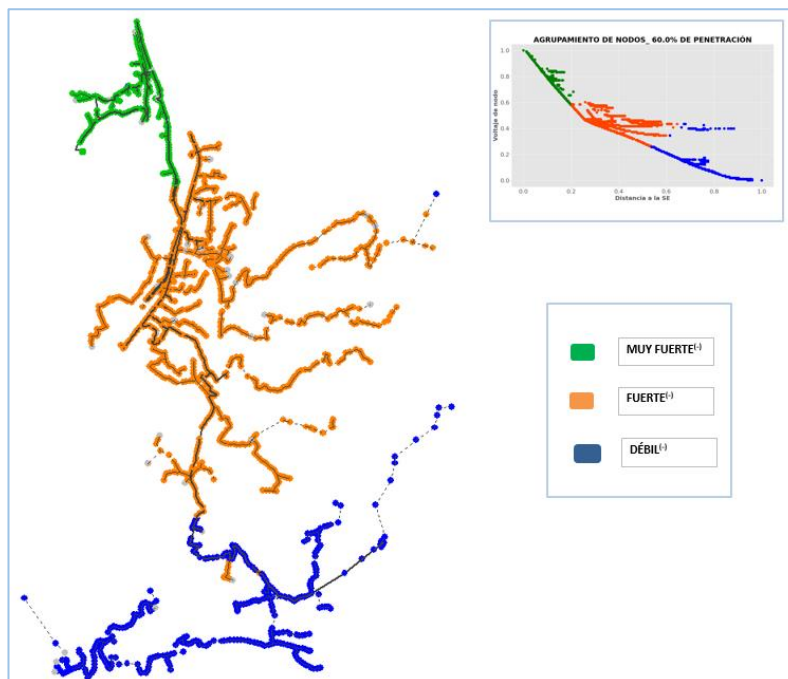
a) Penetración del 10%



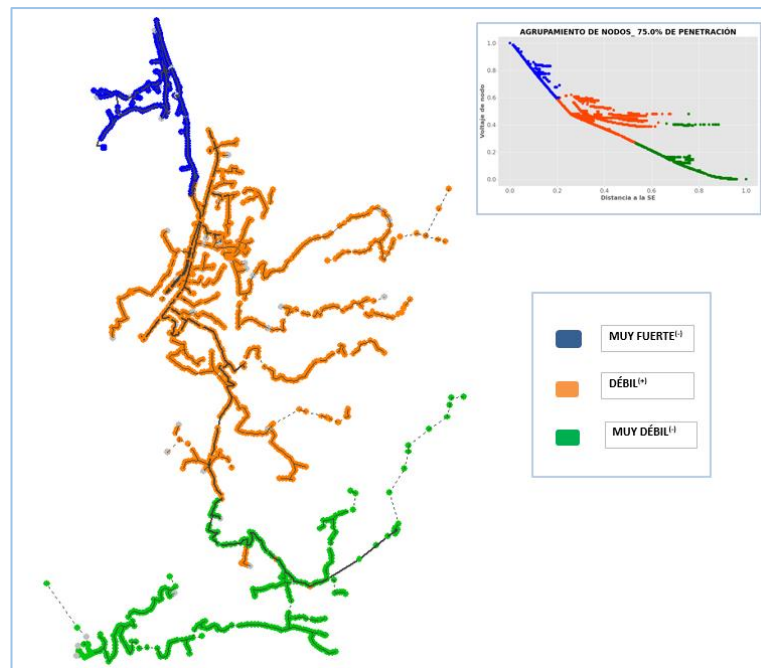
b) Penetración del 25%



c) Penetración del 40%



d) Penetración del 60%



e) Penetración del 75%

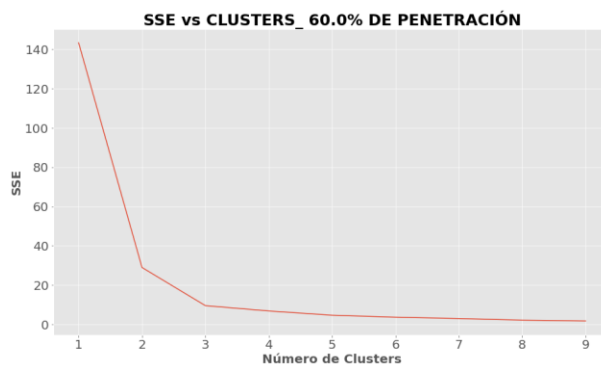
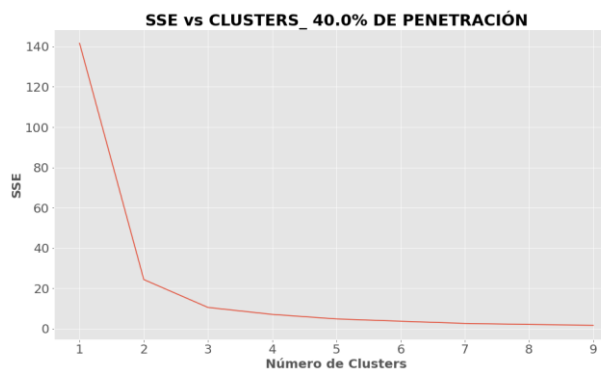
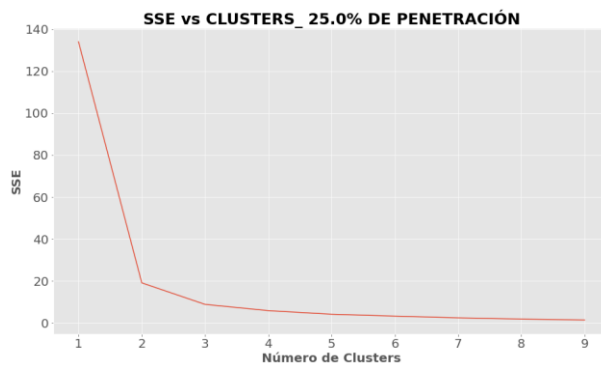
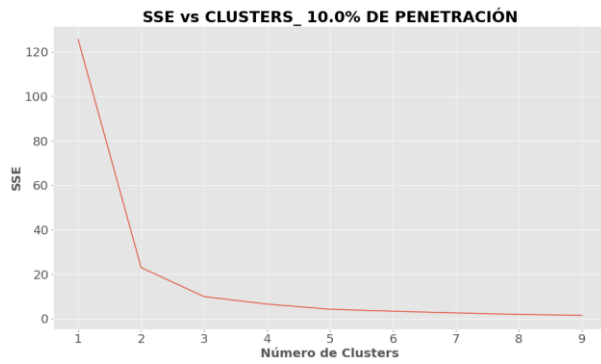
Figura 4.6 Segmentación de red por nodos (Fuente: elaboración propia)

Como se esperaba, a medida que la demanda de potencia incrementa, la calidad de niveles de voltaje disminuyen, al punto que cuando existe una penetración del 75%, ninguno de los nodos en la cola de red cumplen con niveles de voltaje adecuados.

