



# UNIVERSIDAD DE CUENCA

Facultad de Ingeniería

Maestría en Electricidad mención Redes Eléctricas Inteligentes

Análisis técnico-económico para la implementación óptima de sistemas de medición inteligente en el área de concesión de la CENTROSUR empleando un algoritmo de inteligencia artificial.

Trabajo de titulación previo a la obtención del título de Magíster en Electricidad mención Redes Eléctricas Inteligentes.

Autor:

Ing. Juan Esteban Bermeo Bermeo

CI: 0104235643

Correo electrónico: jebermeo@yahoo.es

Director:

Ing. Wilson Fernando Mogrovejo León, Mgt.

CI: 0105058820

**Cuenca, Ecuador**

11-agosto-2021



## Resumen:

En el presente trabajo se analizará la factibilidad de la implementación del sistema de medición inteligente en el área de concesión de la Empresa Eléctrica Regional Centro Sur C.A., empleando un algoritmo de agrupación para seleccionar donde se ubican los clientes que reúnen condiciones técnicas y económicas adecuadas, para la instalación de los equipos de medición inteligente.

Los lugares en donde se implementarán los sistemas de medición inteligente, deberán ser seleccionados en base al cumplimiento de ciertos parámetros relacionados como son el consumo de energía, pérdidas de energía, facturación mensual por el consumo de energía, estratificación de clientes y valores por deuda del consumo de energía. Para ello se empleará un método de aprendizaje no supervisado mediante el algoritmo de inteligencia artificial k-means, a partir de los datos del catastro de clientes de la Centrosur, clasificando a los clientes que cumplan con las características indicadas, sin considerar ningún tipo de criterio basado en la intuición o en la experiencia de los operadores del sistema de la Centrosur.

La implementación de este tipo de tecnologías además de solucionar problemas relacionados con la toma de lecturas, corte y reconexión del servicio de energía eléctrica, control de pérdidas, mediante la telegestión; permitirá también contar con un registro en tiempo real de datos relacionados al consumo del cliente, y a su vez el estado real de las estaciones de transformación, ramales de bajo y medio voltaje. Conociendo así el estado actual de la red eléctrica del sistema de distribución, pudiendo utilizarse esta información a futuro para gestionar de una manera más adecuada la planificación de la repotenciación o expansión del sistema, y la posible conexión de sistemas de generación distribuida.

**Palabras claves:** Sistema de Medición. AMI. AMR. Sistema de Distribución Eléctrica. Inteligencia Artificial. Algoritmo. Demanda. HES. Sistema de Comunicación, k-means, Elbow.



**Abstract:**

This paper analyzes the implementation of the smart metering system in the concession area of the Empresa Eléctrica Regional Centro Sur CA, using a clustering algorithm to select where the clients that meet the appropriate technical and economic conditions are located for the installation of smart metering equipment.

The places where smart metering systems will be installed, must be selected in compliance with parameters related to energy consumption, non-technical losses, invoiced values for energy consumption, customer stratification and debt values for energy consumption. For this, an unsupervised learning method will be used through the k-means artificial intelligence algorithm, based on the data from the Centrosur customer registry, classifying customers who meet the indicated characteristics, without considering any type of criteria based in the intuition or in the experience of the operators of the Centrosur system.

The implementation of this type of technology, in addition to solving problems by reading meters, cutting and reconnecting the electric power service remotely, control of losses and energy balances, will allow having a real-time data record of energy consumption of the client, transformers and medium voltage branches. Additionally, it will be possible to know the current state of the parameters of the distribution system, and this information can be used in the future to adequately manage the planning of the repowering or expansion of the electrical system, and the possible connection of distributed generation systems.

**Keywords:**



## ÍNDICE DEL TRABAJO

### **CAPÍTULO I**

<b>GENERALIDADES.....</b>	<b>17</b>
<b>1.1 INTRODUCCIÓN.....</b>	<b>17</b>
<b>1.2 OBJETIVOS.....</b>	<b>19</b>
1.2.1 OBJETIVO GENERAL.....	19
1.2.2 OBJETIVOS ESPECIFICOS.....	19
<b>1.3 JUSTIFICACIÓN.....</b>	<b>20</b>
<b>1.4 ALCANCE.....</b>	<b>21</b>
<b>1.5 ANTECEDENTES.....</b>	<b>21</b>

### **CAPÍTULO II**

<b>MARCO TEÓRICO.....</b>	<b>31</b>
<b>2.1 PÉRDIDAS DE ENERGÍA.....</b>	<b>31</b>
2.1.1 PÉRDIDAS TÉCNICAS.....	32
2.1.2 PÉRDIDAS NO TÉCNICAS.....	33
<b>2.2 SISTEMAS DE MEDICIÓN INTELIGENTE.....</b>	<b>34</b>
2.2.1 EVOLUCIÓN DE LA MEDICIÓN INTELIGENTE Y CONTROL EN EL PAÍS.....	35
<b>2.3 INFRAESTRUCTURA DE MEDICIÓN INTELIGENTE (AMI).....</b>	<b>38</b>
2.3.2 BENEFICIOS DE LOS SISTEMAS DE MEDICIÓN INTELIGENTE AMI.....	39
2.3.3 ESTRUCTURA DE LOS SISTEMAS DE MEDICIÓN INTELIGENTE AMI.....	42
<b>2.4 ALGORIMOS DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL.....</b>	<b>66</b>
<b>2.5 DEFINICIÓN DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL.....</b>	<b>69</b>
<b>2.6 INTELIGENCIA DE NEGOCIOS (BUSINESS INTELLIGENCE O BI).....</b>	<b>70</b>
2.6.1 CARACTERÍSTICAS DE LA INTELIGENCIA DE NEGOCIOS.....	74
<b>2.7 PROCESO DE DESCUBRIMIENTO DEL CONOCIMIENTO.....</b>	<b>75</b>
2.7.1 ETAPAS DEL PROCESO DE DESCUBRIMIENTO DEL CONOCIMIENTO (KDD).....	75
<b>2.8 TÉCNICAS DE MINERÍA DE DATOS.....</b>	<b>79</b>
2.8.1 TÉCNICAS SUPERVISADAS O PREDICTIVAS.....	81
2.8.2 TÉCNICAS NO SUPERVISADAS O DESCRIPTIVAS.....	89



### **CAPÍTULO III**

<b>IMPLEMENTACIÓN DEL ALGORITMO DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL K-MEANS. ....</b>	<b>103</b>
<b>3.1 SELECCIÓN DEL ALGORITMO K-MEANS. ....</b>	<b>103</b>
<b>3.2 FUNCIONAMIENTO DEL ALGORITMO K-MEANS.....</b>	<b>105</b>
<b>3.3 IMPLEMENTACIÓN DEL PROGRAMA EN PYTHON PARA SEGMENTACIÓN DE CLIENTES MEDIANTE EL ALGORITMO K-MEANS.....</b>	<b>107</b>
3.3.1 SEGMENTACIÓN DE CLIENTES EMPLAZADOS EN AZUAY Y CAÑAR.....	111
3.3.2 SEGMENTACIÓN DE CLIENTES EMPLAZADOS EN LA TRONCAL.....	118
3.3.3 SEGMENTACIÓN DE CLIENTES EMPLAZADOS EN LA DIRECCIÓN DE MORONA SANTIAGO.....	124

### **CAPÍTULO IV**

<b>ANÁLISIS TÉCNICO ECONÓMICO.....</b>	<b>131</b>
<b>4.1 ANÁLISIS TÉCNICO. ....</b>	<b>131</b>
4.1.1 PÉRDIDAS DE ENERGÍA.....	131
4.1.2 CONSUMOS PROMEDIO DE ENERGÍA.....	132
4.1.3 UBICACION ÓPTIMA PARA LA INSTALACIÓN DE SISTEMAS DE MEDICIÓN INTELIGENTE DESDE EL PUNTO DE VISTA TÉCNICO.....	136
<b>4.2 ANÁLISIS ECONÓMICO .....</b>	<b>137</b>
4.2.1 SERVICIO DE TOMA DE LECTURAS. ....	137
4.1.2 SERVICIO DE GESTIÓN DE CARTERA.....	139
4.2.2 ANÁLISIS DE SEGMENTACIÓN DE CLIENTES DE AZUAY-CAÑAR.....	140
4.2.3 ANÁLISIS DE SEGMENTACIÓN DE CLIENTES DE LA TRONCAL. ....	145
4.2.4 ANÁLISIS DE SEGMENTACIÓN DE CLIENTES de MORONA SANTIAGO.....	146
4.2.5 UBICACIONES ÓPTIMAS PARA LA INSTALACIÓN DE SISTEMAS DE MEDICIÓN INTELIGENTE DESDE EL PUNTO DE VISTA ECONÓMICO.....	148
<b>4.3 IMPLEMENTACIÓN DEL PROYECTO EN EL SECTOR SELECCIONADO....</b>	<b>150</b>
4.3.1 CÁLCULO DEL COSTO ANUAL POR EL SERVICIO DE TOMA DE LECTURAS.	150
4.3.2 CÁLCULO DEL COSTO ANUAL POR EL SERVICIO DE CORTE Y RECONEXIÓN.	151
4.3.3 CÁLCULO DEL COSTO ANUAL POR PÉRDIDAS DE ENERGÍA.....	152

### **CAPÍTULO V**

<b>CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....</b>	<b>158</b>
<b>5.1 CONCLUSIONES. ....</b>	<b>158</b>



<b>5.2</b>	<b>RECOMENDACIONES.....</b>	<b>161</b>
	<b>REFERENCIAS.....</b>	<b>162</b>
	<b>ANEXOS.....</b>	<b>166</b>



## ANEXOS

### ANEXO 1

Extracto de tabla de datos depurada de los clientes ubicados en Azuay y Cañar ..... 167

### ANEXO 2

Extracto de tabla de datos depurada de los clientes ubicados en La Troncal..... 169

### ANEXO 3

Extracto de tabla de datos depurada de los clientes ubicados en Morona Santiago ..... 170

### ANEXO 4

Script del programa en Python realizado para la segmentación de los clientes con respecto a su consumo, facturación y deuda ..... 171

### ANEXO 5

Captura de pantalla de los resultados obtenidos en Python ..... 175

### ANEXO 6

Resultados de segmentación de los clientes de Azuay y Cañar (17.090) ..... 181

### ANEXO 7

Resultados de segmentación de los clientes de La Troncal (6.942) ..... 184

### ANEXO 8

Resultados de segmentación de los clientes de Morona Santiago (17.090)..... 187



## ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1.1	Inversión en los principales países a nivel mundial [12] .....	23
Tabla 1.2	Principales proyectos de Medición Inteligente [12] .....	23
Tabla 1.3	Componentes del sistema de Empresas de Distribución para proyecto AMI [3]. .....	28
Tabla 1.4	Inversión para implementación de proyecto AMI en el país [3].....	29
Tabla 2.1	Tipos de ataques cibernéticos [28].....	66
Tabla 3.1	Comparación entre algoritmos de Clusterización [50].....	103
Tabla 3.2	Clientes registrados por subsistemas para el análisis de segmentación (Fuente: Centrosur) .....	107
Tabla 3.3	Estratos de consumo método Centrosur (Fuente: Centrosur). .....	109
Tabla 3.4	Cantidad de clientes clasificados por parroquia dentro de clústers 1, 2 y 4 (Fuente: elaboración propia). .....	117
Tabla 3.5	Cantidad de clientes clasificados por parroquia dentro de clústers 0 y 2 (Fuente: elaboración propia). .....	123
Tabla 3.6	Cantidad de clientes clasificados por parroquia dentro de clústers 1 y 2 (Fuente: elaboración propia). .....	129
Tabla 4.1	Pérdidas de energía en Centrosur con corte al mes de enero de 2021 (Fuente: elaboración propia) .....	132
Tabla 4.2	Consumo promedio de energía en clientes segmentados de Azuay-Cañar (Fuente: elaboración propia) .....	133
Tabla 4.3	Consumo promedio de energía en clientes segmentados de La Troncal (Fuente: elaboración propia) .....	134
Tabla 4.4	Consumo promedio de energía en clientes segmentados de Morona Santiago (Fuente: elaboración propia) .....	135
Tabla 4.5	Consumo promedio de energía en clientes segmentados de la Centrosur por subsistema (Fuente: elaboración propia) .....	136
Tabla 4.6	Ahorro aproximado por pérdidas de energía de Centrosur por subsistema (Fuente: elaboración propia) .....	137
Tabla 4.7	Rutas o MRU's en Matriz y Agencias de Centrosur (Fuente: Centrosur).....	138
Tabla 4.8	Costo mensual y anual por el servicio de toma de lecturas en Centrosur (Fuente: Centrosur). .....	139
Tabla 4.9	Costo mensual y anual por el servicio de gestión de cartera en Centrosur (Fuente: Centrosur). .....	140
Tabla 4.10	Clientes de los clústers 1, 2 y 4 emplazados en las parroquias urbanas en Azuay-Cañar (Fuente: elaboración propia). .....	142
Tabla 4.11	Clientes de los clústers 1, 2 y 4 emplazados en las parroquias rurales en Azuay-Cañar (Fuente: elaboración propia). .....	143





Tabla 4.12 Clientes de los clústers 0 y 2 emplazados en las parroquias en La Troncal (Fuente: elaboración propia) .....	145
Tabla 4.13 Clientes de los clústers 1 y 2 emplazados en las parroquias de Morona Santiago (Fuente: elaboración propia) .....	146
Tabla 4.14 Clientes en las parroquias de Azuay-Cañar considerados para la instalación de sistemas de medición inteligente (Fuente: elaboración propia) .....	148
Tabla 4.15 Valores a ser recaudados por subsistema al implementar los sistemas de medición inteligente (Fuente: elaboración propia) .....	149
Tabla 4.16 Costo por el servicio de lecturas en Centrosur (Fuente: Centrosur) .....	150
Tabla 4.17 Costo por el servicio de gestión de cartera en Centrosur (Fuente: Centrosur) .....	151
Tabla 4.18 Ingresos por implementación de sistemas de medición inteligente (Fuente: Centrosur) .....	153
Tabla 4.19 Ingresos por implementación de sistemas de medición inteligente (Fuente: Centrosur) .....	153
Tabla 4.20 Egresos por implementación de sistemas de medición inteligente (Fuente: Centrosur) .....	155
Tabla 4.21 Cálculo de indicadores financieros para la instalación de medidores inteligentes en Azuay – Cañar (Fuente: Centrosur) .....	156
Tabla 4.22 Cálculo del Período de Recuperación de la Inversión para la instalación de medidores inteligentes en la Centrosur (Fuente: Centrosur) .....	157



## ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1.1	Costo beneficio de los medidores inteligentes [12].....	24
Figura 1.2	Evolución de las Pérdidas de Energía a Nivel Nacional (2006 – 2018) [2].....	22
Figura 1.3	Integración del sistema de medición AMI en Empresas de Distribución [3] .....	27
Figura 2.1	Evolución de los sistemas de medición inteligente [8] .....	36
Figura 2.2	Esquema de funcionamiento de sistemas AMR [12] .....	37
Figura 2.3	Infraestructura de Medición Inteligente (AMI) [11] .....	39
Figura 2.4	Integración de tecnologías de generación mediante sistemas AMI [16] .....	41
Figura 2.5	Subsistemas del sistema de medición AMI [10].....	43
Figura 2.6	Esquema de funcionamiento del sistema de medición AMI [12].....	47
Figura 2.7	Redes de comunicaciones del sistema de medición AMI [17] .....	50
Figura 2.8	Aplicativos y herramientas de la estructura modular de AMI [25] .....	61
Figura 2.9	Integración del sistema de medición AMI [25] .....	62
Figura 2.10	Diseño conceptual y modelo de gestión de la Inteligencia de Negocios [34] .....	71
Figura 2.11	Procesos para emplear los sistemas de Inteligencia de Negocios [36] .....	73
Figura 2.12	Técnica de Clustering para eliminar ruido en los datos [45] .....	77
Figura 2.13	Etapas del proceso del descubrimiento del conocimiento (KDD) [39] .....	78
Figura 2.14	Técnicas de minería de datos [45] .....	80
Figura 2.15	Histograma como técnica de estimador de núcleos [41] .....	83
Figura 2.16	Esquema de una Red Neuronal [46].....	86
Figura 2.17	Representación de la función de una Red Neuronal [47] .....	87
Figura 2.18	Funciones de activación de una Red Neuronal [47] .....	87
Figura 2.19	Técnicas de segmentación o clustering [42] .....	90
Figura 2.20	Método del Elbow para determinar el número de clústers [48].....	91
Figura 2.21	Método Silhouette para determinar el número de clústers [48] .....	91
Figura 2.22	Topologías de agrupación mediante clustering [42] .....	92
Figura 2.23	Representación de distancia Euclidiana [42] .....	95
Figura 2.24	Representación de distancia Manhattan [42].....	95
Figura 2.25	Característica de invariancia por escala en clustering [44].....	96
Figura 2.26	Característica de consistencia en clustering [44].....	96