4.3 Segmentación por tramos

Para el agrupamiento de tramos, se han considerado las características de cargabilidad y nivel de pérdidas de potencia activa de cada tramo.

Las curvas de codo para cada uno de los escenarios se muestran en la Figura 4.7, lo que sugiere en todos los casos que la agrupación se la realice con tres clusters, considerando el criterio adoptado en 3.3.



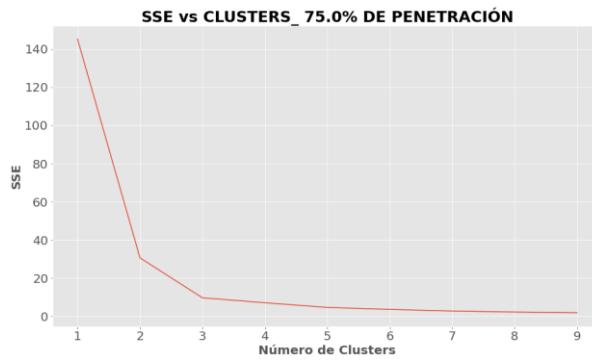
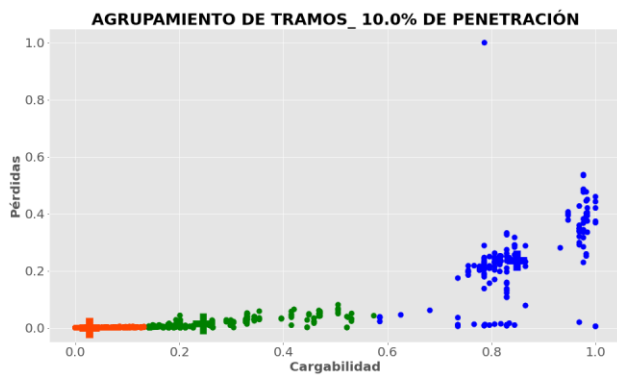


Figura 4.7 Curvas de codo para el agrupamiento de tramos (Fuente: elaboración propia)

El resultado de los agrupamientos para cada escenario de penetración se muestra en la Figura 4.8.



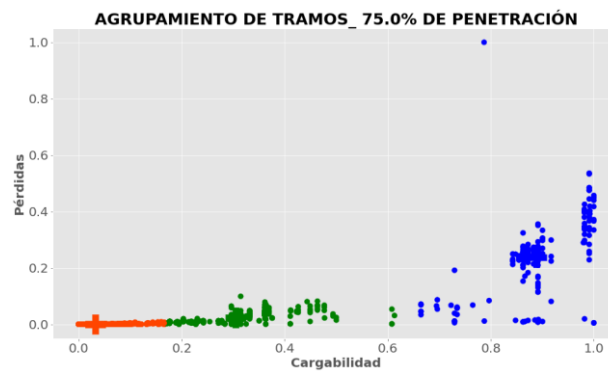
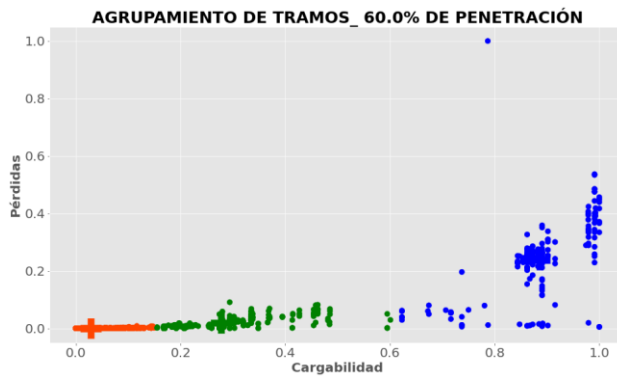
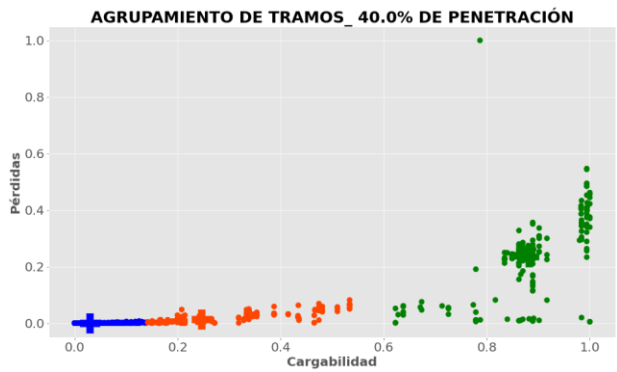
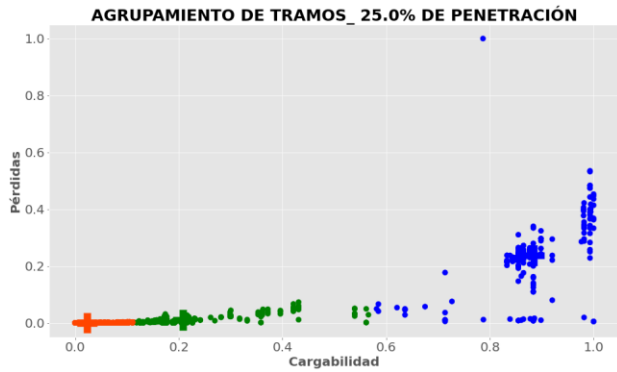


Figura 4.8 Agrupamiento de tramos (Fuente: elaboración propia)

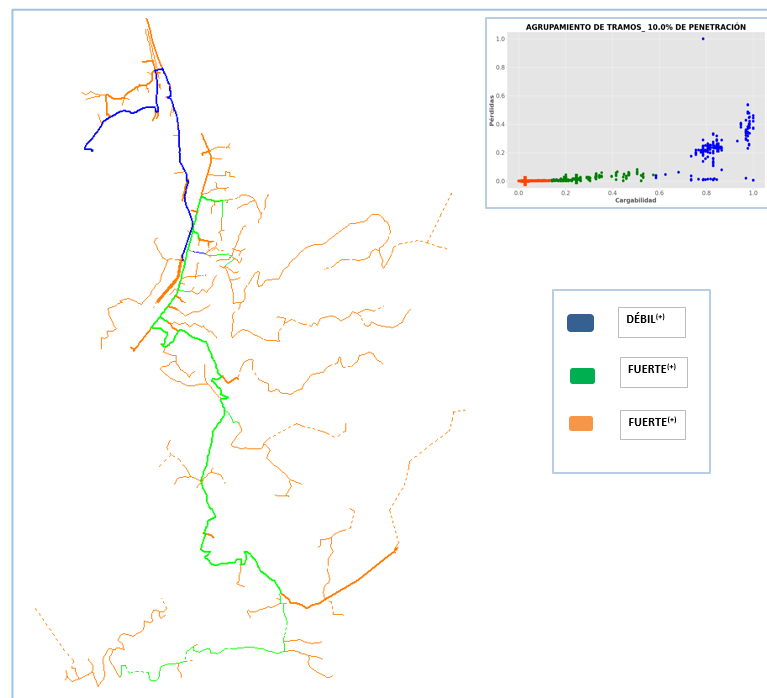
Las características estadísticas de cada clúster para cada escenario de penetración de VE, se muestra en la Tabla 4.2. Las pérdidas de potencia activa incrementan de 22,3 kW a 401,39 kW para niveles de penetración del 10% y 75% respectivamente.