Figura 2.27	Característica de riqueza en clustering [44].....	97
Figura 2.28	Ejemplo de algoritmo k-means [45].....	98
Figura 2.29	Ejemplo de algoritmo COBWEB [45] .....	99
Figura 2.30	Ejemplo de algoritmo probabilidad [45].....	100
Figura 2.31	Ejemplo de algoritmo a priori [45] .....	102
Figura 3.1	Frecuencia de meses pendientes de deuda de los clientes en Azuay y Cañar (Fuente: elaboración propia) .....	112
Figura 3.2	Estratificación de clientes en función de su consumo promedio en Azuay y Cañar (Fuente: elaboración propia) .....	112
Figura 3.3	Estratificación de clientes en la Azuay y Cañar en función de su facturación (Fuente: elaboración propia) .....	113
Figura 3.4	Estratificación de clientes en Azuay y Cañar en función de su deuda (Fuente: elaboración propia) .....	113
Figura 3.5	Espacio muestral de clientes de Azuay y Cañar para clusterización (Fuente: elaboración propia) .....	114
Figura 3.6	Curva para determinar el número de clústers según el método de Elbow en los datos de Azuay y Cañar (Fuente: elaboración propia) .....	115
Figura 3.7	Segmentación de los clientes de Azuay y Cañar aplicando k-means (Fuente: elaboración propia) .....	116
Figura 3.8	Frecuencia de meses pendientes de deuda de los clientes en La Troncal (Fuente: elaboración propia) .....	118
Figura 3.9	Estratificación de clientes en función de su consumo promedio en La Troncal (Fuente: elaboración propia) .....	119
Figura 3.10	Estratificación de clientes en La Troncal en función de su facturación (Fuente: elaboración propia) .....	119
Figura 3.11	Estratificación de clientes en La Troncal en función de su deuda (Fuente; elaboración propia) .....	120
Figura 3.12	Espacio muestral de clientes de La Troncal para clusterización (Fuente: elaboración propia) .....	121
Figura 3.13	Curva para determinar el número de clústers según el método de Elbow en los datos de La Troncal (Fuente: elaboración propia) .....	122
Figura 3.14	Segmentación de los clientes de La Troncal aplicando k-means (Fuente: elaboración propia) .....	123
Figura 3.15	Frecuencia de meses pendientes de deuda de los clientes en Morona Santiago (Fuente: elaboración propia) .....	124
Figura 3.16	Estratificación de clientes en Morona Santiago en función de su facturación (Fuente: elaboración propia) .....	125
Figura 3.17	Estratificación de clientes en función de su consumo promedio en Morona Santiago (Fuente; elaboración propia) .....	125



Figura 3.18 Estratificación de clientes en Morona Santiago en función de su deuda (Fuente: elaboración propia) .....	126
Figura 3.19 Espacio muestral de clientes de Morona Santiago para clusterización (Fuente: elaboración propia) .....	127
Figura 3.20 Curva para determinar el número de clústers según el método de Elbow en los datos de Morona Santiago (Fuente: elaboración propia) .....	128
Figura 3.21 Segmentación de los clientes de Morona Santiago aplicando k-means (Fuente: elaboración propia) .....	128
Figura 4.1 Facturación promedio y deuda actual de clientes en parroquias urbanas en Azuay y Cañar (Fuente: elaboración propia).....	141
Figura 4.2 Facturación promedio y deuda actual de clientes en parroquias rurales en Azuay y Cañar (Fuente: elaboración propia).....	144
Figura 4.3 Facturación promedio y deuda actual de clientes en parroquias de La Troncal (Fuente: elaboración propia) .....	145
Figura 4.4 Facturación promedio y deuda actual de clientes en parroquias Morona Santiago (Fuente: elaboración propia) .....	147



### Cláusula de licencia y autorización para publicación en el Repositorio Institucional

---

Juan Esteban Bermeo Bermeo en calidad de autor y titular de los derechos morales y patrimoniales del trabajo de titulación "Análisis técnico-económico para la implementación óptima de sistemas de medición inteligente en el área de concesión de la CENTROSUR empleando un algoritmo de inteligencia artificial", de conformidad con el Art. 114 del CÓDIGO ORGÁNICO DE LA ECONOMÍA SOCIAL DE LOS CONOCIMIENTOS, CREATIVIDAD E INNOVACIÓN reconozco a favor de la Universidad de Cuenca una licencia gratuita, intransferible y no exclusiva para el uso no comercial de la obra, con fines estrictamente académicos.

Asimismo, autorizo a la Universidad de Cuenca para que realice la publicación de este trabajo de titulación en el repositorio institucional, de conformidad a lo dispuesto en el Art. 144 de la Ley Orgánica de Educación Superior.

Cuenca, 11 de agosto de 2021

Juan Esteban Bermeo Bermeo

C.I: 0104235643



### Cláusula de Propiedad Intelectual

---

Juan Esteban Bermeo Bermeo, autor del trabajo de titulación "Análisis técnico-económico para la implementación óptima de sistemas de medición inteligente en el área de concesión de la CENTROSUR empleando un algoritmo de inteligencia artificial", certifico que todas las ideas, opiniones y contenidos expuestos en la presente investigación son de exclusiva responsabilidad de su autor/a.

Cuenca, 11 de agosto de 2021

Juan Esteban Bermeo Bermeo

C.I: 0104235643



### **DEDICATORIA**

*A Dios, por darme la oportunidad de seguir alcanzando y cumpliendo mis metas planteadas.*

*A mi esposa, quien es mi fortaleza y que con su paciencia y amor ha sido quien me ha brindado su apoyo incondicional durante el desarrollo de este trabajo.*

*A mis hijos, quienes son el motor, mi razón de vivir y mis ganas de seguir adelante.*

*A mis padres, los mismos que me han sabido formar en buenos valores, y han hecho de mi la persona que soy.*

*A mis hermanas, por estar conmigo y darme su apoyo constante.*

*Ing. Juan Bermeo Bermeo.*



## **AGRADECIMIENTOS**

*Agradezco al Ing. Fernando Mogrovejo por su colaboración como tutor y su total disposición durante el desarrollo de esta tesis.*

*Al Ing. Andrés Cornejo, por su valioso aporte brindado durante el desarrollo de este trabajo.*

*A la Universidad de Cuenca y sus docentes que impartieron clases en la maestría, por aportar valiosos conocimientos para mi desarrollo profesional.*

*A la Empresa Eléctrica Regional Centro Sur C.A. que brindado la información necesaria para la realización del presente trabajo.*





# CAPITULO I

## GENERALIDADES.

### 1.1 INTRODUCCIÓN.

Las pérdidas de energía son un gran problema a nivel mundial para las Empresas Distribuidoras y Comercializadoras del servicio de energía eléctrica, ya que generan una reducción notable en sus ingresos por consumos no facturados de energía, reducción de la disponibilidad de su capacidad instalada y la reducción de la vida útil de sus equipos.

La innovación tecnológica en el campo de la medición del consumo de energía eléctrica ha sido siempre del interés de las diferentes Empresas de Distribución a nivel Nacional, con el objetivo de tomar decisiones orientadas a la mejora de la prestación del servicio público de energía eléctrica a los usuarios finales, mediante el registro remoto de consumos empleados para la detección de pérdidas y fallas en el sistema de distribución.

La Empresa Eléctrica Regional Centro Sur C.A. (Centrosur) tiene como misión dentro de su título habilitante suministrar y comercializar el servicio público de energía eléctrica para satisfacer las necesidades de la sociedad, cumpliendo estándares de calidad, con responsabilidad social, ambiental y económica, sobre la base de la gestión del talento humano e implantación de nuevas tecnologías [1], acatando las disposiciones emitidas por el ARCERNNR<sup>1</sup> dentro de su área de concesión en las provincias de Azuay, Cañar, Loja y Morona Santiago.

La Dirección de Comercialización de la Centrosur es la encargada de gestionar la instalación de sistemas de medición que registran parámetros de consumo de

---

<sup>1</sup> Agencia de Regulación y Control de Energía y Recursos Naturales No Renovables



energía activa, reactiva, demanda, demanda horaria diferenciada, etc., dependiendo del tipo de consumo según lo establecido en el pliego tarifario vigente<sup>2</sup>; para luego ingresar estos registros en el sistema comercial, y así calcular la diferencia de consumos entre periodos, determinando de esta forma el valor de la factura a pagar por el cliente.

Actualmente la toma de lecturas se la realiza de forma manual, mediante la contratación de personal externo a través del portal de compras públicas; el mismo que, dependiendo del lugar, sector, condiciones climáticas, etc., en ciertas ocasiones no realiza la toma del 100% de lecturas entregadas por la Centrosur, lo que ocasiona problemas en la facturación e incumplimiento con lo indicado en las regulaciones emitidas por la ARCERNNR.

A pesar que los valores correspondientes a pérdidas de energía en la Centrosur son del 6,57% entre técnicas y no técnicas [2], es necesario implementar mecanismos que mejoren estos indicadores, por lo que para dar solución a estos inconvenientes, mediante el PLANRE<sup>3</sup> impulsado por el Ministerio de Electricidad y Recursos Naturales no Renovables, se llevará a cabo la instalación de sistemas de medición inteligente, de tal forma que registren las lecturas de los medidores en tiempo real y en periodos consecutivos, eliminando los errores que se dan durante el proceso manual de toma de lecturas, presentando además otras ventajas que mejoran notablemente la manera de prestar el servicio de distribución y comercialización de energía eléctrica.

En este trabajo se realizará la selección de los lugares adecuados, en función de la agrupación de los clientes, en donde se instalarán los equipos de medición inteligente, mediante el uso de técnicas de aprendizaje automático no supervisado, de tal forma que permitan clasificar a los clientes de la Centrosur que cumplan con

---

<sup>2</sup> Documento emitido por la ARCERNNR, que contiene la estructura, nivel y régimen tarifario para el servicio público de energía eléctrica para la aplicación de la distribuidora y cumple con los principios tarifarios establecidos en la normativa vigente.

<sup>3</sup> Plan de reducción de pérdidas de energía eléctrica.



características relacionadas su consumo promedio mensual, facturación promedio mensual y deuda por el consumo de energía eléctrica. Analizando además las pérdidas de energía que Centrosur tiene a nivel de subsistema.

Para esto se emplearán técnicas de clusterización mediante el algoritmo K-means<sup>4</sup> sugerido por CENTROSUR, empleando el método de Elbow<sup>5</sup> para definir el número de clústers en los cuales los clientes se clasificarán, en función de los criterios antes indicados.

## **1.2 OBJETIVOS.**

### **1.2.1 OBJETIVO GENERAL.**

Realizar el análisis técnico-económico para la implementación óptima de sistemas de medición inteligente en el área de concesión de la CENTROSUR empleando un algoritmo de inteligencia artificial.

### **1.2.2 OBJETIVOS ESPECIFICOS.**

- Analizar los parámetros y particularidades que deben cumplir los clientes en los lugares donde se instalarán los sistemas de medición inteligente, aplicando el algoritmo de inteligencia artificial K-means para la clusterización de los clientes.
- Realizar un análisis técnico económico para la instalación del sistema de medición inteligente a los clientes, que reúnen ciertas características dentro el área de concesión de la CENTROSUR.

---

<sup>4</sup> Técnica de análisis de clúster que objetivo la partición de un conjunto de n observaciones en k grupos.

<sup>5</sup> Método de selección de número de clústers.



### 1.3 JUSTIFICACIÓN.

Actualmente el proceso de la toma de lecturas en el área de concesión de la CENTROSUR se la realiza de forma manual, con la contratación de personal externo a través de procesos de contratación pública, prestándose al cometimiento de errores debido a la intervención del ser humano durante la toma de lecturas, y a la falta de las mismas en lugares que son inaccesibles para los lectores, errores que son penalizados según lo indicado en las regulaciones emitidas por el ARCERNNR.

De la misma forma la Centrosur mediante procesos de contratación pública y en algunas agencias con personal propio, realiza la recuperación de cartera vencida (corte y reconexión por falta de pago). Mediante la implementación de sistemas de medición inteligente se podría optimizar los recursos que anualmente son presupuestados para la prestación de estos servicios; con lo cual se realizaría una gestión de cartera de una manera remota.

En cuanto a las pérdidas por la distribución de energía eléctrica, a pesar que CENTROSUR mantiene un total de 6,57% de pérdidas entre técnicas y no técnicas en sus subsistemas, mediante la implementación de sistemas de medición inteligente éstas pueden ser detectadas en tiempo real, por lo tanto, pueden ser gestionadas de forma adecuada, reduciéndolas considerablemente.

La implementación de estos sistemas no solo permitirá a la Centrosur mejorar sus procesos comerciales; sino también los procesos relacionados a la operación del sistema de distribución en general, ya que, al contar con los valores en tiempo real del consumo de los clientes, se puede conocer el comportamiento de la curva de demanda diaria, verificando así la capacidad y la cargabilidad de los transformadores, redes de bajo y medio voltaje en los sectores donde los sistemas de medición inteligente van a ser instalados; pudiendo emplear esta información para realizar un mantenimiento preventivo adecuado, o la posible planificación para la reposición y mejora de redes eléctricas en el sector; lo cual está ligado a la mejora



en la calidad y eficiencia de la prestación del servicio público de energía eléctrica ante los usuarios finales.

## 1.4 ALCANCE.

- Mediante el desarrollo del siguiente trabajo se establecerán los sectores para la implementación de sistemas de medición inteligente en el área de concesión de la Centrosur empleando un algoritmo de inteligencia artificial. Los lugares seleccionados para la implementación de estos sistemas deberán cumplir con ciertos parámetros que justifiquen la inversión de la implementación del sistema de medición inteligente.

## 1.5 ANTECEDENTES.

Debido a las ventajas que prestan los sistemas de medición inteligente relacionadas a la reducción de costos de operación, mejora en la confiabilidad del sistema de distribución, gestión de la demanda a partir de una respuesta control reduciendo la demanda pico, gestión de pérdidas técnicas y no técnicas, gestión individual del consumo, etc., han sido utilizados en varios países a nivel mundial.

Italia fue el primer país a nivel mundial en implementar el proyecto de medición inteligente denominado Telegestore<sup>6</sup>.

El Proyecto Telegestore (Sistema italiano de gestión automática de contadores (AMM<sup>7</sup>) fue desarrollado por Enel<sup>8</sup> en el año de 1999, el cual consiste en un sistema para concentradores de baja tensión (BT) y gestión remota de contadores. El proyecto proporcionó la instalación de más de 32 millones de medidores inteligentes

---

<sup>6</sup> Telegestore: Proyecto desarrollado en los años 90 e implementado en Italia, en donde el medidor no sólo mide el consumo de energía, sino que también supervisa parámetros importantes para la gestión de la red.

<sup>7</sup> Advanced Metering Management, Gestión de medición avanzada.

<sup>8</sup> Enel: Ente nazionale per l'energia elettrica, es una empresa multinacional productora y distribuidora de energía eléctrica y de gas en Italia.



capaces de recopilar periódicamente datos sobre la calidad del voltaje y las interrupciones, el consumo diario, las mediciones de energía activa y reactiva y gestionar de forma remota las actividades contractuales [15].

Los detalles del proyecto Telegestore se presentan a continuación [15]:

- Medidores inteligentes y sistema avanzado de gestión de medidores
  - 32 millones de contadores inteligentes desplegados.
  - Sistema diseñado y medidores especificados por Enel.
  - 358.000 concentradores de datos en subestaciones MT / BT.
  - Centro de control central AMM para la gestión remota de contadores.
- Tarifas
  - El tiempo de uso es obligatorio para alrededor de 24 millones de clientes domésticos y alrededor de 5 millones no residenciales bajo el régimen de suministro universal.
  - El tiempo de uso o las tarifas planas son opcionales para los clientes del mercado libre (alrededor de 8 millones)
- Financiamiento: 100% por Enel (inversión reconocida dentro de la Base Regulatoria de Activos desde 2003)
- Coste del proyecto: 2.100 millones de euros / 5 años
- Amortización del proyecto: 5 años, 500 millones de euros anuales
- Beneficios: 30.000 toneladas de emisiones de CO2 reducidas en 2010

El desarrollo del sistema de gestión de medición avanzada dentro de la Telegestore, así como el control remoto y la automatización de más de 100.000 subestaciones MT / BT, y la optimización de la gestión de activos llevaron a una reducción drástica del costo del medidor por cliente (€ 65.63) y una mejora de la calidad de servicio en este país.

Hoy en día, con más del 99% de los contadores electrónicos ya instalados en Italia, Enel está muy por delante del calendario fijado por la Comisión Europea para la instalación de sistemas de medición inteligente, de al menos el 80% para 2020



Actualmente el 49% de los medidores inteligentes instalados a nivel mundial se encuentran en el continente asiático, seguido por el 24% en Europa, 21% en Norteamérica y un 6% en el resto de mundo [12].

En la Tabla 1.1 se observa la inversión realizada en los principales países a nivel mundial en lo relacionado a la implementación de medidores inteligentes.

**TABLA 1.1** Inversión en los principales países a nivel mundial [12].

Región	Inversión (millones de dólares)
Estados Unidos	3,6
China	4,3
Europa	5
Otros	7
<b>Global</b>	<b>19,9</b>

En la Tabla 1.2 se presentan los principales proyectos de Medición Inteligente de acuerdo al número de medidores instalados y el costo total (equipo, infraestructura e instalación) [12].

**TABLA 1.2** Principales proyectos de Medición Inteligente [12].

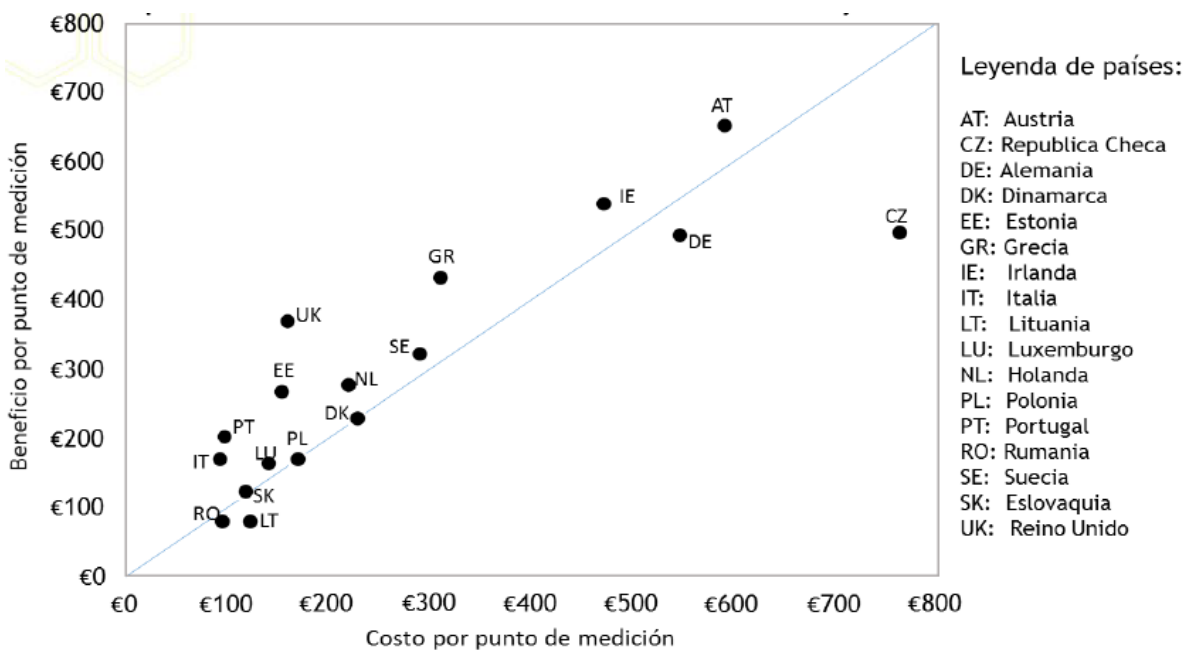
Utility	País	Año	Cantidad Medidores	Costo Total [millones]	Costo por Medidor
BGE	USA	2009	2.090.000	\$ 482,00	\$ 230,62
Center Point Energy	USA	2012	2.400.000	\$ 639,60	\$ 266,50
Central Vermont Public Service	USA	2011	153.000	\$ 40,80	\$ 266,67
Consolidated Edison	USA	2014	4.800.000	\$ 712,80	\$ 148,50
Idaho Power Corporation	USA	2009	500.000	\$ 70,90	\$ 141,80
Modesto Irrigation District	USA	2013	107.000	\$ 21,30	\$ 199,07
New York State Electric & Gas	USA	2007	1.134.000	\$ 177,00	\$ 156,08
Oncor	USA	2012	3.400.000	\$ 690,00	\$ 202,94
Pacific Gas & Electric	USA	2009	10.444.000	\$ 2.361,00	\$ 226,06
Pennsylvania Power & Light	USA	2009	1.300.000	\$ 160,00	\$ 123,08
Portland General Electric	USA	2010	851.000	\$ 132,20	\$ 155,35
Rochester Gas & Electric	USA	2018	673.000	\$ 91,00	\$ 135,22
Sacramento Municipal	USA	2011	600.000	\$ 81,00	\$ 135,00
San Diego Gas & Electric	USA	2011	2.300.000	\$ 530,00	\$ 230,43
Southern California Edison	USA	2010	5.300.000	\$ 1.715,00	\$ 323,58
Texas New Mexico Power	USA	2011	231.000	\$ 123,00	\$ 532,47



Enel	Italia	1999	32.000.000	€ 2.100	€ 65,63
Enemalta	Malta	2009	250.000	€ 70	€ 280,00
Fortum	Finlandia	2009	550.000	€ 170	€ 309,09
Victoria	Australia	2010	2.385.000	AUD\$ 645.7	AUD\$ 270.73
<b>Costo promedio por medidor</b>					<b>\$ 230,26</b>

En la Figura 1.1 se observa, según la experiencia de la implementación de proyectos de sistemas de medición inteligente en Europa, cual ha sido el costo / beneficio por punto de medición en cuanto al ahorro y a la eficiencia energética, servicios innovadores, sostenibilidad y eficiencia de los sistemas de distribución lo cual ha desarrollado una administración de recursos más eficiente y económica.

Según la figura el Reino Unido es el país en donde se presenta un mayor beneficio sobre el costo total por cada proyecto implementado.



**Figura 1.1** Costo beneficio de los medidores inteligentes [12].

La tendencia en el mercado a nivel mundial de los sistemas de Medición Inteligente es la tecnología AMI, gracias a la comunicación bidireccional de información entre





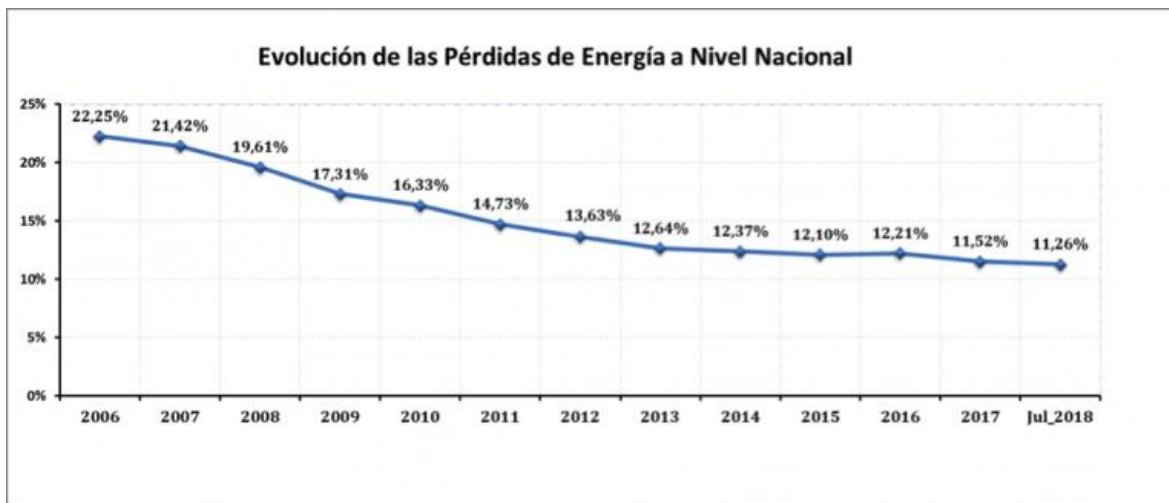
el cliente y las Empresas Distribuidoras. Esta tendencia irá aumentando con la disminución de los precios y los avances tecnológicos en el sector de telemedición y control.

En lo relacionado a la implementación de sistemas de medición inteligente en el Ecuador, el 11 de mayo de 2009, en ese entonces el Ministerio de Electricidad y Energía Renovable (MEER) y las Empresas Eléctricas Distribuidoras del país, firmaron el “CONVENIO DE COOPERACIÓN INTERINSTITUCIONAL PARA EL FORTALECIMIENTO DEL SECTOR DE LA DISTRIBUCIÓN ELÉCTRICA”, con el objetivo de lograr un cambio de paradigma hacia un adecuado y moderno servicio de distribución y comercialización [3].

Dentro de este contexto, todas las Empresas Eléctricas de Distribución del país se comprometieron, a través de la firma de dicho convenio, a trabajar en la implantación de un modelo de gestión mediante la cual se homologuen procesos, procedimientos, modelos comunes de información, estructuras, sistemas y tecnologías teniendo como metas:

- a) Mejorar la Eficiencia Operativa.
- b) Mejorar la Confiabilidad y Calidad del Servicio Eléctrico.
- c) Impulsar la eficiencia energética en armonía con el ambiente.

Con estas metas planteadas, uno de los puntos de mayor interés para las Empresas Distribuidoras es el relacionado a disminuir las pérdidas de energía tanto técnicas como no técnicas; a pesar de que a nivel general el sector eléctrico ecuatoriano en los últimos años ha mejorado el nivel de pérdidas, disminuyendo de un 22,25%, registrado a finales del 2006 a un 11,26% con corte al mes de julio de 2018, manteniéndose actualmente en valores cercanos a este porcentaje [4] como se visualiza en la Figura 1.2.



**Figura 1.2** Evolución de las Pérdidas de Energía a Nivel Nacional (2006 – 2018) [2].

Con la suscripción del convenio se dio inicio a la ejecución del proyecto SIGDE (Sistema Integrado para la Gestión de la Distribución Eléctrica), el cual consistió en la adquisición de sistemas especializados como son el SAP (Systems, Applications, Products in Data Processing), CIS (Customer Information System) y CRM (Customer Relationship Management) para mejorar la gestión comercial en las Empresas Distribuidoras, acompañados de los sistemas implicados en la gestión de las mismas como son el GIS<sup>9</sup>, ADMS<sup>10</sup>, ERP<sup>11</sup>, OMS<sup>12</sup> [5]; sistemas que actualmente se encuentran 100% operativos en la mayoría de Empresas Distribuidoras del país; y en los cuales se puede almacenar la información completa que proviene de sensores conectados a lo largo de la red de distribución, entre los cuales se encontrarían los sistemas de medición inteligentes.

El 27 de agosto de 2018, mediante el oficio Nro. MEER-SDCE-2018-1013-OF, el Subsecretario de Distribución y Comercialización de Energía, delegó a Centrosur como Co-Ejecutor para la ejecución del proyecto denominado “Provisión, instalación e integración de medidores para la reducción de pérdidas no técnicas”, financiado por el BID (Banco Interamericano de Desarrollo), el cual tiene como objetivo adquirir

<sup>9</sup> Geographic Information System - Sistema de información Geográfica.

<sup>10</sup> Advanced Distribution Management System - Sistema de gestión de distribución avanzada.

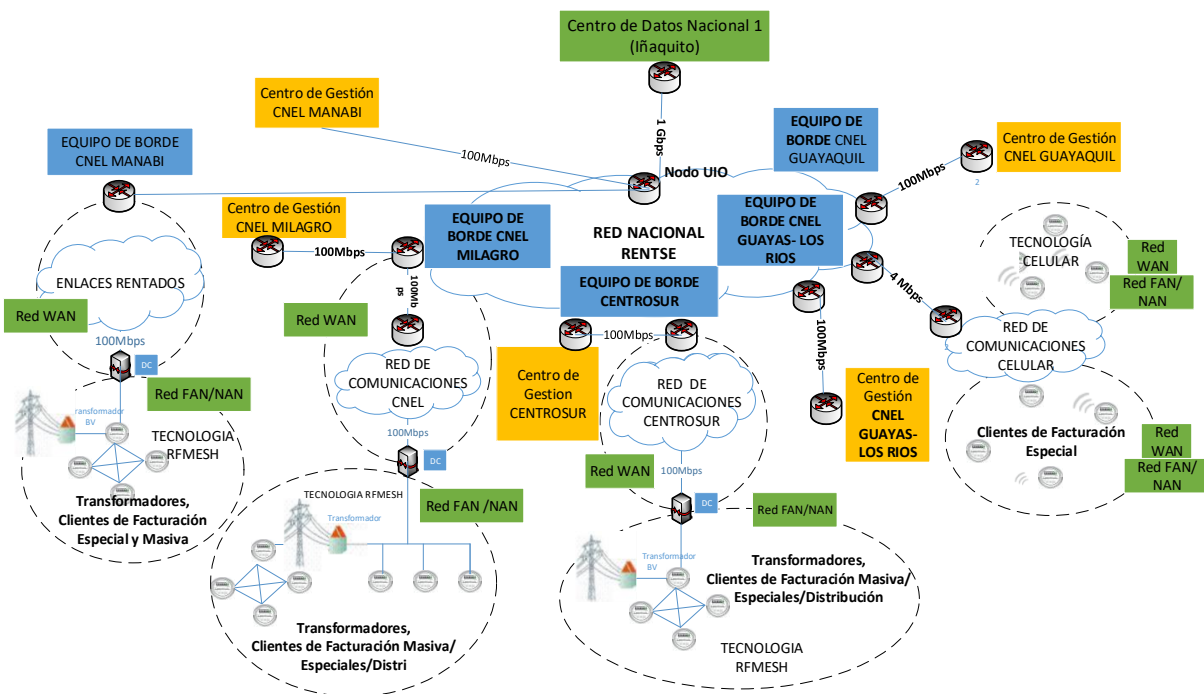
<sup>11</sup> Enterprise Resource Planning - Sistema de Gestión Empresarial.

<sup>12</sup> Outage Management System - Sistema de Gestión de Interrupciones

e implementar un sistema de medición inteligente AMI, (medidores inteligentes y software Head-End), garantizando la integración e interoperabilidad con los Sistemas OMS, ADMS, GIS, CIS entre otros. existentes en las Empresas de Distribución como se representa en la Figura 1.3, mediante el cual se pueda aplicar en la medición de:

- Clientes especiales,
- Clientes masivos,
- Transformadores de distribución
- Ramales de medio voltaje

Dentro del proceso se contempló también la adquisición de equipos de red de comunicaciones FAN/NAN<sup>13</sup> y WAN<sup>14</sup>, además de la contratación de servicios con operadoras de telefonía celular para las Distribuidoras que no cuenten con una red de comunicación propia.



**Figura 1.3** Integración del sistema de medición AMI en Empresas de Distribución [3].

<sup>13</sup> Field Area Network / Near-me Area Network.

<sup>14</sup> Wide and Metropolitan Area Network.



En el caso de la Centrosur se utilizaría para la implementación del sistema AMI, su red de comunicación existente para integrarse con la Red Nacional de Telecomunicaciones del Sector Eléctrico (RENTSE)<sup>15</sup> [3].

El objetivo de este proyecto nacional es el de mejorar, homologar y automatizar los procesos comerciales y operacionales en todas las Empresas Distribuidoras del país, relacionados con el plan de reducción de pérdidas de energía, así como el de gestionar una adecuada facturación y realizar una mejor gestión de cartera vencida.

El proyecto abarca la medición de varios componentes del sistema de distribución de varias Empresas Distribuidoras del país según se indica en la Tabla 1.3:

**TABLA 1.3** Componentes del sistema de Empresas de Distribución para proyecto AMI [3].

EMPRESAS DISTRIBUIDORAS	CLIENTES MASIVOS	CLIENTES ESPECIALES	NÚMERO DE TRANSFORMADORES	RAMALES EN MEDIO VOLTAJE	TOTAL	%
CNEL Guayaquil	3.000	300	110	9	3.419	15,61
CNEL Guayas – Los Ríos	3.000	323	100	8	3.431	15,67
CNEL Manabí	4.000	400	130	10	4.540	20,73
CNEL Milagro	1.744	148	50	6	1.948	8,89
CNEL El Oro	3.000	326	110	8	3.444	15,73
CNEL Los Ríos	2.000	189	70	6	2.256	10,30
CENTROSUR	2.658	120	80	4	2.862	13,07
<b>TOTAL</b>	<b>19.402</b>	<b>1.797</b>	<b>650</b>	<b>51</b>	<b>21.900</b>	<b>100,00</b>

La inversión que se realizará para la ejecución de este proyecto es de aproximadamente \$ 9'225.497,00, distribuidos de acuerdo al porcentaje de participación de cada Distribuidora como se presenta en la Tabla 1.4:

<sup>15</sup> Red Nacional de Telecomunicaciones que conecta a nivel nacional toda la información de las Empresas Eléctricas de Distribución.

**TABLA 1.4** Inversión para implementación de proyecto AMI en el país [3].

EMPRESAS DISTRIBUIDORAS	PRESUPUESTO			
CNEL Guayaquil	\$ 1.451.729,44			
CNEL Guayas – Los Ríos	\$ 1.450.557,87			
CNEL Manabí	\$ 1.936.049,43			
CNEL Milagro	\$ 815.576,27			
CNEL El Oro	\$ 1.452.426,71	<b>TOTAL</b>	<b>%</b>	
CNEL Los Ríos	\$ 967.770,35	\$ 8.074.110,07	88	<b>CNEL</b>
CENTROSUR	\$ 1.151.387,07	\$ 1.151.387,07	12	<b>CENTROSUR</b>
<b>TOTAL</b>	<b>\$ 9.225.497,14</b>			

Entre los aspectos fundamentales que se definieron para la implementación del proyecto están:

- La tecnología de comunicación a utilizar en este proyecto será RF MESH<sup>16</sup> a través de una red FAN/NAN (comunicación desde el medidor hasta el Concentrador), y para el caso de clientes especiales y/o dispersos se utilizará tecnología celular 3G/4G LTE [3].
- La comunicación WAN desde los Concentradores de Datos hasta la Red existente de cada Empresa se utilizará tecnología celular 3G/4G.
- Las interfaces de los Concentradores serán 3: una interfaz para la red FAN/NAN RFMESH, una interfaz WAN Celular y otra RF MESH.
- Todos los equipos soportarán estándares IPV4<sup>17</sup> e IPV6<sup>18</sup>, la red deberá ser diseñada bajo estándar IPV6 en su totalidad, para el caso de la red celular deberá operar en estándar IPV4; mientras que el Contratista será

<sup>16</sup> Redes en las que se mezclan las dos topologías de las redes inalámbricas, la topología Ad-hoc y la topología infraestructura

<sup>17</sup> Es la primera versión del Internet Protocol (IP), y es un protocolo de interconexión de redes basadas en Internet que utiliza direcciones de 32 bits.

<sup>18</sup> Protocolo de Internet que sustituye al IPv4 y permite conectar diversos dispositivos a internet, identificándolos con una dirección única.



responsable de la ingeniería necesaria para integrar esta red a la IPV6, para lo cual suministrará el hardware y software necesario [3].

- Los Datos de los Concentradores y/o medidores especiales dispersos, la operadora celular con la que se contrate el servicio, deberá entregar esta información con un enlace de última milla de fibra óptica hacia el Nodo de propiedad de CENTROSUR y de cada Unidad de Negocio de CNEL participantes, desde donde se integrará con el equipo de borde de la de la RENTSE.
- Se realizará la homologación de sistemas de medición utilizados en la CNEL y CENTROSUR, a 12 de 20 tipos de medidores utilizados actualmente.



## CAPITULO 2.

# MARCO TEÓRICO.

### 2.1 PÉRDIDAS DE ENERGÍA.

A nivel mundial las pérdidas de energía representan desde el punto de vista técnico y económico un gran problema para las Empresas Distribuidoras, ya que son un indicador de eficiencia de su gestión administrativa, y provocan el incremento de los costos de operación y mantenimiento del sistema de distribución, además de disminuir la disponibilidad de la capacidad instalada <sup>19</sup> de sus sistemas de distribución, influyendo de manera directa en el costo comercial del kWh vendido al usuario final.

Se define a las pérdidas eléctricas, como aquella energía que se pierde en cada una de las etapas funcionales del sistema de distribución, más las pérdidas no técnicas o comerciales producidas por la falta de medición y/o facturación a usuarios que se aprovisionan de energía en forma ilegal, o cuyos sistemas de medición sufren algún daño [6].

El valor calculado de las pérdidas de energía en una Empresa Distribuidora, resulta de la diferencia entre la energía comprada a la Empresa de Transmisión y la energía facturada a los usuarios finales.

La falta de control de las pérdidas de energía, provoca en las Empresas Distribuidoras los siguientes problemas en su gestión:

- Mayor inversión para el mantenimiento, operación, repotenciación o ampliación del sistema de distribución.

---

<sup>19</sup> Sumatoria de todas las potencias nominales de los quipos instalados en la red de distribución.



- Pérdidas de ingresos por consumos de energía no facturados.