Tabla 4.2 Resultados y clasificación de tramos

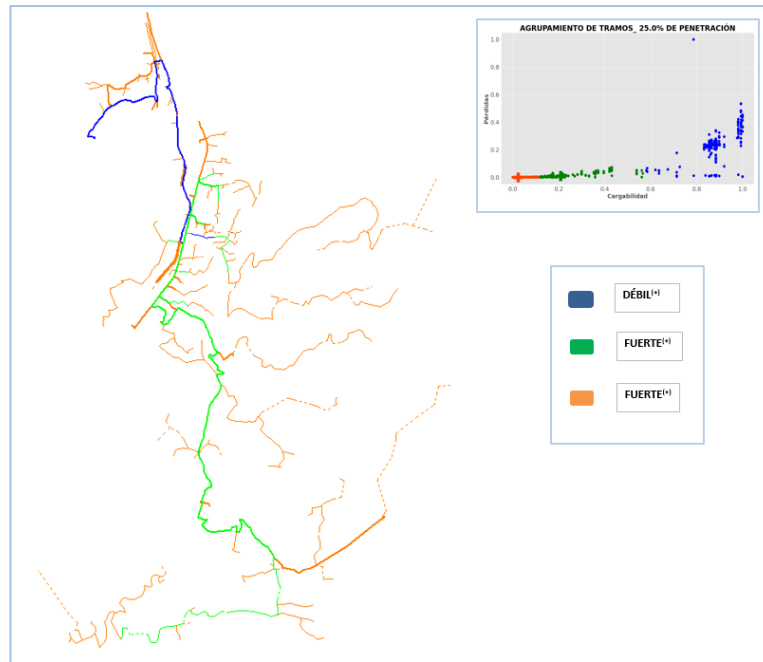
NIVEL DE PENETRACIÓN: 10%						
Cluster	Cantidad	Pérdidas		Cargabilidad	%Tramos cargabilidad ≤ 50%	Clasificación
		kW	%	μ[%]		
I	159	19,44	87,08	20,11	100%	DÉBIL(+)
II	354	2,6581	11,91	5,81	100%	FUERTE(+)
III	2.069	0,23	1,01	0,64	100%	FUERTE(+)
NIVEL DE PENETRACIÓN: 25%						
Cluster	Cantidad	Pérdidas		Cargabilidad	%Tramos cargabilidad ≤ 50%	Clasificación
		kW	%	μ[%]		
I	163	58,23	89,57	37,29	100%	DÉBIL(+)
II	388	6,25	9,62	8,77	100%	FUERTE(+)
III	2.031	0,53	0,81	0,98	100%	FUERTE(+)
NIVEL DE PENETRACIÓN: 40%						
Cluster	Cantidad	Pérdidas		Cargabilidad	%Tramos cargabilidad ≤ 50%	Clasificación
		kW	%	μ[%]		
I	172	120,85	87,88	48,57	69,76%	DÉBIL(+)
II	364	15,12	11,00	13,51	100%	FUERTE(+)
III	2.046	1,54	1,12	1,61	100%	FUERTE(+)
NIVEL DE PENETRACIÓN: 60%						
Cluster	Cantidad	Pérdidas		Cargabilidad	%Tramos cargabilidad ≤ 50%	Clasificación
		kW	%	μ[%]		

I	168	231,72	83,77	69,79	3%	DÉBIL ⁽⁻⁾
II	381	41,93	15,16	21,88	100%	FUERTE ⁽⁺⁾
III	2.033	2,97	1,07	2,25	100%	FUERTE ⁽⁺⁾
NIVEL DE PENETRACIÓN: 75%						
Cluster	Cantidad	Pérdidas		Cargabilidad	%Tramos cargabilidad ≤ 50%	Clasificación
		kW	%	μ[%]		
I	168	331,49	82,58	84,58	0%	DÉBIL ⁽⁻⁾
II	335	64,12	15,98	29,01	99%	FUERTE ⁽⁺⁾
III	2.079	5,78	1,44	3,07	100%	FUERTE ⁽⁺⁾

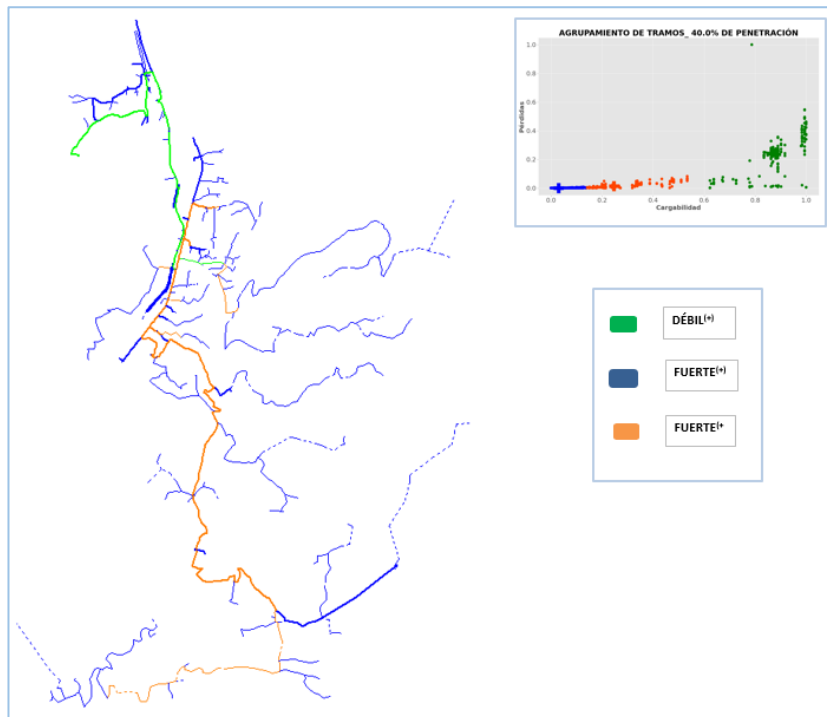
En la Figura 4.9 se muestra la representación gráfica de la segmentación de red por tramos, los cuales mantienen mayoritariamente la forma en sus patrones, aunque sus valores estadísticos y clasificación varíen.



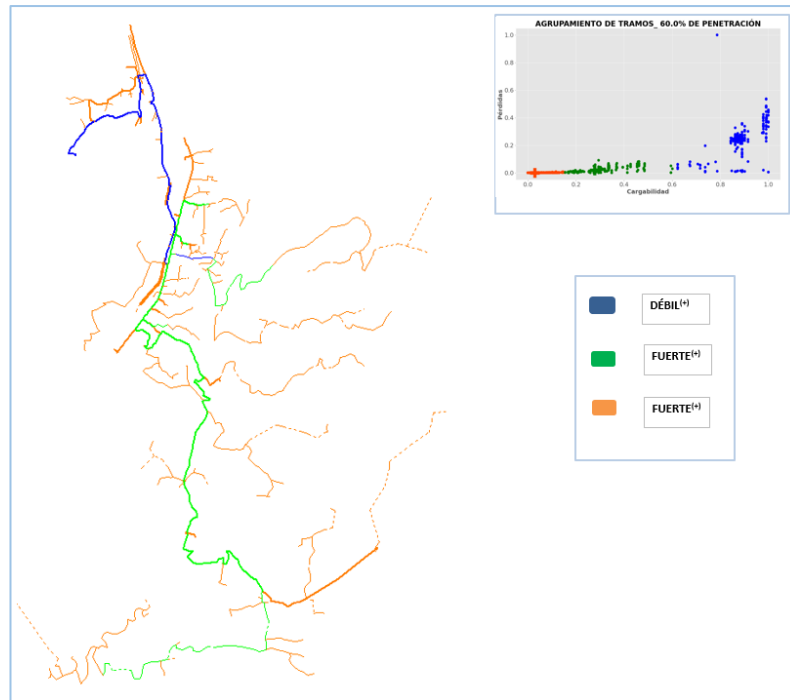
a) Penetración del 10%



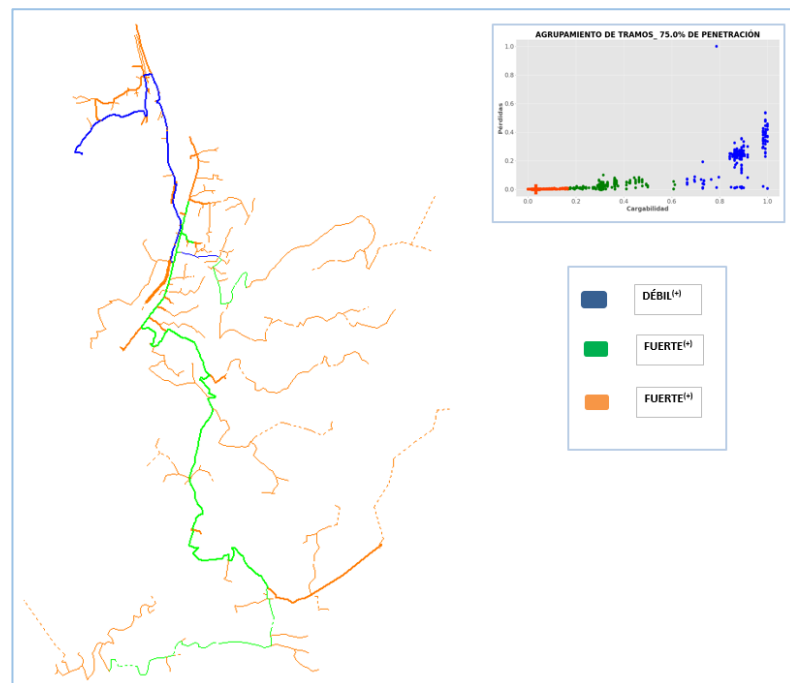
b) Penetración del 25%



c) Penetración del 40%



d) Penetración del 60%



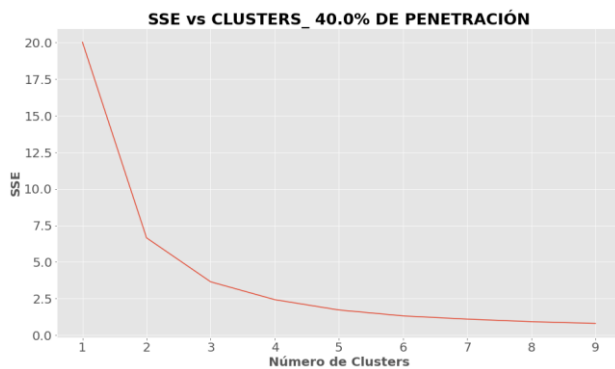
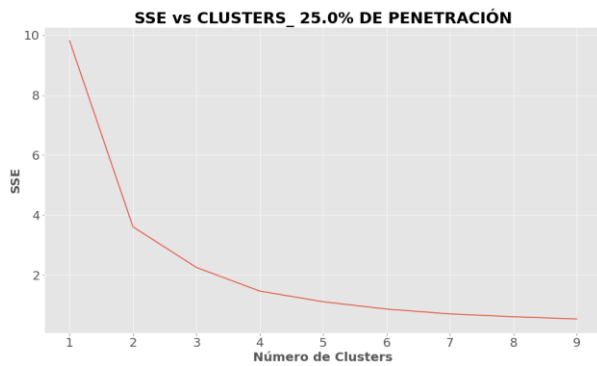
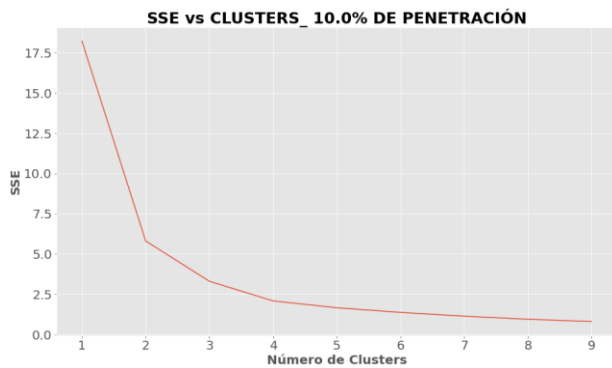
e) Penetración del 75%

Figura 4.9 Segmentación de red por tramos (Fuente: elaboración propia)

4.4 Segmentación por transformadores

Para el agrupamiento de transformadores, se han considerado las características de cargabilidad y nivel de voltaje de cada uno de ellos.