En relación a lo indicado anteriormente, dentro de los sistemas de distribución normalmente se identifican dos tipos de pérdidas de energía, que son las pérdidas técnicas y las pérdidas no técnicas [6].

### 2.1.1 PÉRDIDAS TÉCNICAS.

Las pérdidas técnicas se producen durante el funcionamiento normal del sistema eléctrico de potencia, ya que se trata de la energía no facturada que es consumida por los equipos asociados a la generación, transmisión y distribución de energía eléctrica. Este tipo de pérdidas por su naturaleza no pueden ser eliminadas por completo, únicamente pueden reducirse realizando un diagnóstico actual del sistema, para considerar una posible repotenciación de las redes de distribución, reubicación óptima de transformadores, cambio de calibre de conductores e incluso la reconfiguración de alimentadores primarios [7].

La mayor concentración de pérdidas técnicas en el sistema de distribución, se da por el efecto Joule<sup>20</sup>, debido al calor generado por la transmisión de la energía eléctrica por medio de los conductores. Las pérdidas por histéresis<sup>21</sup> y corrientes parásitas<sup>22</sup> presentes en los transformadores y demás equipos conectados en el sistema de distribución, contribuyen al incremento de pérdidas técnicas, al igual que el efecto corona<sup>23</sup> producido en las líneas de transmisión [7].

La situación económica en los países, es uno de las principales limitantes para que las pérdidas de energía técnicas no son tratadas de una manera adecuada, debido a la falta de inversión en proyectos que ayuden a fortalecer los procesos comerciales, equipos de medición y redes de distribución.

---

<sup>20</sup> Fenómeno irreversible por el cual, si en un conductor circula corriente eléctrica, parte de la energía cinética de los electrones se transforma en calor

<sup>21</sup> Pérdida de energía que se manifiesta en forma de calor en los núcleos magnéticos de los transformadores.

<sup>22</sup> Se produce cuando un conductor atraviesa un campo magnético variable, o viceversa; crean pérdidas de energía a través del efecto Joule.

<sup>23</sup> Fenómeno eléctrico que se produce por la ionización del gas que rodea a un conductor cargado y se manifiesta en forma de halo luminoso





### **2.1.2 PÉRDIDAS NO TÉCNICAS.**

Las pérdidas de energía no técnicas, son la que están asociadas a los consumos de energía no facturados por distintos motivos, ya sean estos por problemas en la gestión administrativa, conexiones clandestinas e ilegales por parte de algún usuario, o daños en los equipos de medición.

Dentro de los problemas presentados en la gestión administrativa, están la falta de seguimiento a los procesos de toma de lecturas, ya que el disponer de una lectura errada provoca dentro del proceso de facturación, provoca la emisión de valores irreales por el consumo de energía eléctrica. La falta de seguimiento a los procesos de actualización de medidores instalados es otro problema que genera pérdidas de energía no técnica, ya que la energía consumida por los clientes no es facturada debido a que el medidor no se encuentra registrado en el sistema comercial.

Las pérdidas presentadas por daños o manipulación en los sistemas de medición, es uno de los factores que provocan un registro irreal del consumo de energía; y son fallas difíciles de determinar en un tiempo corto debido a la cantidad de medidores instalados en el sistema de distribución.

Las pérdidas de energía provocadas por conexiones ilegales y clandestinas, son uno de los principales problemas a nivel de las Empresas Distribuidoras, ya que en muchos de los casos el implementar redes de distribución antifraude en sectores rurales o sectores marginales, resulta una inversión alta en relación a la recaudación de la facturación en los sectores donde comúnmente son instalados.

Esta mala práctica también es realizada por usuarios que utilizan la energía para procesos comerciales e industriales en donde el consumo es elevado; el difícil acceso a este tipo de lugares dificulta la detección de este tipo pérdidas.

Es importante que se implementen acciones para solventar estos inconvenientes, por lo que proyectos como la instalación de sistemas de medición inteligente, contribuyen a una detección oportuna de pérdidas tanto técnicas como no técnicas.



## 2.2 SISTEMAS DE MEDICIÓN INTELIGENTE.

Las Empresas Distribuidoras dentro de sus procesos de distribución y comercialización de energía eléctrica, han ejecutado la instalación y el mantenimiento de redes eléctricas y de diferentes tipos de sistemas de medición, con el objetivo de registrar el consumo de energía de cada cliente dentro su área de concesión, calculando mediante este proceso la cantidad de pérdidas de energía presentes en el sistema.

Dentro de estos procesos se cuenta con la intervención de personal contratado que visita los lugares donde se encuentran instalados los sistemas de medición para realizar la toma de lecturas mediante una inspección visual, y luego ingresa esta información en el sistema comercial de la Empresa Distribuidora, en el cual mediante el cálculo diferencial entre lectura actual y lectura anterior se determine el valor a facturar por el consumo de energía suministrada. Este proceso no es del todo eficiente ya que, durante su ejecución pueden cometerse errores que afectan al proceso de facturación.

En cuanto a la información sobre el estado de la red de distribución, las Empresas Distribuidoras realizan mediciones una vez al año de los parámetros correspondientes al voltaje, corriente, potencia y pérdidas de energía en sus alimentadores primarios, transformadores, redes de baja tensión, sistemas de medición y calidad de energía a clientes; proceso que lo realizan de una forma aleatoria y por periodos de tiempo no consecutivos y relativamente cortos, esto con el objetivo de cumplir con lo establecido en las regulaciones correspondientes a calidad de energía emitidas por la ARCERNNR; si bien es cierto que éstas mediciones proporcionan información que ayudan a corregir problemas puntuales en el sistema, convendría disponer la misma en tiempo real y por periodos de tiempo consecutivos para poder realizar un adecuado mantenimiento integral al sistema de



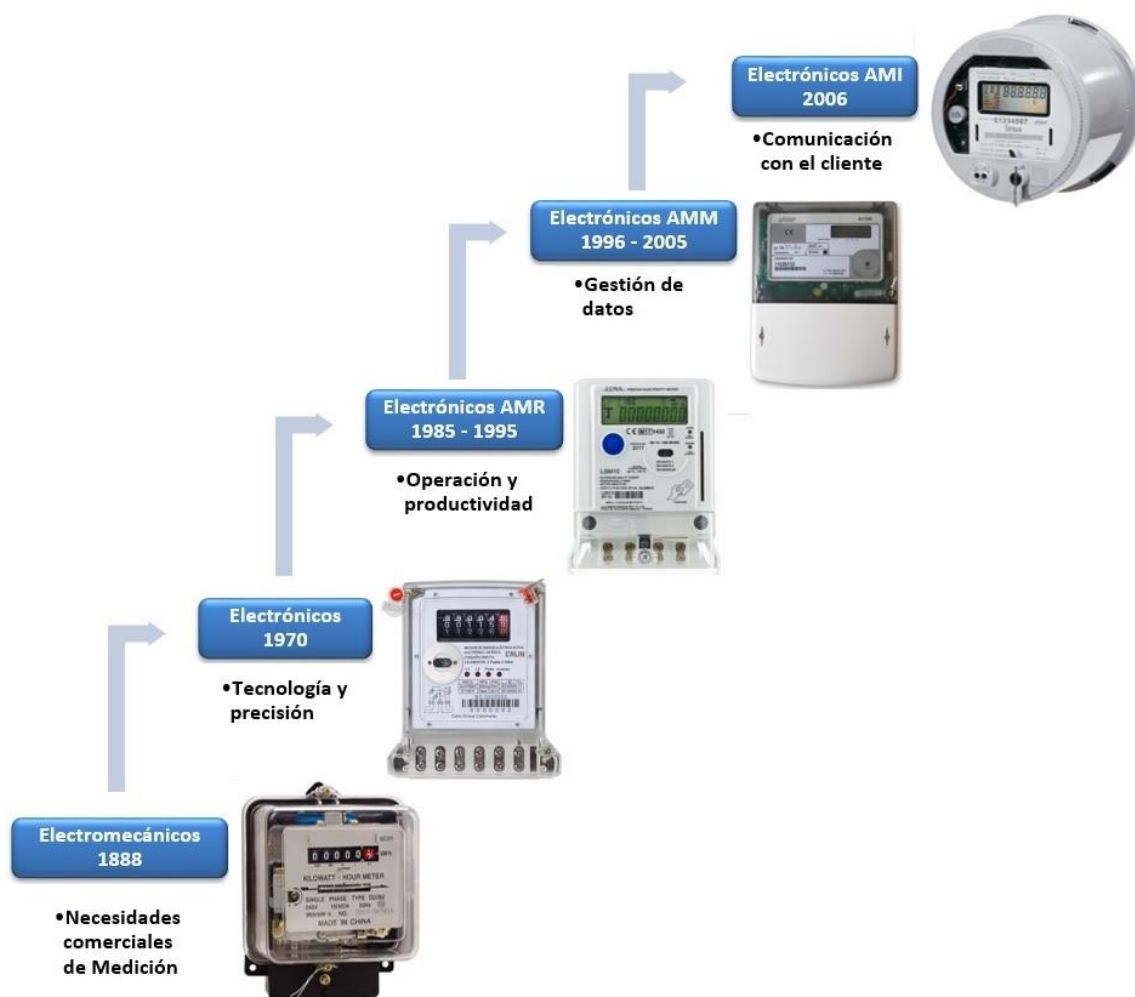
distribución y sus componentes, brindando de esta forma un mejor servicio a los usuarios.

Para superar los inconvenientes antes mencionados, las Empresas Distribuidoras a nivel mundial han apostado por automatizar los procesos comerciales mediante el uso de tecnologías de la información y comunicación, capaces de integrar varios dispositivos y sistemas, aprovechando sus bondades para monitorear de forma detallada y en tiempo real los parámetros de la red de distribución necesarios para su operación, control y mantenimiento, llevando al concepto de lo que actualmente se conoce como una Red Inteligente o “Smart Grid”.

### **2.2.1 EVOLUCIÓN DE LA MEDICIÓN INTELIGENTE Y CONTROL EN EL PAÍS.**

Como es de nuestro conocimiento, la medición eléctrica es la clave para brindar un servicio eficiente y de calidad al usuario final, siendo las Empresas Distribuidoras las encargadas de realizar una adecuada gestión para optimizar el consumo de energía, minimizar las pérdidas de energía y los costos asociados a la operación y el mantenimiento del sistema de distribución; todo esto con el objetivo de tomar las decisiones adecuadas y más rentables en cuanto a la mejora continua del sistema de distribución.

En la Figura 2.1, se observa la evolución de los sistemas de medición inteligente a través de los años, impulsados por la necesidad comercial de conocer el consumo de energía para su posterior facturación, realizando una adecuada gestión de la demanda.



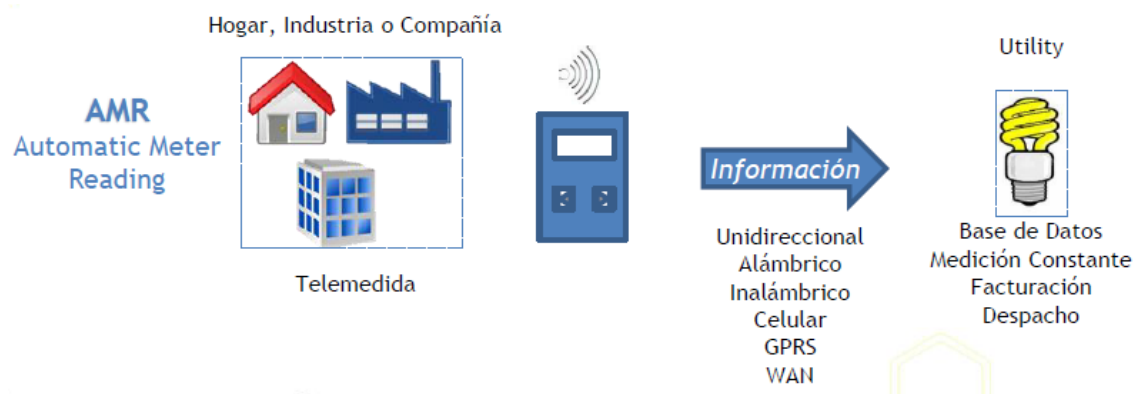
**Figura 2.1** Evolución de los sistemas de medición inteligente [8].

Los medidores electromecánicos y los primeros medidores electrónicos son empleados aún por la mayoría de Distribuidoras con el objetivo de registrar el consumo de energía eléctrica en kilovatios hora (kWh), teniendo ciertos tipos de medidores electrónicos la capacidad de ser programados para registrar el consumo de energía reactiva en kilo voltio-amperio reactivo hora (kVArh) y la demanda máxima consumida en kilovatios (kW), incluso si se lo desea se los puede también programar para que registren consumos en diferentes rangos horarios, cumpliendo de esta manera con lo estipulado en el “Pliego tarifario para las Empresas Eléctricas de Distribución codificado” emitido por La Agencia de Regulación y Control” para

clientes a los cuales se les aplique tarifas con registrador de demanda horaria diferenciada.

Con el objetivo de mejorar la prestación de este servicio, varias Empresas Distribuidoras en el país comenzaron un proceso de implementación de sistemas de medición inteligente tomando en cuenta sus innumerables ventajas para la automatización de procesos comerciales, optimizando tiempo y recursos dirigidos a estos procesos.

Bajo este esquema, se emplearon inicialmente los sistemas de lectura automática de medidores (Automated Meter Reading), AMR por sus siglas en inglés, los cuales receptan los datos de lecturas de los sistemas de medición de forma automática y los transfieren a un ordenador portátil para luego ingresar cargar ésta información al sistema comercial de las Empresas Distribuidoras, realizando de una manera más eficiente el proceso de facturación en base al consumo de cada cliente casi en tiempo real, evitando además que la toma de lectura de cada uno de los medidores se realice de forma manual, reduciendo de esta forma los errores involuntarios que podrían cometerse durante este proceso, además de los gastos asociados a la contratación del servicio de toma de lecturas; permitiendo a las Distribuidas prestar de una manera más eficiente el servicio público de energía eléctrica. En la Figura 2.2 se presenta el esquema de funcionamiento de un sistema de lectura AMR.



**Figura 2.2** Esquema de funcionamiento de sistemas AMR [12].



Este tipo de sistemas realiza la transferencia de los datos utilizando tecnologías mediante redes de comunicación portátiles, móviles, radiofrecuencia (RF) o mediante transmisión eléctrica (PLC)<sup>24</sup> de una forma unidireccional [9].

Inicialmente los primeros proyectos que Centrosur desarrolló para la instalación de medidores AMR presentaban ciertas limitaciones tecnológicas ya que los sistemas de medición estaban atados a un único software proporcionado por el proveedor de los equipos medición, por lo que cuando un equipo necesitaba ser cambiado por mantenimiento, éste debía ser sustituido por otro de la misma marca, debido a la incompatibilidad entre marcas.

Actualmente este problema fue solventado solicitando a los proveedores que el software de toma de lecturas tenga la capacidad de leer a los medidores que tengan esta tecnología y que sean de cualquier marca, es así que la Centrosur a finales del 2020 adoptó como parte de su procedimiento de nuevos servicios la instalación masiva de medidores AMR que utilizan la tecnología de radio frecuencia (RF) para la toma de lecturas en toda su área de concesión.

Los sistemas de medición AMR pueden ser llamados como los predecesores de los sistemas AMI los cuales se mencionan a continuación.

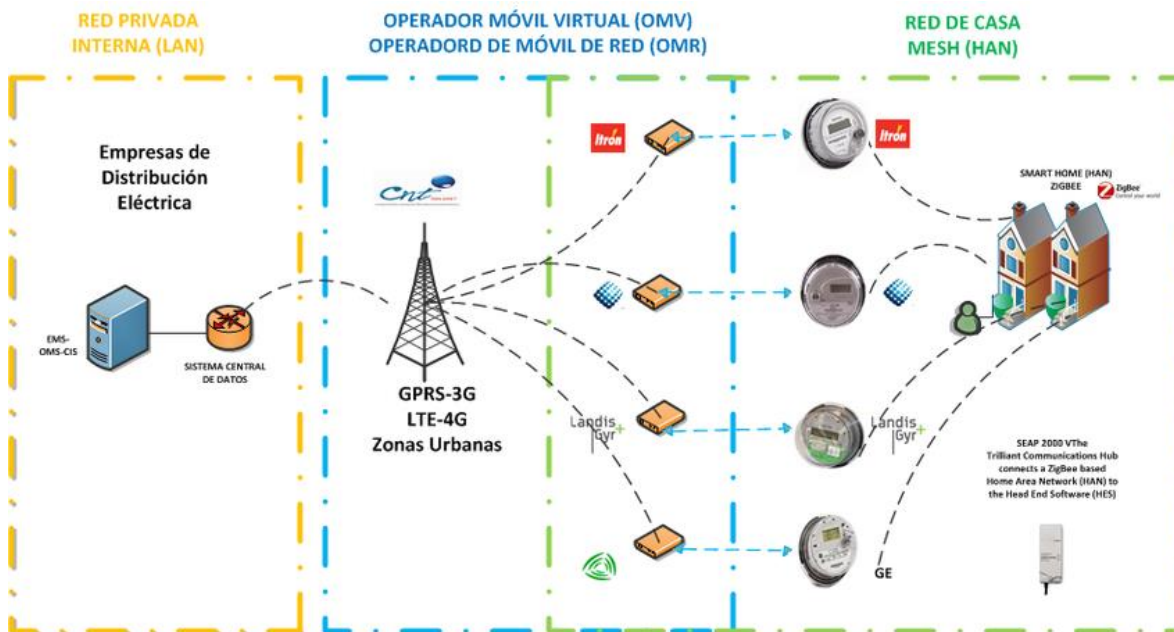
## **2.3 INFRAESTRUCTURA DE MEDICIÓN INTELIGENTE (AMI).**

Una Infraestructura de Medición Inteligente (Advanced Metering Infrastructure), AMI por sus siglas en inglés, es una plataforma tecnológica (hardware y software) que permite gestionar de una manera más eficiente los procesos de distribución y comercialización de los servicios públicos [10].

---

<sup>24</sup> PLC, siglas de Power Line Communications.

En la Figura 2.3 representa el esquema de la conformación de la infraestructura del sistema AMI.