Las curvas de codo para cada uno de los escenarios se muestran en la Figura 4.10. El número de clúster elegido en este caso es de tres, considerando el criterio indicado en 3.3.



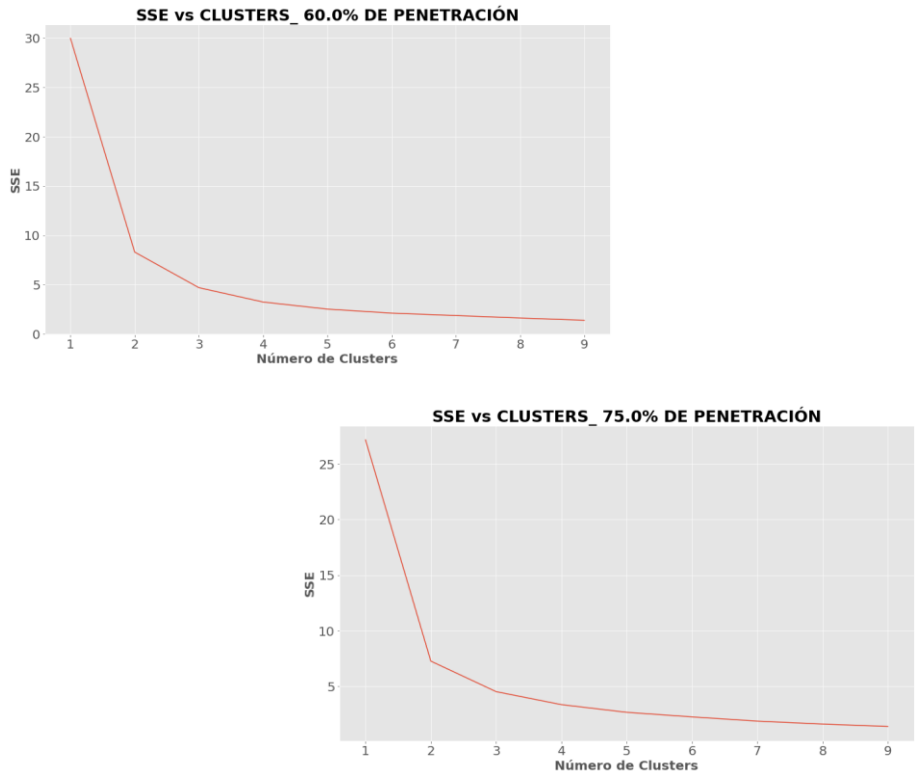
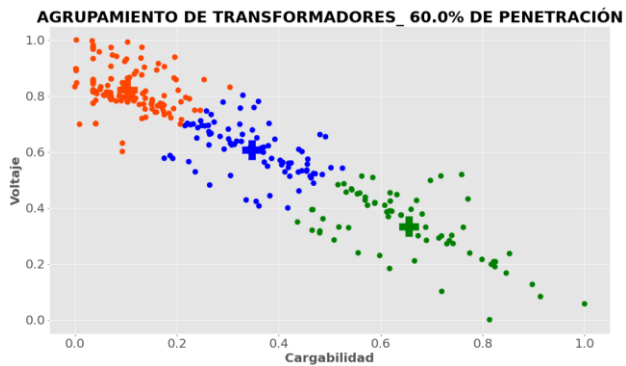
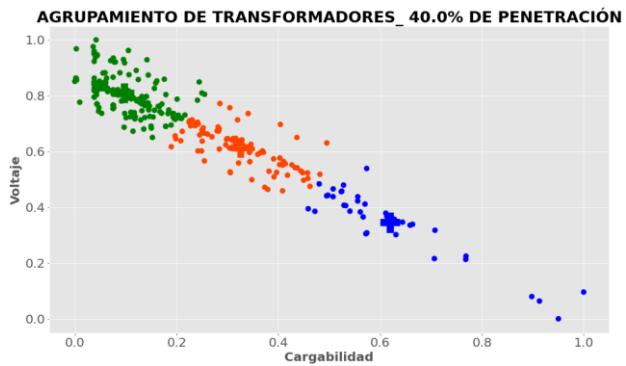
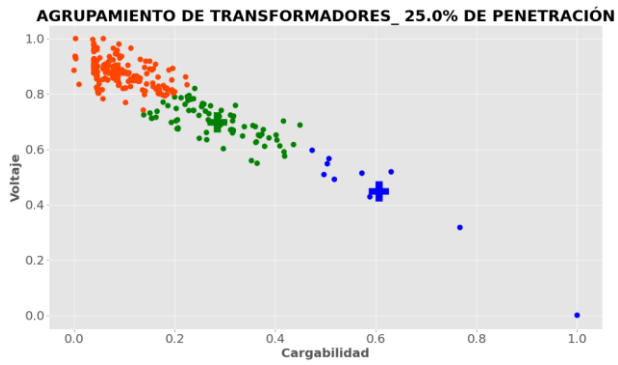
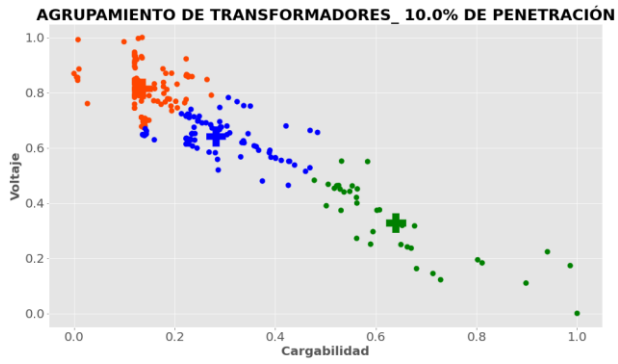


Figura 4.10 Curvas de codo para el agrupamiento de transformadores (Fuente: elaboración propia)

El resultado de los agrupamientos para cada escenario de penetración se muestra en la Figura 4.11. El nivel de dispersión varía notoriamente entre el mínimo y máximo nivel de penetración, debido principalmente a que uno de los atributos utilizados como es la cargabilidad, resulta muy sensible en transformadores ante incrementos importantes de demanda.



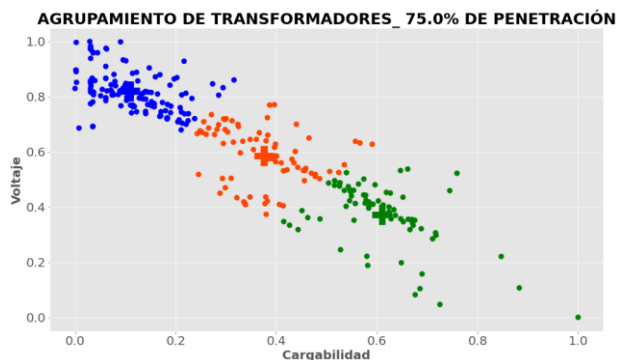


Figura 4.11 Agrupamiento de transformadores (Fuente: elaboración propia)

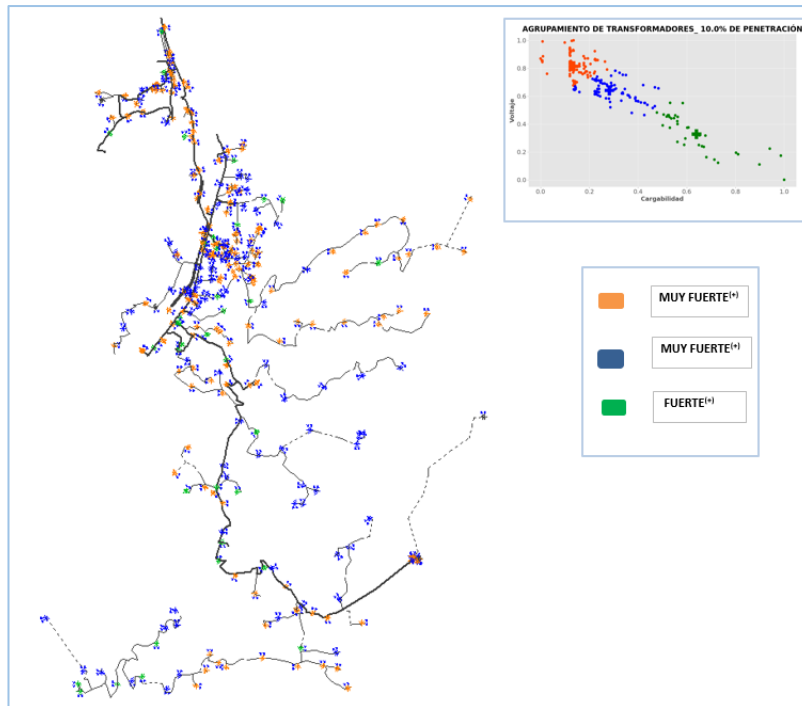
Las características estadísticas de cada clúster, así como su clasificación para cada escenario de penetración de VE, se muestra en la Tabla 4.3.

Tabla 4.3 Resultados y clasificación de tramos

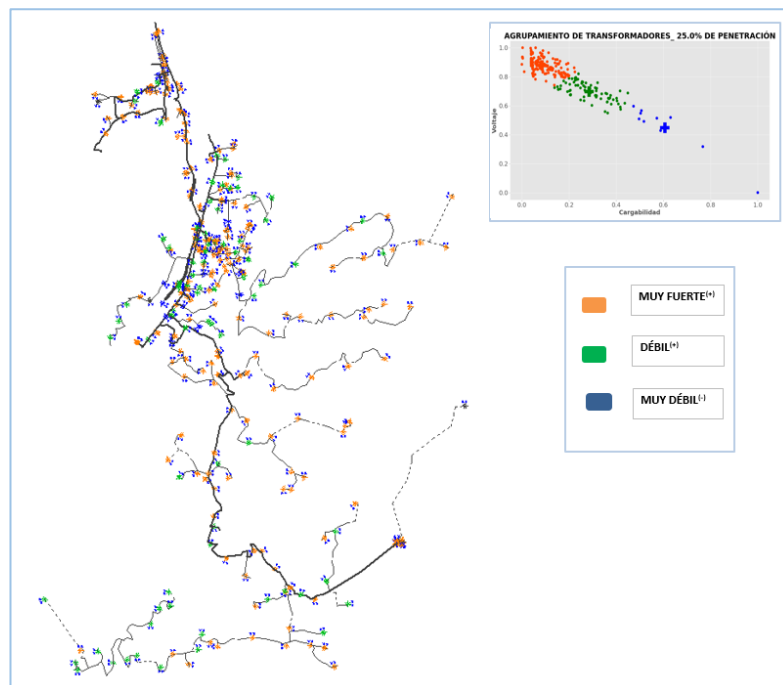
NIVEL DE PENETRACIÓN: 10%						
Cluster	Cantidad	Voltaje	Cargabilidad	%Trafos sin sobrecarga	%Trafos cumplen $\pm V$	Clasificación
		$\mu[V]$	$\mu[\%]$			
I	168	121,11	21,17	100,00	100,00	MUY FUERTE(+)
II	89	119,96	43,46	100,00	100,00	MUY FUERTE(+)
III	35	117,87	97,91	65,71	100,00	FUERTE(+)
NIVEL DE PENETRACIÓN: 25%						
Cluster	Cantidad	Voltaje	Cargabilidad	%Trafos sin sobrecarga	%Trafos cumplen $\pm V$	Clasificación
		$\mu[V]$	$\mu[\%]$			
I	203	119,35	35,21	100,00	100,00	MUY FUERTE(+)
II	79	115,44	116,18	34,18	96,20	DÉBIL(+)
III	10	110,03	246,79	0,00	10,00	MUY DÉBIL(-)
NIVEL DE PENETRACIÓN: 40%						
Cluster	Cantidad	Voltaje	Cargabilidad	%Trafos sin sobrecarga	%Trafos cumplen $\pm V$	Clasificación
		$\mu[V]$	$\mu[\%]$			

I	168	117,76	41,23	97,62	100,00	FUERTE(+)
II	88	113,35	137,01	13,64	65,91	DÉBIL(+)
III	36	107,28	260,26	0,00	0,00	MUY DÉBIL(-)
NIVEL DE PENETRACIÓN: 60%						
Cluster	Cantidad	Voltaje	Cargabilidad	%Trafos sin sobrecarga	%Trafos cumplen $\pm V$	Clasificación
		$\mu[V]$	$\mu[\%]$			
I	136	116,13	46,32	96,32	94,85	FUERTE(+)
II	87	110,16	155,83	6,90	10,34	DÉBIL(-)
III	69	102,58	293,48	0,00	0,00	MUY DÉBIL(-)
NIVEL DE PENETRACIÓN: 75%						
Cluster	Cantidad	Voltaje	Cargabilidad	%Trafos sin sobrecarga	%Trafos cumplen $\pm V$	Clasificación
		$\mu[V]$	$\mu[\%]$			
I	136	114,60	56,86	84,56	75,74	FUERTE(+)
II	81	106,65	194,41	0,00	2,47	MUY DÉBIL(-)
III	75	99,39	315,53	0,00	0,00	MUY DÉBIL(-)