**Figura 2.3** Infraestructura de Medición Inteligente (AMI) [11].

Este sistema no tiene únicamente la capacidad de proveer lecturas del consumo de energía de una manera remota y automática, sino también proporciona información en tiempo real del consumo de energía eléctrica, perfiles de carga de los usuarios, así como del estado de la red de distribución; información que puede ser utilizada para mejorar la operación y el mantenimiento del sistema, además de poder realizar una adecuada planificación de la expansión o repotenciación integral del sistema de distribución.

### 2.3.2 BENEFICIOS DE LOS SISTEMAS DE MEDICIÓN INTELIGENTE AMI.

Al conocer la información en tiempo real sobre el consumo de energía y perfiles de carga del usuario, los beneficios que ofrecen los sistemas de medición inteligente AMI abarcan prácticamente todos subsistemas del sistema eléctrico de potencia [10].



### **a. Generación.**

En la generación se podría realizar una mejor programación del despacho de las unidades, mejorando de esta forma la eficiencia de la generación, permitiendo la optimización de los activos del sistema eléctrico de potencia, y reduciendo de esta forma las posibles emisiones de CO<sub>2</sub> causadas por las plantas de generación térmica.

### **b. Pronóstico de carga.**

Mediante la información registrada en los sistemas AMI, se tendría mayor información del perfil de carga de cada uno de los clientes del sistema, permitiendo una mejor previsión de la demanda, ayudando de esta forma a mejorar el pronóstico de la carga tanto a corto como a largo plazo.

### **c. Transmisión y distribución.**

En lo que respecta a los procesos de transmisión y distribución, los sistemas AMI proporcionan información que permite optimizar los procesos comerciales, al reducir los errores de lecturas y por ende una reducción en los errores de facturación; ayudando también en la detección y control de pérdidas de energía, y realizando de una manera más eficiente la gestión de cartera vencida. Adicionalmente al contar con el histórico de consumos del cliente, mediante el sistema AMI se puede realizar la detección de anomalías y posibles manipulaciones en los equipos de medición.

La información puede ser utilizada para conocer la cargabilidad de los transformadores de distribución, ayudando incluso en la detección de interrupciones por falta del servicio eléctrico, minimizando el tiempo de atención de los reclamos, ya que monitorean en tiempo real el estado de la red y consumo de energía del cliente, permitiendo además contar con balances energéticos reales. Esta información ayuda también a realizar el mantenimiento predictivo basado en las condiciones de operación del sistema, optimizando de esta forma recursos invertidos en la atención de reclamos, y disminuyendo las salidas al campo por parte de los grupos operativos de las Distribuidoras.



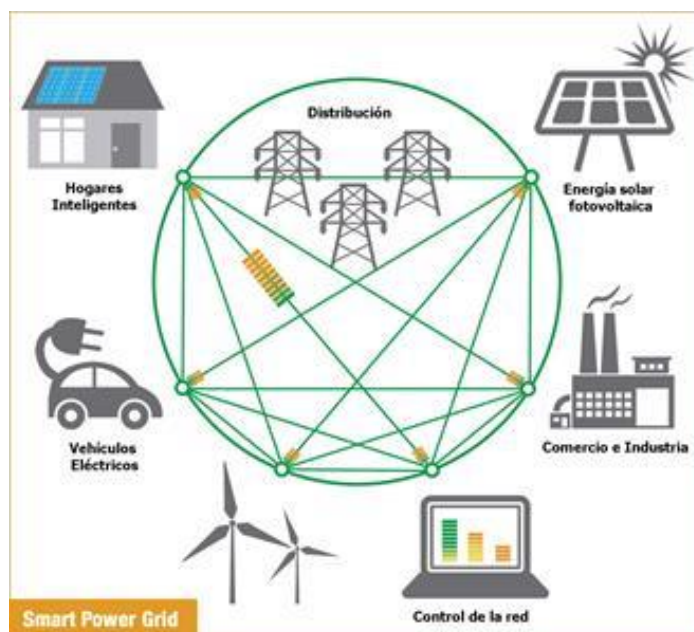
#### d. Usuario final.

Mediante el sistema AMI el consumidor dispone de la información en tiempo real de su consumo de energía eléctrica, creando de esta forma una relación más íntima con el consumidor, ofreciendo nuevos y mejorados servicios que se adapten de mejor manera a los objetivos del estilo de vida y uso de energía de los usuarios.

Adicionalmente el cliente se ve beneficiado con la posibilidad de elegir la fecha de facturación, realizar contratos prepagos, presentar una mayor variedad de productos como la respuesta a la demanda, mejora en la atención del servicio al cliente, transparencia total con el cliente durante el proceso de facturación y ahorro en el consumo eficiente de energía eléctrica.

#### e. Integración.

Entre los beneficios adicionales que presentan estos sistemas es que prestan facilidades de integración para el registro y operación de los dispositivos asociados a la Generación Distribuida como son paneles fotovoltaicos, aerogeneradores, baterías, súper condensadores, vehículos eléctricos, etc.



**Figura 2.4** Integración de tecnologías de generación mediante sistemas AMI [16].



El uso de estas nuevas tecnologías de generación, promueven la capacitación de profesionales en estás área, creando así fuentes de empleo y desarrollando el nivel tecnológico del país.

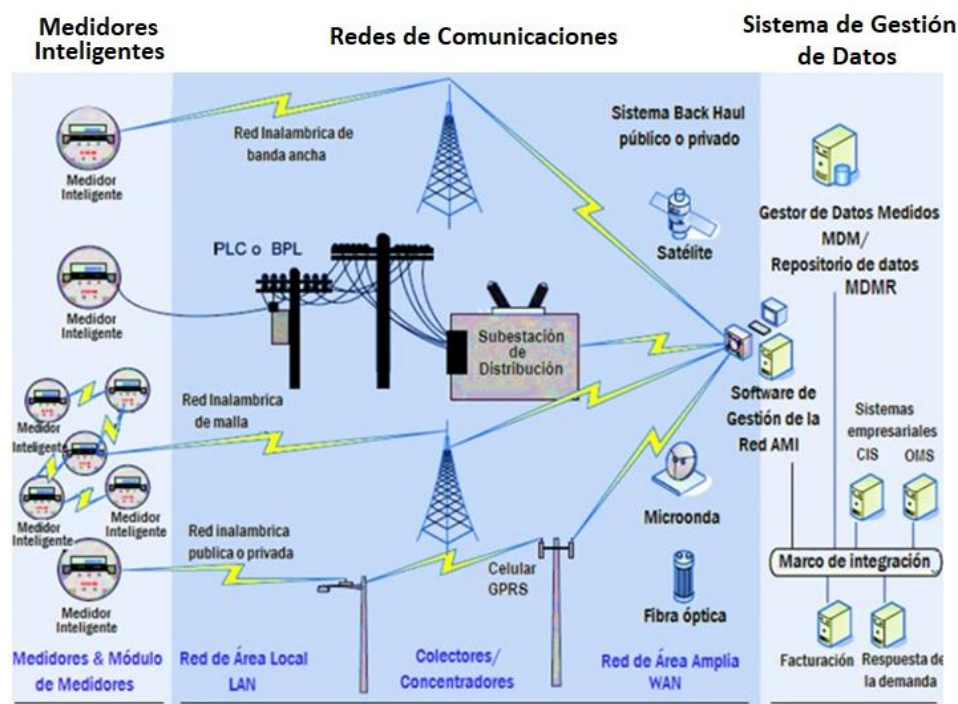
#### **f. Corporativo.**

En cuanto a los beneficios del tipo corporativo que brindan estos sistemas de medición a las Empresas Distribuidoras están el poder realizar una adecuada planificación y expansión de los sistemas de distribución, al monitorear las variables relacionadas a flujos de potencia, voltajes, corrientes y pérdidas de energía en el sistema; presentando además una flexibilidad para la interoperabilidad con los sistemas empleados por las Distribuidoras existiendo la posibilidad de tener a nivel nacional una homologación de los sistemas de medición más utilizados; y sobre todo cuenta con la satisfacción del usuario final al saber que tiene un servicio de energía eléctrica eficiente y de calidad.

### **2.3.3 ESTRUCTURA DE LOS SISTEMAS DE MEDICIÓN INTELIGENTE AMI.**

Los sistemas de medición inteligente AMI están conformados principalmente por subsistemas para su operación normal, los cuales se esquematizan en la Figura 2.5 y se citan a continuación:

- Medidores Inteligentes.
- Concentradores de datos.
- Redes de Comunicación
- Sistemas de almacenamiento, procesamiento y administración de datos.
- Seguridad de la información



**Figura 2.5** Subsistemas del sistema de medición AMI [10].

### 2.3.3.1 MEDIDORES INTELIGENTES.

Los Medidores Inteligentes son equipos que tienen integradas capacidades avanzadas de medición para realizar el registro de información y análisis del uso de la energía consumida, con capacidad de comunicación bidireccional alámbrica o inalámbrica con los diferentes tipos de concentradores de datos instalados en el sistema para realizar una transmisión de datos efectiva hacia el centro de datos remoto conocido como Head End System (HES) [17].

Son capaces de transmitir esta información en intervalos de tiempo cortos establecidos por las Distribuidoras, todo esto con el objetivo de realizar una facturación en tiempo real tanto a los clientes de rutas masivas como de rutas especiales; además los medidores AMI instalados en las redes de distribución, realizan un monitoreo constante a los transformadores de distribución y ramales de medio voltaje.



A diferencia de los dispositivos de lectura de remota AMR, como se mencionó anteriormente la comunicación en los medidores inteligentes es bidireccional, por tanto, los dispositivos de control de carga integrados al medidor inteligente, pueden actuar de forma automática en los procesos de gestión de cartera vencida, realizando cortes de energía remotos cuando existan valores adeudados por parte del cliente; pudiendo además ofrecer con esta funcionalidad el servicio de energía eléctrica mediante contratos tipo prepago.

Los medidores inteligentes son los equipos que más costo representan en la implementación de un sistema AMI, aproximadamente un 45% del costo total.

Dentro de las funcionalidades más importantes que deben tener los medidores inteligentes están las siguientes:

- **Medición Cuantitativa:** Deben realizar mediciones con precisión utilizando principios físicos, topologías y metodologías.
- **Control y calibración:** Deben ser capaces de compensar las variaciones, perturbaciones y los cambios de carga que pueden presentarse en el sistema.
- **Comunicación:** Los medidores deben enviar los datos almacenados y recibir los comandos operativos desde el HES, además de la capacidad de permitir actualizaciones de su sistema operativo y firewall.
- **Administración de energía:** Si una fuente primaria de energía a la cual los medidores estén conectados presenta una falla de energía, los medidores, debe estar programados para mantener su funcionalidad mediante algún respaldo de energía.
- **Pantalla:** Debe tener una configuración de tal manera que la información de la energía medida, se presente debe contener información clara del consumo



de energía para una fácil interpretación del usuario final, de tal forma que se pueda verificar el consumo y de esta forma poder realizar una adecuada gestión de su demanda, transparentando totalmente el proceso de la facturación.

- **Sincronización:** Para poder realizar una transmisión de datos de una manera confiable hacia los concentradores de datos, los medidores inteligentes deben tener una correcta precisión en la sincronización de tiempo y secuencia con la información receptada en tiempo real, especialmente si para la transmisión de datos se utilizan redes de comunicación inalámbricas, ya que posteriormente estos datos serán analizados y empleados para efectuar el proceso de facturación

Los medidores inteligentes deben cumplir con las siguientes características clave:

- Precios de tarifas basadas en el tiempo, es decir multitarifas
- Medición de forma bidireccional de energía activa, reactiva y demanda máxima, totales y por tarifa aplicada.
- Medición de voltajes y corrientes instantáneos.
- Medición del Factor de Potencia.
- Monitoreo de las variables del sistema relacionadas a la calidad de la energía como son voltaje RMS, corriente, potencia activa, potencia reactiva y factores de potencia con eventos.
- Perfiles de carga.
- Módulo con diferentes opciones de comunicación con el concentrador de datos o el sistema Head End.
- Detección y notificación de apagones.
- Detección de manipulación del equipo y hurto de energía.
- Operaciones de comando remoto para la conexión y desconexión de energía.



- Grado de protección IP64<sup>25</sup>.

Los tipos de medidores que son empleados por Empresas Distribuidoras para monitorear el estado de su sistema de distribución se presentan a continuación [18]:

**a. Medidores para clientes de facturación masiva.**

Son aquellos que realizan una medición directa y serían instalados para clientes con tarifa residencial y clientes comerciales e industriales pequeños,

**b. Medidores para clientes de facturación especial:**

Son aquellos equipos que serán instalados a clientes con tarifas comerciales, industriales y entidades oficiales, cuyo consumo sea representativo para las Distribuidoras.

**c. Medidores para transformadores de distribución:**

Son equipos que se instalarán en sector con mayor concentración de clientes con facturación masiva para monitorear el balance de fases y cargabilidad en los transformadores de distribución, con el objetivo de mejorar los parámetros relacionados a la calidad de energía.

### **2.3.3.2. CONCENTRADORES DE DATOS O PUERTA DE ENLACE (GATEWAY)**

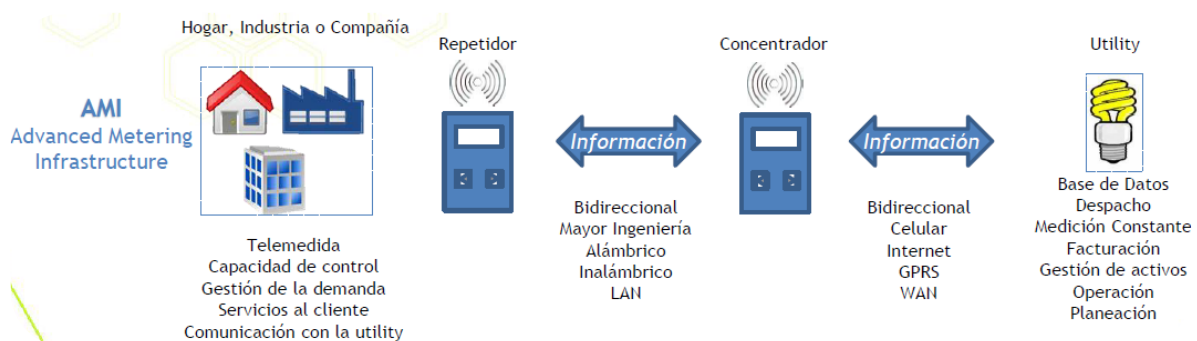
Los concentradores de datos o Gateway son elementos que recogen y administran la información proporcionada por los medidores inteligentes para luego transmitirla mediante redes de telecomunicación hasta los servidores de las Empresas Distribuidoras [11], la comunicación entre estos dispositivos es de manera

---

<sup>25</sup> IP64: Norma Internacional CEI Degrees Of Protection, la cual indica que equipos electrónicos o eléctricos son protegidos contra corrientes de agua con una presión alta y mantienen intacto su funcionamiento por un rango temporal de 5 minutos.

bidireccional, ya que los Gateway no solo reciben información referente al registro de lecturas, sino también reciben información de alarmas por falta de servicio, reconexiones, manipulación del medidor entre otros.

Actualmente existen proveedores que han reemplazado los Gateway por Routers que tiene mejores prestaciones, teniendo en ciertos casos la capacidad de soportar hasta 4000 puntos de conexión.



**Figura 2.6** Esquema de funcionamiento del sistema de medición AMI [12].

### 2.3.3.3 SISTEMA DE COMUNICACIONES.

Los sistemas de comunicación juegan un papel muy importante dentro de la estructura de un sistema de medición inteligente, siendo incluso la columna vertebral de un sistema de medición AMI.

El diseño y la selección del tipo de red de comunicación a emplear para la transmisión de datos desde los medidores inteligentes hacia el sistema de almacenamiento y gestión de datos de la Distribuidora, dependerá de la cantidad de usuarios y del área geográfica en donde están instalados los medidores y concentradores de datos.



Los factores clave que las redes de comunicación deben cumplir para un adecuado funcionamiento del sistema AMI son:

- Capacidad de gran transferencia de datos
- Restricción en el acceso de datos.
- Alta confidencialidad de datos sensibles ya que se manejan datos del cliente.
- Capacidad para mostrar el estado de la red.
- Autenticidad de datos y precisión en la comunicación con el dispositivo objetivo.
- Capacidad para alojar funciones modernas más allá de los requisitos de AMI.

Se pueden usar varios tipos de redes, topologías, y tecnologías para la comunicación y transmisión de información, como se observa en la Figura 2.6, esta puede ser mediante radio frecuencia, fibra óptica, red ethernet, red celular, transmisión a través de la red eléctrica PLC (*Power Line Carrier Communication*) o BPL (*Broad over Power Line*).

#### **2.3.3.3.1 REDES DE COMUNICACIÓN DE LOS SISTEMAS AMI.**

La arquitectura de la red de comunicaciones de los sistemas de medición inteligente al igual que en las Smart Grids es de varios niveles; por lo que dependiendo del área de cobertura las redes de comunicación empleadas en los sistemas de medición inteligente son [19]:

##### **a. Redes HAN (Home Area Network)**

La red aérea domiciliarias o red HAN, es utilizada para la comunicación entre las cargas instaladas en la vivienda del usuario y el medidor inteligente mediante





sensores, esto con el objetivo de obtener información sobre el uso eficiente de la energía, con la posibilidad de desconectar estas cargas si el consumo de energía es elevado especialmente en las horas de demanda máxima [19].

#### **b. Redes FAN/NAN (Field Area Network / Near-me Area Network)**

Las redes aéreas de campo FAN y las redes aéreas vecinas NAN, son conocidas como redes de comunicación de última milla<sup>26</sup>, las cuales permiten la comunicación bidireccional y en tiempo real entre los medidores inteligentes y los concentradores de datos o Gateway. Este tipo de redes pueden contar con varias decenas de miles de medidores en un área de hasta diez kilómetros cuadrados. [19]

#### **c. Redes WAN (Wide and Metropolitan Area Network).**

La información receptada por los concentradores de varias redes del tipo FAN / NAN es transmitida mediante el uso de redes aéreas amplias WAN, hacia los sistemas de gestión de datos (Head End) localizados en las Empresas Distribuidoras. A diferencia de las redes FAN/NAN, el área de cobertura de este tipo de redes es mayor a miles de kilómetros cuadrados [17].