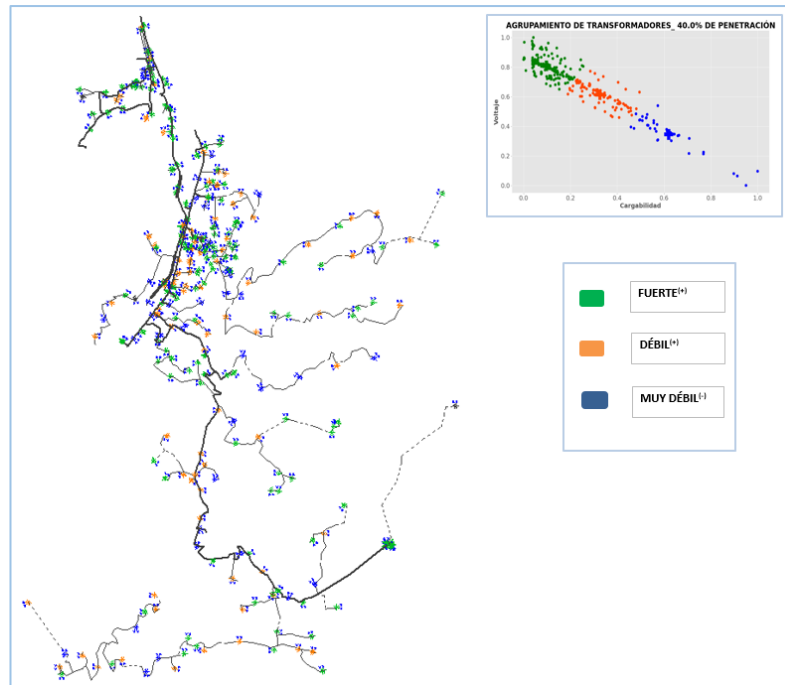
En la Figura 4.12 se muestra topológicamente la segmentación de red por transformadores para cada nivel de penetración de VE. Se destaca en este punto que en la segmentación obtenida no se consigue identificar patrones definidos, esto debido precisamente a que los elementos agrupados son los transformadores de distribución, los cuales no tienen una distribución espacial definida por su capacidad, sino más bien obedece a una alta variabilidad en este aspecto.



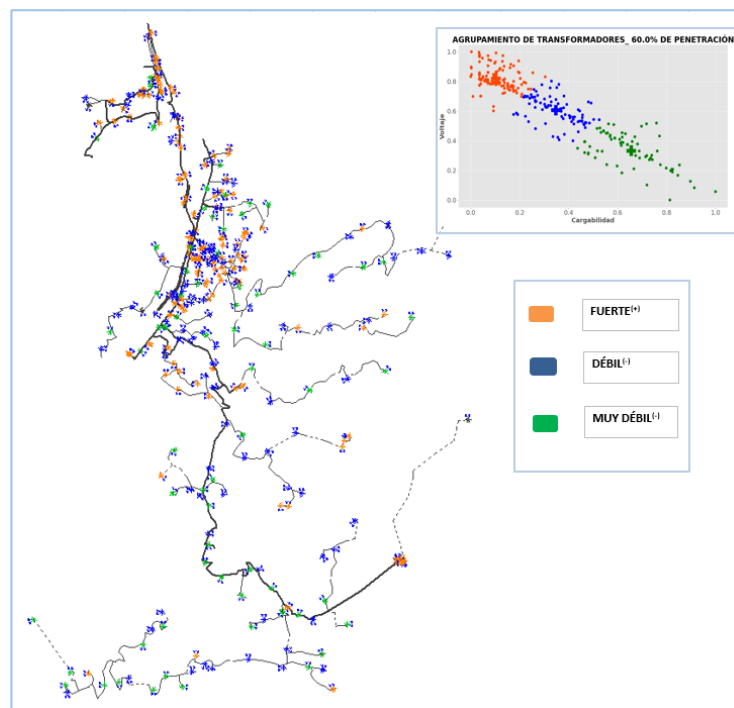
a) Penetración del 10%



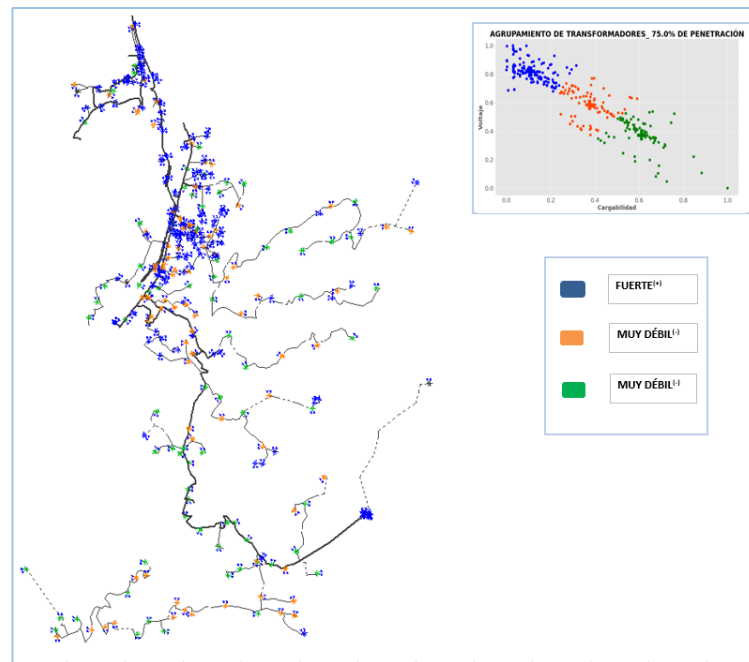
b) Penetración del 25%



c) Penetración del 40%



d) Penetración del 60%



e) Penetración del 75%

Figura 4.12 Segmentación de red por transformadores (Fuente: elaboración propia)

5. CONCLUSIONES

La curva de demanda que caracteriza a la carga de vehículos eléctricos tiene una alta correlación con respecto a la distribución de probabilidades de inicio de carga de los mismos, ya que en las horas de mayor probabilidad de ocurrencia en el inicio de carga, la demanda incremental por la inclusión de VE es mayor.

La demanda incremental ocasionada por la carga de VE se vuelve predominante sobre la curva de demanda sin VE, inclusive para niveles relativamente bajos de inserción, como por ejemplo en el caso del presente trabajo, cuyo nivel más bajo de inserción considerado es del 10%, ocasiona que la demanda máxima del alimentador analizado se traslade de las 20h00 a las 22h00, y superior a estos niveles de inserción se traslade a las 23h00; esto debido a que la demanda de los vehículos eléctricos en carga lenta es

importante en relación a la demanda promedio ocasionada por un cliente residencial.

A medida que los escenarios de penetración de VE consideran un mayor porcentaje de inserción, ciertos parámetros técnicos sufren un deterioro de manera proporcional, como es el caso de niveles de voltaje, pérdidas, y cargabilidad de conductores y transformadores de distribución.