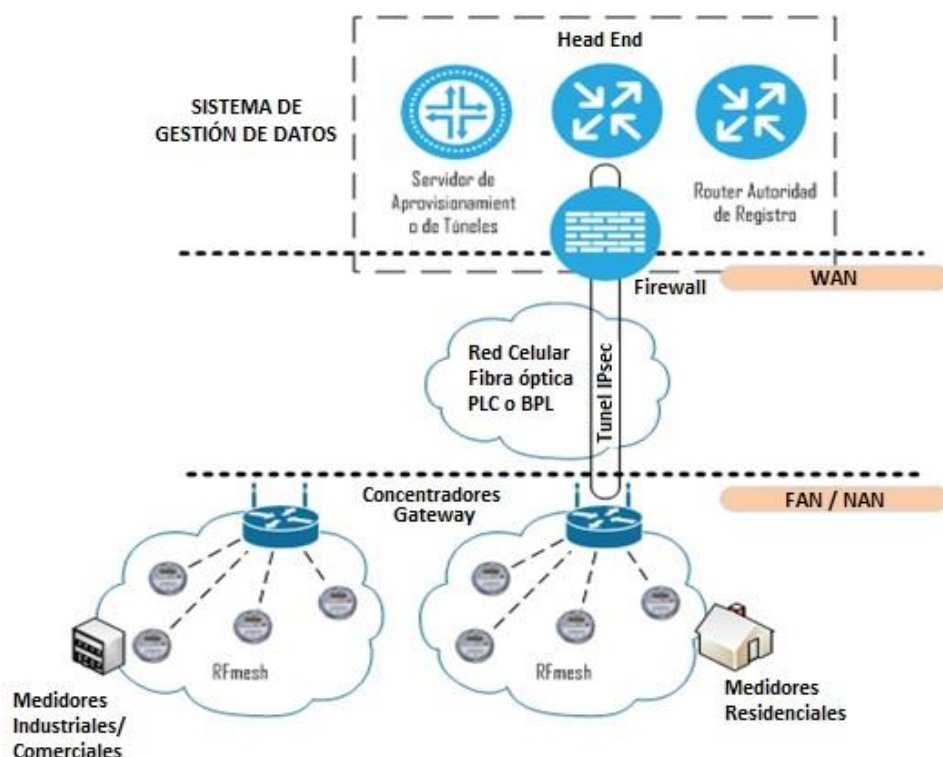
#### **d. Redes LAN (Local Area Network)**

En una red que es utilizada para la conexión de dispositivos en un área pequeña y distancia limitada, permitiendo de igual forma la comunicación bidireccional entre los dispositivos conectados a ella, para la gestión del control de varios servicios relacionados a las redes inteligentes.

En la Figura 2.7 se observa la arquitectura de las redes de comunicación utilizada en los sistemas de medición inteligente.

---

<sup>26</sup> Definida en las telecomunicaciones como el tramo final de una línea de comunicación, que llega al usuario final.



*Figura 2.7* Redes de comunicaciones del sistema de medición AMI [17].

### 2.3.3.3.2 TOPOLOGÍAS DE COMUNICACIÓN.

Una topología consiste en el arreglo físico de los elementos que son parte de una red, la cual define la cadena de comunicación usada por los diferentes nodos que conforman la red de comunicación [19].

La selección de alguna de estas depende de la cantidad de equipos a interconectar, los costos de implementación, la ubicación geográfica y la accesibilidad; sin embargo, debido a la variedad de tipos de redes y tecnologías usadas para la transmisión de datos, una topología híbrida es la mejor opción para la integración de todos los elementos que conforman los sistemas AMI.



Las topologías que usualmente son empleadas en los sistemas inteligentes de medición AMI son: estrella, bus, árbol y malla, las cuales se describen a continuación [19]:

**a. Topología en estrella.**

Posee un nodo central que se conecta directamente con los nodos periféricos, lo cual permite una mayor velocidad de comunicación entre estos nodos. El fallo de un nodo periférico no afecta el funcionamiento de la red. La desventaja de esta topología radica en que toda la carga de tráfico recae sobre el nodo central y un fallo de este nodo puede dejar inoperante a toda la red.

**b. Topología en bus.**

Tiene un único canal de comunicaciones, denominado bus, al cual se conectan los diferentes nodos. De esta forma, todos los nodos comparten el mismo canal para comunicarse entre sí. Requiere menos cable que una topología en estrella y es fácil conectar nuevos nodos, lo que permite su extensibilidad y su fácil expansión. Las desventajas son que es difícil detectar el origen de un problema ante un fallo de la red y que toda la red fallaría si hubiera una ruptura en el cable principal o bus de datos.

**c. Topología en árbol.**

Esta topología combina características de la topología en estrella con la de bus. Consiste en un conjunto de subredes estrella conectadas a una subred bus. Esta topología facilita el crecimiento de la red. Los nodos periféricos, que requieren transmitir y recibir solamente de otro nodo, no necesitan de repetidores o regeneradores. Si falla un enlace que conecta con un nodo hoja, ese nodo hoja queda aislado, pero si falla un enlace con un nodo que no sea hoja, la sección entera queda aislada del resto.



#### **d. Topología en malla.**

En esta topología, un nodo periférico puede comunicarse con otros nodos, por lo que no requiere de un nodo central. La ventaja de esta topología es que la información de un nodo puede tomar diferentes rutas, por lo tanto, en un eventual fallo de un no, la información podrá tomar otra ruta. La desventaja de esta topología es que cada nodo se sobrecarga con la información de los nodos anteriores a él, lo cual aumenta los retardos en la comunicación.

#### **2.3.3.3.3 TECNOLOGÍAS DE COMUNICACIÓN.**

Son los mecanismos mediante los cuales se realiza la comunicación entre los elementos del sistema de medición inteligente AMI, y se clasifican en dos tipos: comunicación por cable y comunicación inalámbricas.

Existen diferentes ventajas y desventajas asociadas a estas tecnologías, por lo cual, es necesario realizar un correcto análisis tanto técnico como económico para su aplicación en los sistemas de medición AMI.

En el caso de las tecnologías inalámbricas, estas presentan ventajas relacionadas a los bajos costos de implementación, así como facilidad y versatilidad de la conexión, sin embargo, el problema más común que presentan es la interferencia y atenuación de su señal [16].

Este tipo de inconvenientes se presentan en menor medida con el uso de las tecnologías de comunicación cableadas, pero su principal desventaja es su alto costo de implementación, más aún si se trata de la implementación de una nueva infraestructura [20].

A continuación, se mencionan los tipos de tecnologías utilizadas para la transmisión de datos en los sistemas de medición inteligente.



### **a. PLC (Power Line Communications).**

Las comunicaciones por línea de potencia emplean la infraestructura de las redes eléctricas como red de comunicaciones. Este tipo de tecnología ha sido utilizada comúnmente por algunas Empresas Distribuidoras para transportar información a su sistema SCADA<sup>27</sup> para la operación y control de los sistemas de transmisión y distribución.

El emplear la infraestructura de la red eléctrica supone una ventaja desde el punto de vista económico para el uso de este tipo de tecnologías, además de que pueden operar a grandes distancias sin tener en cuenta posibles obstáculos relacionados al lugar donde están ubicados los usuarios finales, sin embargo, suelen presentar problemas ocasionados por interferencias electromagnéticas en la red, provocando errores en la transmisión de datos. [16].

### **b. BPL (Broadband over Power Line).**

Es una nueva forma de PCL, que está siendo utilizado por las empresas de electricidad para proporcionar las funcionalidades y aplicaciones de AMI, cuyo ancho de banda también es suficiente para cubrir otras aplicaciones de automatización, incluyendo tecnologías de Smart Grid.

Al igual que para el PLC la tecnología BPL sigue empleando las redes eléctricas del sistema de distribución para realizar la transmisión de datos, sin embargo, para ello necesitan de concentradores instalados en cada transformador de distribución del sistema, lo cual aumenta su costo de implementación [16].

### **c. Fibra óptica.**

La fibra óptica es un medio físico de transmisión de información mediante impulsos de luz a través de un núcleo de vidrio o plástico desde un punto a otro a una

---

<sup>27</sup> SCADA: Supervisory Control and Data Acquisition, aplicación que obtiene datos operativos de un sistema para controlarlo y optimizarlo



velocidad muy alta (10Gbps) sin la necesidad de emplear señales eléctricas, ya que la luz actúa como la onda portadora, que se utiliza en la modulación para llevar la señal de información [22].

Dentro de las ventajas que tiene la fibra óptica, como se había mencionado anteriormente, proporciona una capacidad de transmisión muy alta de 10 Gbps utilizando una sola longitud de onda y de 40 Gbps a 1.600 Gbps utilizando la multiplexación por división de longitud de onda (WDM)<sup>28</sup> [19]. ofrecen alto rendimiento y alta confiabilidad [16].

Adicionalmente ocupa poco espacio, es flexible por lo cual facilita su instalación, es liviana, presenta una gran resistividad y no presenta problemas relacionados a la interferencia electromagnética.

En cuanto a sus desventajas, la fibra óptica tiene un alto costo de implementación, debido a que requiere de conversores, emisores y transportadores complejos, ya que el suministro eléctrico no puede tomarse de la red, y la elaboración de empalmes en el cable de la fibra presenta ciertas dificultades.

#### **a. Ethernet,**

Ethernet es una tecnología por cable que vincula al software y hardware entre sí; y permite la comunicación mediante redes LAN entre varios dispositivos.

Actualmente es una tecnología muy segura, versátil y compatible con varios aplicativos de los sistemas de medición inteligente AMI, ya que permite alcanzar velocidades de hasta 1000 Mbps para la transmisión de datos, teniendo además hoy en día un alcance de conexión mediante fibra óptica de hasta 10 km, lo cual la convierten en una buena opción para ser utilizada en la operación y el control remoto de subestaciones, sistemas de protección y medición inteligente [20]. Su costo de

---

<sup>28</sup> Tecnología que permite transmitir varias señales independientes sobre una sola fibra óptica.



implementación es reducido con la utilización de tecnologías que emplean protocolos de comunicación IP<sup>29</sup> [21].

### **b. Red celular**

Como se conoce hoy en día, la red celular permite la comunicación por medio de voz y datos entre sus usuarios, ofreciendo mediante su tecnología 4G<sup>30</sup> el servicio de internet móvil de banda ancha a diferentes dispositivos inteligentes conectados a la red celular; su infraestructura está instalada de tal forma que ofrece estos servicios tanto en zonas urbanas como en zonas rurales y en ciertas zonas remotas en donde incluso el servicio de electricidad aun no es accesible.

Es por esta situación es que se ha considerado su aplicación para la comunicación en los sistemas de medición inteligente, ya que al contar con una infraestructura que no requiere de instalaciones adicionales, los costos asociados a su implementación se reducen notablemente. Adicionalmente cumplen con todos los requisitos de una red NAN y puede ser aplicada a una red WAN.

Una de las desventajas que aún presentan las redes celulares es que actualmente no en todas las zonas rurales existe cobertura del servicio de datos e internet, limitando en cierta forma su utilidad para los sistemas AMI.

### **c. Wifi.**

Es una tecnología que permite la conexión inalámbrica por medio de ondas electromagnéticas de dispositivos electrónicos a varios aplicativos en el entorno web, y para nuestro caso poder realizar control y transmisión de los datos medidos. Esta tecnología cumple con el estándar 802.11b<sup>31</sup>, el cual permite la conexión de

---

<sup>29</sup> Protocolo IP: Protocolo de comunicación de datos digitales que permite el desarrollo y el transporte de paquetes de datos.

<sup>30</sup> Sigla utilizada para referirse a la cuarta generación de tecnologías de telefonía móvil

<sup>31</sup> Norma inalámbrica creada por IEEE, que funciona en la banda de 2,4 GHz y tiene una velocidad de transmisión de 11 Mbps y utiliza el mismo método de acceso definido en el estándar original CSMA/CA.



varios usuarios con una interferencia mínima en una misma banda de frecuencia. Es ideal emplear la tecnología WiFi para implementar redes LAN inalámbricas para la transmisión de datos, lo cual disminuye su costo y aumenta su eficiencia, ya que proporciona movilidad a los dispositivos.

Son utilizadas en áreas con una alta densidad poblacional, para múltiples aplicaciones en los sistemas AMI, como son el control y la automatización de subestaciones de distribución, así como de los sistemas de protecciones [19].

#### **d. WiMax (Worldwide Interoperability for Microwave Access)**

Es una tecnología similar a la WiFi que permite la comunicación de una manera inalámbrica; sin embargo, tiene mejores prestaciones de servicio, ya que emite señales de microonda, lo cual hace que su cobertura supere los 30 km, con velocidades de transmisión de hasta 124 Mbps, incluso en movimiento se tiene cobertura mediante este tipo de tecnología, pudiendo dar acceso a más de 1000 dispositivos de forma simultánea en su red [23].

Puede ser configurada para conexiones punto a punto o punto-multipunto lo cual es importante para emplearse en los sistemas de medición inteligente, especialmente en las zonas rurales o de difícil acceso mediante tecnologías alámbricas, disminuyendo de esta forma sus costos de implementación

Actualmente son usadas por las empresas de telecomunicaciones para ofrecer el servicio de internet de banda ancha inalámbrica de alta velocidad, con un precio totalmente accesible a sus usuarios finales [23].

### **2.3.3.4 SISTEMAS DE ALMACENAMIENTO, PROCESAMIENTO Y ADMINISTRACIÓN DE DATOS MEDIDOS.**





#### **2.3.3.4.1 SISTEMA MDC (Meter Data Colector).**

Es un sistema creado para realizar la recolección de datos registrados por los medidores inteligentes, para luego realizar un análisis detallado de estos datos de forma organizada; validando y limpiando la información para transferirla a los sistemas comerciales de las Empresas Distribuidoras encargados de la facturación.

Dentro de sus principales ventajas están las de ser confiables para el acceso seguro de la información para varios medidores, además automatiza los procesos de gestión de la medición y soporta varios sistemas como es el caso del HES [13].

Algunas de sus funciones principales son [13]:

- Recolección de datos y gestión de comandos.
- Validación, estimación y edición de datos medidos.
- Cálculo y análisis de consumos.
- Agregación de lecturas.
- Inventario de medición eléctrica.
- Integración con otros sistemas.
- Creación de perfiles de carga.
- Identificación de interrupciones en el servicio.
- Distribución del servicio y apoyo a la planificación de infraestructura.

#### **2.3.3.4.2 SISTEMA HES (Head End Systems).**

El sistema de procesamiento, configuración y recolección de datos o HES por sus siglas en inglés, es considerado como el cerebro del sistema de medición inteligente, ya que es el encargado de recibir y decodificar la información que proviene de los concentradores o directamente de los medidores inteligentes, para luego transmitirla al centro de gestión y análisis de datos [18].



Según el tipo de comunicación y los requisitos de seguridad, el HES puede actuar de forma bidireccional para el manejo de la información; proporcionando así herramientas al sistema comercial, sistema de reclamos, sistemas de control de activos, etc., que permiten realizar una mejor gestión en el giro del negocio de las Empresas Distribuidoras.

Dentro de las funciones principales que debe tener el sistema HES están:

- Administración de las lecturas remotas realizadas por los medidores inteligentes.
- Importación y exportación de energía.
- Capacidad de detección y prevención de hurtos o fraudes.
- Capacidad de realizar actividades de operación y mantenimiento.
- Sincronización de tiempos de los medidores inteligentes.
- Acceso a la información del usuario.
- Capacidad de desconexión, conexión del servicio de energía y limitación del consumo de energía eléctrica.
- Realizar lecturas y parametrización local.
- Gestión de contratos bajo la modalidad prepago.
- Protocolos de seguridad de la información.
- Verificación, validación de la información.
- Alarmas y eventos
- Acceso vía web la información.

#### **2.3.3.4.3 SISTEMA MDM (Meter Data Management).**

Es un subsistema clave en la infraestructura de los sistemas de medición AMI, es en donde se encuentra el centro de gestión, manejo de comunicaciones, y el almacenamiento de la información correspondiente a las lecturas registradas por los medidores inteligentes para su respectivo análisis, validación edición, estimación y procesamiento preciso y completo en aplicativos y herramientas de gestión, que permiten cumplir los objetivos de AMI de una manera óptima [24].



Los aplicativos y herramientas que forman parte de la estructura modular de AMI y del sistema integral de redes de distribución inteligente, se mencionan a continuación [25]:

**a. CIS (Customer Information System).**

El sistema de gestión de la información de clientes, es un sistema altamente funcional que ayuda a las empresas proveedoras de servicios públicos, a mejorar su relación con los clientes, optimizando sus procesos comerciales, de gestión técnica, manejo de información y de atención al cliente. Su implementación facilita la implantación de las Smarts Grids y por ende los sistemas de medición inteligente.

**b. OMS (Outage Management System).**

Este sistema es el encargado de identificar y gestionar la restauración los cortes de energía de uno o varios medidores inteligentes registrados en el sistema de distribución, ya sean suspensiones programadas o no programadas; en ellos se puede encontrar la información detallada de los cortes de energía como es el tiempo de interrupción, fecha, potencia interrumpida, etc., datos necesarios para elaborar informes solicitados por los entes de regulación y control.

**c. ERP (Enterprise Resource Planning).**

El sistema de planificación de recursos empresariales, es empleado para distintas operaciones internas de una empresa de servicios públicos, que permite integrarlas con el objetivo de automatizar procesos, integrar la información presente en diferentes bases de datos en solo programa. disponer de la información correspondiente a recursos humanos, inventarios, logística, producción y



contabilidad en una sola plataforma, resolviendo de esta manera errores en la información y evitando además la duplicidad de datos [26].