Procesos de clusterización aplicado a objetos, como los analizados en este trabajo y que corresponden a nodos, tramos y transformadores, permiten agrupar a los mismos mediante parámetros técnicos de interés que los caractericen, y por tanto encontrar subconjuntos de todo el universo que tengan mayor afinidad y similitud, y esto permite encontrar características estadísticas más apropiadas de cada subconjunto.

El agrupamiento de objetos mediante procesos de clusterización, aplicados a una representación gráfica en la topología de red correspondiente, permite en la mayoría de los casos determinar segmentos de red de manera zonificada, con los cuales según su clasificación y características subyacentes, permitan tomar decisiones de intervención para mejorar los niveles de calidad de servicio en términos de voltaje, o mejorar aspectos como niveles de pérdidas y cargabilidad de elementos, o cualquier otro parámetro que sea de interés.

El agrupamiento de transformadores de distribución, posterior a los procesos de clusterización correspondientes, no denota un patrón característico que permita la zonificación o segmentación de manera predominante, esto debido principalmente que la característica de capacidad de cada uno de ellos no obedece necesariamente a una distribución uniforme en términos de ubicación.

De los elementos considerados, se determina que el más sensible ante altos porcentajes de inserción de VE, en cuanto a su operatividad son los transformadores de

distribución, ya que a partir del 60% de penetración, más del 50% de transformadores se encuentran sobrecargados o no cumplen con los niveles de voltaje admisibles.

6. RECOMENDACIONES

En el presente trabajo se han acogido ciertos insumos, como por ejemplo las distribuciones de probabilidad de inicio de carga, y de penetración de VE por marca, los cuales han sido obtenidos de manera analítica en el primer caso, y estadística en el segundo caso con información disponible en el momento de su elaboración, y por tanto en un futuro es recomendable que se defina estas distribuciones con información estadística actualizada, cuando la dinámica de utilización de VE como medio de transporte permita obtener información sustancial para los diferentes análisis.

Como complemento al presente trabajo de investigación, es recomendable incluir información relacionada con los hábitos de utilización de VE en el entorno en el cual se efectúa el análisis, como por ejemplo probabilidad de distancias recorridas entre otros, lo que permitirá modelar de manera más prolija el consumo de energía por parte de los VE y su SOC probabilístico.

Otros aspectos relevantes pueden ser incluidos en futuros trabajos de investigación, como el modelamiento de la utilización y carga de VE desagregado por tipo de día, laborable, fin de semana, festivo, etc.; la utilización del VE como fuente de energía complementaria, capacidad adquisitiva de los clientes, entre otros.

Referencias

- [1] Ministerio de Electricidad y Energía Renovable , «Plan Nacional de Eficiencia Energética 2016-2035,» Quito, 2017.
- [2] S. Satarworn y N. Hoonchareon, «Impact of EV home charger on distribution transformer overloading in an urban area,» *IEEE*, pp. 469-472, 2017.
- [3] J. SAUSEN y A. ABAIDE, «Evaluation of Electric Vehicle Charging on Distribution Transformer Loading,» *2018 IEEE PES Transmission & Distribution Conference and Exhibition - Latin America (T&D-LA)*, pp. 1-5, 2018.
- [4] G. GRIGORAS, G. CARTINA y F. ROTARU, «Using K-Means Clustering Method in Determination of the Energy Losses Levels from Electric Distribution Systems,» *12th WSEAS International Conference on Mathematical Methods and Computational Techniques in Electrical Engineering*, nº ISSN: 1792-5967, pp. 52-56, 2010.
- [5] F. Scarlatache, G. Grigoraş, G. Chicco y G. Cârţină, «Using k-means clustering method in determination of the optimal placement of distributed generation sources in electrical distribution systems,» *2012 13th International Conference on Optimization of Electrical and Electronic Equipment (OPTIM)*, nº doi: 10.1109/OPTIM.2012.6231765, pp. 953-958, 2012.
- [6] U. C. MADRID. [En línea]. Available: <https://www.masterdatascienceucm.com/que-es-machine-learning/>. [Último acceso: 02 OCTUBRE 2022].
- [7] F. Z. Ahmed y J. B. Trevor , Big Data Analytics in Future Power Systems, BOCA RATÓN: Taylor & Francis, 2019.
- [8] C. A. Charu y K. R. Chandan , DATA CLUSTERING, Boca Ratón: Taylor & Francis,

2014.

- [9] N.V.V.Karunakar. Jureedi, K.M. Rosalina y N. Prema Kumar, «Clustering Analysis and its Application in Electrical Distribution System,» *IrdIndia*, nº 10.46564/ijraet.2020.v08i06.006, pp. 38-43, 2020.
- [10] A. K. Jain, «Data clustering: 50 years beyond K-means,» vol. 31, nº 8, pp. 651-666, 01 06 2010.
- [11] K. P. Baksai, «COURSERA,» [En línea]. Available: <https://es.coursera.org/lecture/mineria-de-datos-introduccion/algoritmo-dbscan-raWvm>. [Último acceso: 01 NOVIEMBRE 2022].
- [12] M. Dhendra , H. H. Sunarna , W. Ekaprana y Muljono, «The Determination of Cluster Number at k-mean using Elbow Method and Purity Evaluation on Headline News,» *2018 International Seminar on Application for Technology of Information and Communication (iSemantic)*, pp. 533-538, 2018.
- [13] A. Kassambara, *Practical Guide To Cluster Analysis in R*, STHDA, 2017.
- [14] ARCERNNR, «Pliego Tarifario para los Proveedores del Servicio de Carga de Energía a Vehículos Eléctricos para el año 2022,» Quito, 2022.
- [15] ARCERNNR, «Pliego Tarifario del Servicio Público de Energía Eléctrica para el año 2022,» Quito, 2022.
- [16] O. D. CHACÓN HERRERA, *ANÁLISIS DEL IMPACTO DE LA CARGA DE VEHÍCULOS ELÉCTRICOS EN TRANSFORMADORES DE DISTRIBUCIÓN*, Quito, 2021.
- [17] A. D. J. ORTIZ LÓPEZ, *ESTIACIÓN DE ESTADO Y UBICACIÓN ÓPTIMA DE MEDIDORES DE VOLTAJE Y CORRIENTE EN REDES ELÉCTRICAS DE DISTRIBUCIÓN DESBALANCEADAS*, Quito, 2018.

[18] CYME, *CYME 7.2 - Análisis básicos de redes de distribución - Guía del Usuario*, St.

Bruno.

[19] J. Cepeda y M. Chamba, «Determinación del Modelo Estocástico del Estado de Carga de Baterías para el cómputo de Flujo de Potencia Probabilístico de Microrredes,»

ENERGÍA, nº 16, pp. 35-44, 2019.