#### **d. MWM (Mobile Workforce Management).**

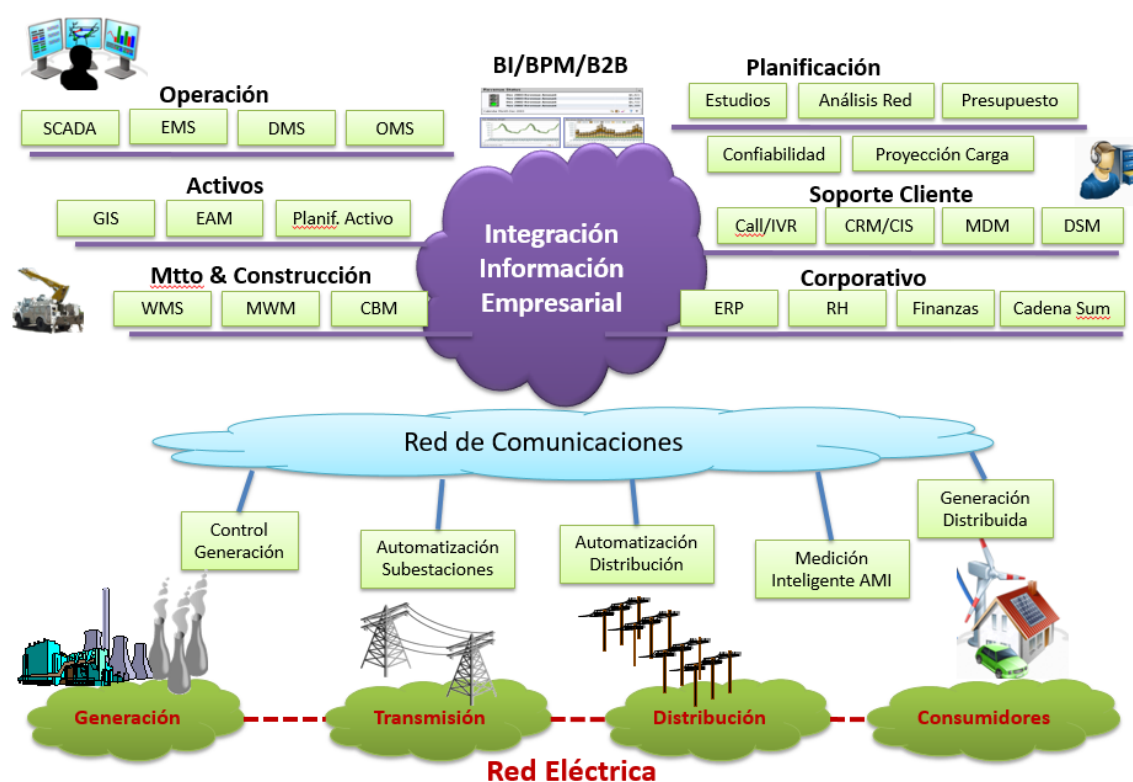
Mediante este sistema se realiza la administración y la planificación óptima de las actividades ejecutadas en campo por parte de los grupos operativos de las empresas de servicios públicos. La aplicación de este tipo de sistema incluye la adquisición e implementación de dispositivos móviles y software que permiten monitorear la en tiempo real la ubicación del personal operativo, reduciendo los tiempos de atención a reclamos por falta de servicio eléctrico y de alumbrado público, así como la optimización de recursos asociados a estas actividades.

#### **e. GIS (Geographic Information System).**

En un sistema basado en la información geográfica espacial que permite recopilar, gestionar, manipular y analizar datos relacionados a los elementos que forman parte de los sistemas de distribución eléctrica. Esta información es almacenada y organizada de manera individual en capas para su visualización, permitiendo al usuario del sistema trabajar de una manera rápida y sencilla en la toma de decisiones para la planificación de la expansión o mejora de los sistemas de distribución eléctrica.

Por ser tan versátiles, el campo de aplicación de los Sistemas de Información Geográfica es muy amplio, pudiendo utilizarse en la mayoría de las actividades con un componente espacial [25].

En la Figura 2.8 se indica un esquema de los aplicativos y herramientas de la estructura modular de AMI.



**Figura 2.8** Aplicativos y herramientas de la estructura modular de AMI [25].

El sistema MDM no tiene un estándar fijo, ya que depende de los requerimientos de sus usuarios, los cuales proporcionan sus funcionalidades; sin embargo, este sistema debe abarcar tres ámbitos fundamentales:

- Mejora y optimización de la operación de las redes eléctricas.
- Mejora y optimización de la gestión de servicio públicos.
- Permitir la participación del cliente.

De la misma manera para su correcto funcionamiento, el sistema MDM debe contar con los siguientes componentes:

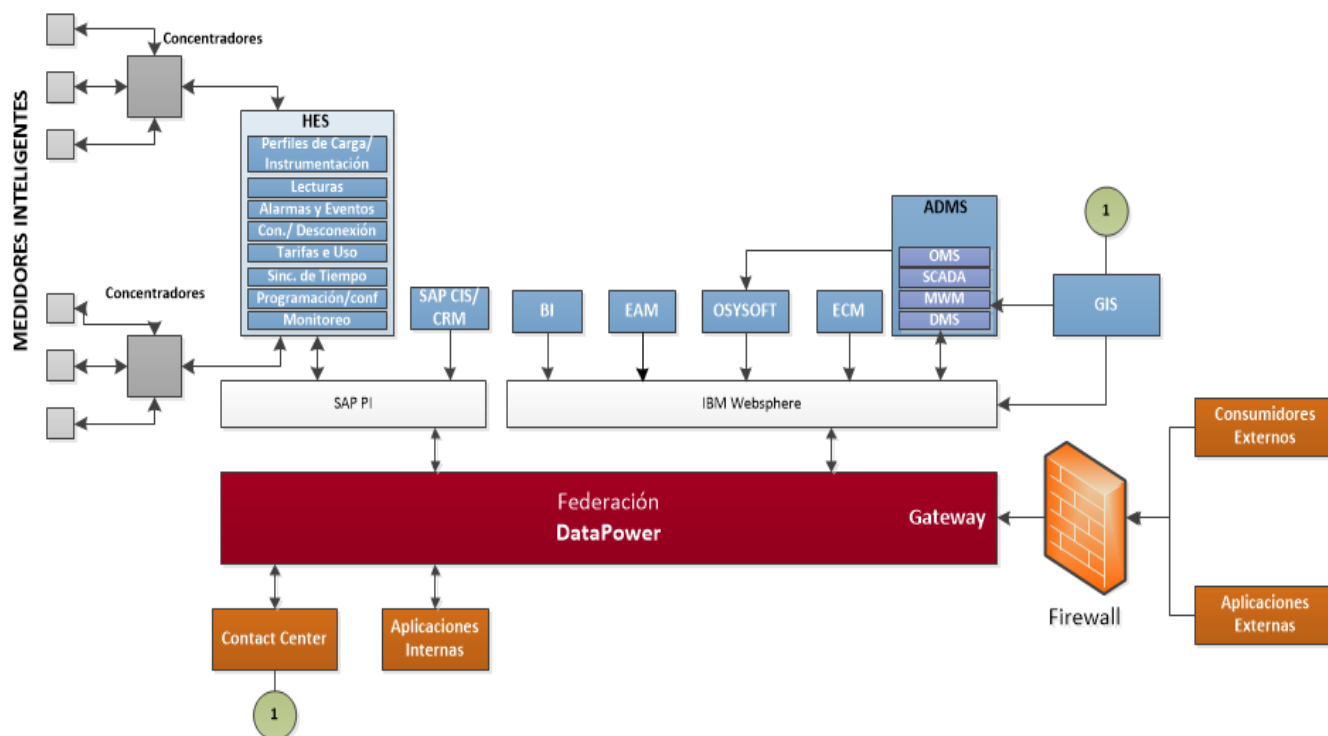
- Infraestructura del centro de datos donde se aloja el sistema y sistemas auxiliares.
- Servidores hardware necesario para el manejo de datos.

- Sistemas de almacenamiento de gran capacidad (big data).
- Sistema de base de datos, software necesario para el análisis de los datos.
- Sistemas de virtualización, referente al uso eficiente del almacenamiento y recursos informáticos, para realizar la subida de la información en una nube de datos.

Dentro de las principales funciones de los sistemas MDM están:

- Proporcionar datos para el proceso de facturación.
- Obtención de reportes de calidad de servicio.
- Obtención de reportes solicitados por entes regulatorios.
- Aplicación de gestión de la demanda.
- Acceso mediante vía web de la información del cliente.
- Entrega de esquemas de aplicación de tarifas.

En la Figura 2.9 se representa la integración del sistema de medición AMI.



**Figura 2.9** Integración del sistema de medición AMI [25].



### 2.3.3.5 SEGURIDAD DE LA INFORMACIÓN EN LOS SISTEMAS DE MEDICIÓN INTELIGENTE.

Al realizar el diseño para la implementación de los sistemas AMI, es necesario incluir dentro del mismo, requisitos de seguridad de la información; ya que, mediante los sistemas de medición inteligente, se maneja información detallada de los usuarios finales.

Al conocer la información del consumo de energía, es posible saber cuál es el estilo de vida de los clientes, además de sus costumbres de pago; siendo uno de los puntos vulnerables de AMI el sistema HES, debido a que tiene acceso directo al control de los medidores, pudiéndose mediante el HES manipular los datos de uso, consumo y costo de la energía, o el envío de señales de control falsas; además durante el proceso de la transmisión de la información, ésta puede ser desviada y mal utilizada para espionaje, y por medio del robo de información se pueden llevar a cabo ataques cibernéticos [28].

Para garantizar la seguridad de la información en los sistemas de medición inteligente se debe contar los siguientes requisitos de seguridad:

- **Disponibilidad:** Se debe garantizar el acceso total y el empleo oportuno y confiable de la información obtenida del sistema de medición AMI, de lo contrario se interrumpiría el uso de la información en los distintos procesos comerciales de las distribuidoras.
- **Integridad:** Se debe garantizar que la información disponible no pueda ser modificada o eliminada sin autorización, asegurando de esta forma su autenticidad.
- **Confidencialidad:** Mediante este objetivo se pretende restringir el acceso y la posibilidad de divulgar la información registrada por los sistemas AMI a personas, entidades o procesos no autorizados.



Así también, la seguridad de la información en los sistemas de medición inteligente se enfoca en dos principales aspectos:

**a. Privacidad del usuario final.**

Como se habló anteriormente con la implementación de los sistemas AMI, el usuario final participa de forma directa en la gestión del uso de su energía, lo cual requiere que la información de los mismos tenga un alto grado de privacidad, evitando de esta forma que usuarios no autorizados obtengan esta información para llevar a cabo ataques cibernéticos.

Con la información obtenida por los medidores inteligentes actualmente es posible realizar perfiles de los consumidores, a tal punto que se puede determinar el lugar de residencia de un consumidor, el número de personas que habitan una vivienda, la permanencia de las personas en la vivienda, el tipo de electrodomésticos, sistemas de seguridad y alarmas que el consumidor dispone, identificado fácilmente, y sin la necesidad de algoritmos sofisticados, conocer el comportamiento de los consumidores.

Bajo este contexto, el sistema de seguridad de la información de AMI debe considerar ciertos principios fundamentales de seguridad a la privacidad del usuario final, los cuales se mencionan a continuación:

- ***Proactivo, no reactivo preventivo no correctivo.*** El sistema debe anticiparse y evitar que ocurran eventos invasivos a la información de los consumidores.
- ***Privacidad como configuración predeterminada.*** La privacidad debe ser activada por defecto y no por solicitud del consumidor.
- ***Privacidad incrustada en el diseño.*** La privacidad no debe ser una práctica o tecnología separada al sistema, sino parte de su arquitectura y diseño.





- **Seguridad de extremo a extremo.** La seguridad a la información extraída, debe extenderse durante todo el proceso de transmisión de datos.
- **Visibilidad y transparencia.** El sistema debe brindar total transparencia en sus procesos de acuerdo a las reglas y objetivos establecidos.
- **Respeto a la privacidad del usuario.** Tanto los diseñadores como los operadores del sistema deben ofrecer fuertes valores de privacidad, notificaciones apropiadas y opciones fáciles de usar.

**b. Seguridad contra ataques cibernéticos.**

Un ataque cibernético hace referencia a una acción no deseada realizada a la infraestructura y sistema de información y comunicación, explotando una vulnerabilidad en la misma [21]

Estos ataques se dividen en activos, cuando alteran los recursos de los sistemas y afectan su operación, y pasivos, cuando únicamente se realiza la búsqueda de información sin alterar el sistema.

En la Tabla 2.1 se muestran los tipos de ataques cibernéticos según su amenaza, y el impacto que estos tienen sobre los objetivos de seguridad de los sistemas.

**TABLA 2.1** Tipos de ataques cibernéticos [28].

Amenaza	Objetivo de seguridad afectado	Ataque Activo / Pasivo
Intercepción (cuando personal no autorizado obtiene acceso a datos, dispositivos o componentes del sistema)	Confidencialidad: Referente a la privacidad del patrón de consumo de los clientes	Pasivo (por lo general no puede ser detectado pero puede ser prevenido con criptografía)
Modificación (cuando se obtiene acceso y se realizan modificaciones a datos, dispositivos o componentes)	Integridad: Vulnerable debido a la cantidad de interfaces del	Activo (puede ser detectado con criptografía)



del sistema de forma deliberada e ilegal)	HES con varios equipos y sistemas.	
Interrupción (cuando datos, dispositivos o componentes del sistema son destruidos o convertidos en no disponibles con el objetivo de retrasar, bloquear o perjudicar la comunicación en la red inteligente)	Disponibilidad: Varían según el tipo de información presente en el sistema	Activo (puede ser detectado, pero por lo general no se previene)
Fabricación (cuando personal no autorizado inserta objetos (por ejemplo datos o componentes) falsos en el sistema.	Autenticidad y Responsabilidad: Transmisión de información sin distorsión y bajo parametrización establecida por el administrador del sistema	Activo (puede ser detectado con criptografía)

Es fundamental que de parte de los clientes exista la confianza suficiente para que la implementación de este tipo de sistemas se pueda dar de forma exitosa.

## 2.4 ALGORIMOS DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL.

Históricamente ha sido de gran interés crear sistemas artificiales capaces de replicar acciones o actividades de forma similar a las que realizan los seres humanos, mediante técnicas de aprendizaje y razonamiento que permitan resolver problemas de una manera más rápida y confiable.

A pesar de que en el año 1940 se realizaron publicaciones filosóficas sobre la posibilidad de que el razonamiento podía realizarse de manera artificial, no es hasta el año de 1950 que estos planteamientos combinados con la invención de los primeros computadores electromecánicos tomaron relevancia para su investigación; publicaciones realizadas por el matemático británico Alan Turing, quien es considerado como el padre de la inteligencia artificial, propuso replicar de forma artificial las funciones del cerebro humano [29].



Turing realizó el estudio denominado “Computing Machinering and Intelligence” (Máquinas de computación e inteligencia) en el cual de forma teórica estableció las bases de la inteligencia artificial, planteando para ello una prueba denominada el test de Turing, mediante el cual se determina si una máquina es inteligente o no. El test consiste en que por un lado una persona que se encuentra en una habitación, actúa como interrogador en el test, y en otra habitación está una persona y un computador; mediante un sistema de texto entablan una conversación y en base a las respuestas obtenidas durante el test, el interrogador debe determinar si las respuestas provienen del computador o del ser humano [29].

En año de 1956 en la famosa conferencia de Dartmouth College, el matemático John McCarthy acuñó el término de “Inteligencia Artificial”, conjuntamente con los científicos Allen Newell, Herbert Simon, Marvin Minsky y Arthur Samuelen; quienes plantearon estudios del cerebro humano como un modelo natural integrando la cibernética y la computación; realizaron varias previsiones muy optimistas del desarrollo de esta ciencia para un periodo de 10 años, que al final nunca no se cumplieron y más bien provocaron el abandono casi total en la investigación de esta rama de la ciencia.

En 1962 se desarrolló el sistema Perceptron creado por el psicólogo estadounidense Frank Rosenblatt, el cual, mediante el reconocimiento de patrones, imita el comportamiento de una neurona, usando un matriz para representar las llamas redes neuronales [30].

No es hasta 1990 que el interés en el campo de investigación de la inteligencia artificial tomo nuevamente mayor relevancia, cuando programas desarrollados lograron mediante algoritmos de aprendizaje superar al cerebro humano. Es así que en 1997 el programa denominado Deep Blue<sup>32</sup> creado por IBM<sup>33</sup>, logró vencer en una partida de ajedrez al campeón ajedrecista Gary Kaspàrov [31].

---

<sup>32</sup> Supercomputadora desarrollada por el fabricante estadounidense IBM para jugar al ajedrez.

<sup>33</sup> IBM (International Business Machines): Se dedica a comercializa hardware y software para computadoras, y ofrece servicios de infraestructura, alojamiento de Internet y consultoría en una amplia gama de áreas relacionadas con la informática.



En el año 2005, un programa denominado AlphaGo, venció al campeón europeo Fan Hui, en el juego oriental Go [31].

En el año 2014, los ingenieros Vladimir Vaselov y Eugene Demchenko, desarrollaron el programa “Eugene” el cual pudo superar por primera vez el Test de Turing, engañando en un 33% al interrogador durante el test en donde se hizo pasar por un niño de 13 años [31].

Las tecnologías actuales han permitido que el desarrollo de programas de inteligencia artificial se haya expandido en varios campos de la vida cotidiana, desde asistentes de voz en los dispositivos móviles, traductores de idiomas, hasta la construcción de vehículos semiautónomos. El interés actual se centra en el desarrollo de un tipo de inteligencia artificial general, que no se focalice en la solución única de un problema, sino que sea capaz de razonar ante alguna situación de incertidumbre mediante el uso de algoritmos de entrenamiento y aprendizaje avanzados, tomando conciencia de sí misma siendo capaz de resolver cualquier problema.

Dentro del sector eléctrico, el uso de la inteligencia artificial ha cambiado la manera de generar, transmitir y distribuir energía eléctrica hacia los usuarios finales, ya que ha impulsado el desarrollo de las Smart Grids, que como se conoce son redes automatizadas capaces de realizar el análisis en tiempo real del comportamiento del sistema eléctrico, proporcionando información sobre posibles errores, hurtos de energía, pérdidas de energía y el estado de la red para su operación, mantenimiento y control de una manera más eficiente.

En el desarrollo de este trabajo se empleará un algoritmo de inteligencia artificial que permita seleccionar de una manera óptima el lugar, en función de la agrupación o clusterización de los clientes, en donde se realizará la instalación de sistemas de medición inteligente, reduciendo de esta forma los costos asociados a la contratación de tomas de lectura y gestión de cartera, en función de ciertos parámetros comerciales como son el consumo promedio de energía, facturación mensual y la deuda por cartera vencida en un determinado sector.



## 2.5 DEFINICIÓN DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL.

La Inteligencia artificial consiste en el desarrollo y análisis de facultades mentales mediante el uso de modelos computacionales, en donde su motivación consiste en el desarrollo de máquinas que imiten las funcionalidades inteligentes del ser humano, por ejemplo, el conocimiento, razonamiento, resolución de problemas, etc., de tal forma que demuestren algún tipo de inteligencia [30].

Su funcionamiento se basa en el desarrollo de algoritmos de aprendizaje que corresponden a un conjunto de normas que permiten la resolución de un problema de manera automática.

Los diferentes logros que se han obtenido durante el desarrollo de sistemas de inteligencia artificial, ha permitido clasificarla en tres categorías según su alcance y aplicación, las cuales se mencionan a continuación:

- **Inteligencia Artificial Débil o Estrecha:** Son sistemas capaces de resolver problemas específicos mediante técnicas de aprendizaje de máquina (Machine Learning) y conocimiento profundo (Deep Learning). El desarrollo de este tipo de inteligencia artificial, ha impulsado en la actualidad el interés en la investigación e innovación de esta rama de la ciencia. Un ejemplo de este tipo de sistemas son los asistentes de voz inteligente implementados en los dispositivos móviles que son muy usados actualmente [32].
- **Inteligencia Artificial General:** Este es un sistema multitarea que puede resolver cualquier tipo de problema de manera similar a como lo realizaría un humano, siendo capaz de razonar, aprender, planificar y realizar juicios ante algún problema con cierto grado de incertidumbre, pudiendo comunicarse con un lenguaje natural, por lo cual este tipo de inteligencia artificial superaría



sin problemas el test de Turing [32].

- **Inteligencia Artificial Fuerte**: Este tipo de inteligencia artificial posee “estados mentales” además de que llegaría a ser consciente de sí misma, siendo capaz de dar solución a cualquier tipo de problema planteado, pudiendo en teoría sentir emociones, es decir este tipo de inteligencia artificial no solo emularía el cómo realizar cualquier actividad que desarrollan los seres humanos, sino que sin ninguna dificultad superarían nuestra capacidad de realizar cálculos e incluso la manera de adaptarse a su entorno; lo cual plantearía de una manera completamente diferente la percepción de nuestro mundo [32].

## 2.6 INTELIGENCIA DE NEGOCIOS (BUSINESS INTELLIGENCE O BI).

Actualmente la evolución de la tecnología empleada en las computadoras, ha permitido evolucionar en diferentes campos de aplicación de la inteligencia artificial. Entre estos campos se encuentra la Inteligencia de Negocios (Business Intelligence o BI) [33].

El hecho de no poder contar con los recursos computacionales necesarios para la obtención de datos, dentro las Empresas se dificultaba el análisis de la información que disponen, ya que la generación de reportes tardaba meses en presentarse, por lo que se podía tomar decisiones a largo plazo; mientras que en la mayoría de casos las decisiones a corto plazo se las realizaba en base a la intuición o a la experiencia de años anteriores o mediante el criterio de expertos.

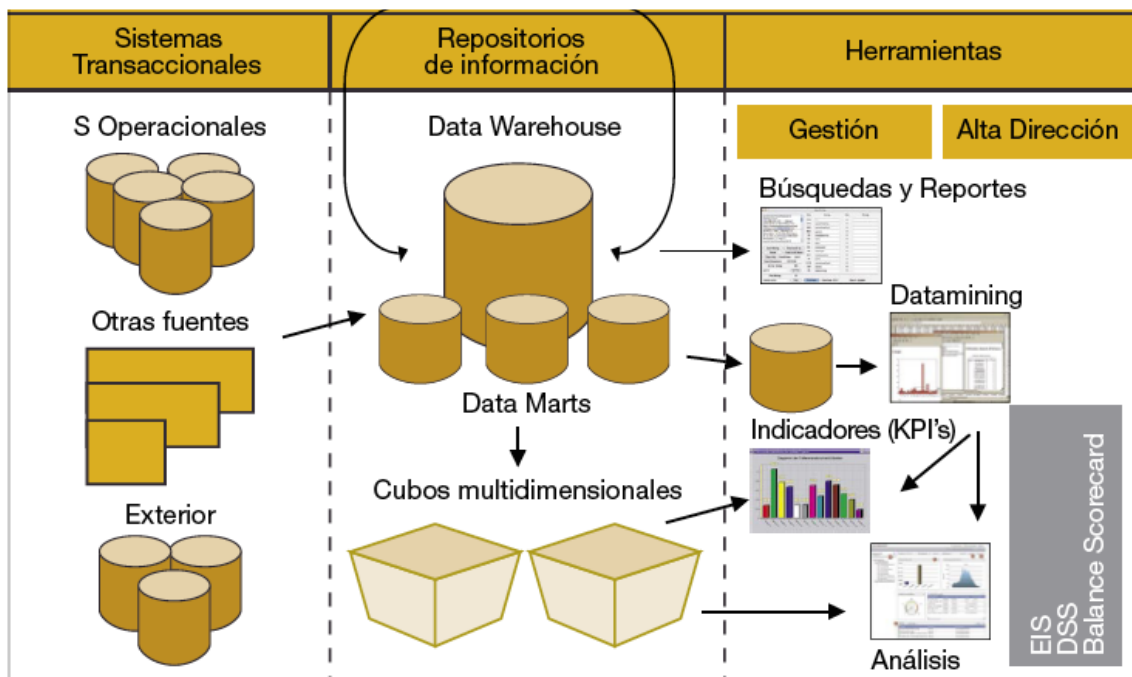
La gran cantidad de información que hoy en día manejan las diferentes organizaciones o empresas a nivel mundial, ha dificultado su análisis y posterior toma de decisiones; debido a que dicha información en la mayoría de casos, proviene de fuentes diversas, y dispositivos que en muchos de los casos presentan

información que no es del todo relevante para realizar una adecuada gestión.

Es por este motivo que el concepto de BI facilita la gestión de la información empresarial, ya que es un conjunto de metodologías, aplicaciones y tecnologías mediante las cuales se reúnen, acceden, analizan y transforman datos en información entendible y útil para una empresa, y a su vez esta información se transforma en conocimiento con el objetivo de mejorar la toma de decisiones en todos los niveles de la organización.

La inteligencia de negocios BI, abarca tecnologías como las de datawarehousing<sup>34</sup>, consultas, informes, análisis y las herramientas para mostrar, y los procesos en el back end y el front end [34].

En la Figura 2.10 se muestra el diseño conceptual y modelo de gestión de la Inteligencia de Negocios.



**Figura 2.10** Diseño conceptual y modelo de gestión de la Inteligencia de Negocios [34].

<sup>34</sup> Base de datos corporativa que se caracteriza por integrar y depurar información de una o más fuentes distintas, para luego procesarla.



Para una aplicación correcta de la BI, es necesario tener un conocimiento profundo de los factores que influyen en el giro del negocio de la empresa en la cual va a ser aplicada; dichos factores deben considerar a clientes, proveedores, accionistas, socios estratégicos, ambiente económico y operaciones internas.

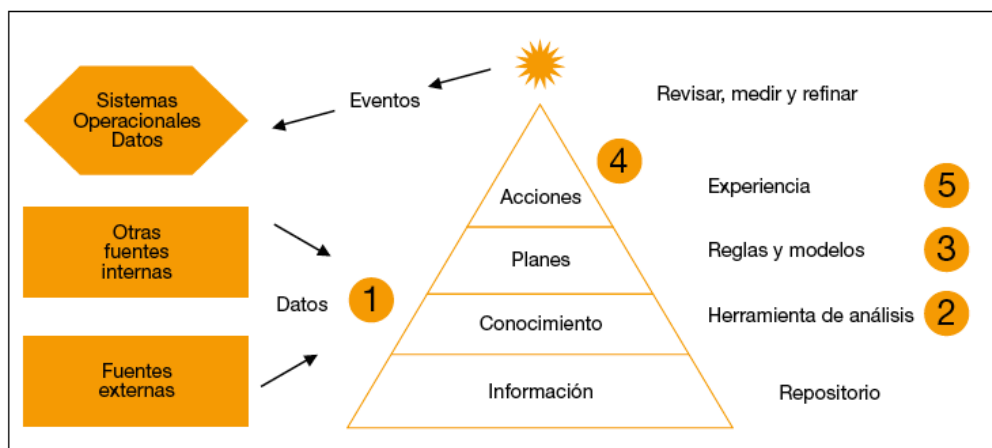
Mediante la utilización de BI, la toma de decisiones deja de ser una acción intuitiva, y se convierte en una acción concisa y concluyente basada en hechos, ya que el conocimiento generado a partir de la información permite como se dijo anteriormente, mejorar los procesos internos de las empresas, optimizando todos sus procedimientos [35].

Dentro de los beneficios más importante que ofrece la BI están:

- **Beneficios Tangibles:** Dentro de estos beneficios están los que se relacionan directamente a la reducción de costos, optimización de tiempos de operación, mejora de procesos y procedimientos de la organización y generación de ingresos.
- **Beneficios Intangibles:** Disponer de información relevante y organizada para facilitar la toma de decisiones dentro de la organización.
- **Beneficios Estratégicos:** Son aquellos que facilitan la formulación estratégica, es decir a los clientes o al tipo de servicio que se debe proporcionar para mejorar los ingresos en la organización.

Los sistemas de Inteligencia de negocios emplean técnicas para llevar a cabo una especie de refinamiento de datos, que son extraídos para ser transformados en información relevante para optimizar los procesos empresariales; los cuales se representan en la Figura 2.11.





**Figura 2.11** Procesos para emplear los sistemas de Inteligencia de Negocios [36].

Los procesos para emplear los sistemas de Inteligencia de negocios se describen a continuación:

- **De los datos a la información:** Utilizando herramientas como el Data Warehouse se puede extraer datos desde los diversos sistemas de una empresa para integrarlos y almacenarlos.
- **De la información al conocimiento:** En esta etapa mediante el uso de instrumentos de análisis y minería de datos, se accede al repositorio de información para luego de su análisis establecer patrones, características, excepciones y tendencias.
- **Del conocimiento a las reglas:** Del conocimiento adquirido mediante los patrones establecidos, se pueden crear nuevas reglas para mejorar y optimizar los procedimientos dentro de las organizaciones.
- **De las reglas a los planes de acción:** Se puede realizar una adecuada planificación en donde se apliquen las reglas planteadas.



## 2.6.1 CARACTERÍSTICAS DE LA INTELIGENCIA DE NEGOCIOS.

Los sistemas de inteligencia de negocios deben presentar ciertas características que permitan aportar la funcionalidad y versatilidad de la información obtenida a partir de los datos, de tal manera que faciliten su uso y se conviertan en una solución en los procesos internos de las empresas [33]. Dentro de estas características están las siguientes:

- **Arquitectura abierta:** Los programas empleados deberán ofrecer un mayor nivel de integración entre plataformas.
- **Amplitud de bases de datos soportada:** Debido a la gran cantidad de bases de datos, los sistemas de inteligencia de negocios deben ofrecer mayor compatibilidad con la mayor cantidad de bases de datos posible.
- **Suministro de datos en tiempo real:** Mediante el empleo de la BI se pretende facilitar y mejorar la toma de decisiones, por lo cual es indispensable que se brinden resultados de datos en tiempo real, caso contrario las decisiones que se tomen podrán verse limitadas.
- **Compatibilidad con las estructuras de almacenamiento de datos:** Es importante que exista compatibilidad entre la BI y las estructuras de almacenamientos de datos (Data Warehouse).
- **Capacidades de autoservicio:** Debido a esta característica, los usuarios finales pueden obtener por si mismos cualquier tipo de reportes, analizar resultados, realizar consultas
- **Fácil importación de datos desde otras aplicaciones:** El poder contar con la oportunidad de obtener información desde otros softwares de una manera sencilla, optimiza notablemente el tiempo al momento de unificar la información.



## 2.7 PROCESO DE DESCUBRIMIENTO DEL CONOCIMIENTO.

El proceso de extraer conocimiento desde un gran volumen de datos, ha sido el interés de varias empresas, con el objetivo de mejorar sus procesos y aumentar sus ingresos, optimizando de esta forma al máximo sus recursos.

Se podría decir que como parte de la Inteligencia de Negocios se encuentran los procesos de descubrimiento del conocimiento de la información o KDD por sus siglas en inglés (*Knowledge Discovery in Databases*).

El KDD consiste en un proceso automático empleado para extraer patrones en forma de reglas o funciones a partir de datos obtenidos desde dispositivos de almacenamiento, para el posterior análisis por parte de los usuarios finales [37].

Como se mencionó anteriormente, debido a los avances tecnológicos en el campo computacional y en la transferencia de la información; actualmente es posible realizar el almacenamiento y gestión de un volumen muy grande de datos, pudiéndose encontrar una gran variedad de dispositivos de almacenamiento, por lo que las empresas y organizaciones hoy en día almacenan cualquier tipo de información.

Es así que con estos avances surgen conceptos como el de **Data Warehouse** que consiste en repositorios físicos o lógicos unificados de datos, los cuales son los encargados de integrar y depurar la información proveniente de varias fuentes, permitiendo de esta manera organizar, comprender y realizar un mejor análisis de los datos para tomar mejores decisiones.

### 2.7.1 ETAPAS DEL PROCESO DE DESCUBRIMIENTO DEL CONOCIMIENTO (KDD).

El KDD es un proceso interactivo e iterativo no trivial de identificación válida,



novedosa potencialmente útil y entendible de patrones comprensibles que se encuentran ocultos en los datos [38].

Bajo este concepto, se entiende que los datos son un conjunto de hechos, mientras que un patrón es un subconjunto de datos de datos o un modelo aplicable a estos datos. En la Figura 2.13 se representa las etapas del proceso KDD.

Este proceso está compuesto por las etapas que se describen a continuación:

- **Selección:** En esta etapa se identifican las fuentes disponibles de datos sean estas internas o externas, y se extraen los datos objetivo que son relevantes en la organización o empresa, para lo cual se selecciona todo el conjunto de datos o una muestra de estos que sea representativa y en la que se va a realizar el proceso KDD.
- **Pre-procesamiento / limpieza:** En esta etapa se analiza la calidad de los datos identificando outliers <sup>35</sup>, para lo cual se realizan técnicas de eliminación de datos duplicados o con ruido (datos con valores fuera del rango esperado durante la medición), reemplazo de datos vacíos (datos con valores que no fueron guardados o capturados) y datos nulos (datos que presentan valores desconocidos). Durante el proceso de limpieza de datos se pueden emplear herramientas estadísticas básicas como son el cálculo de la moda, mediana, mínimo y máximo para el reemplazo de datos errados.

Existen también otras técnicas para resolver el ruido en los datos, las cuales se mencionan a continuación:

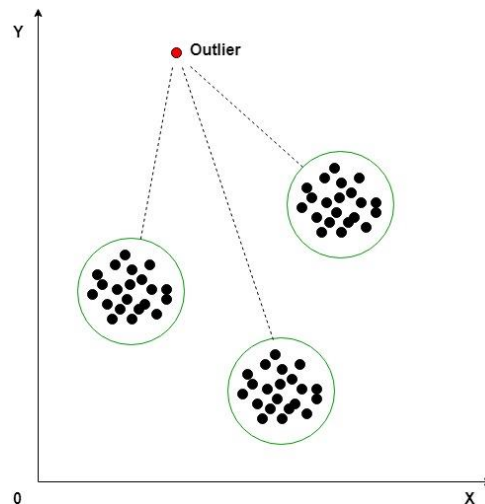
- a) Binning:** Mediante esta técnica se trata de suavizar el ruido en los datos mediante el particionamiento de datos de igual distancia o el particionamiento de datos de igual frecuencia.

---

<sup>35</sup> Observación que es numéricamente distante del resto de los datos.

b) **Claustering:** Es una herramienta en la cual los valores se agrupan por similitudes de tal manera que aquellos valores que no estén en ningún clúster<sup>36</sup> o agrupación se podrán considerar outliers. En la Figura 2.12 se representa el funcionamiento de esta herramienta.

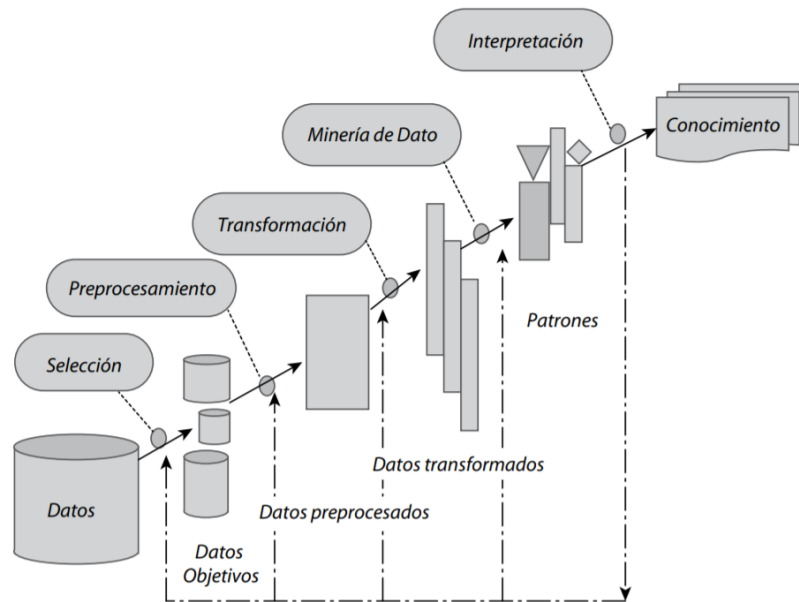
c) **Regresión:** Empleando la técnica de regresión se pretende encontrar la mejor línea a la que se adapten dos variables empleando el valor de la variable A para predecir el valor de la variable B. También se puede utilizar la regresión múltiple, en donde se pueden involucrar más de dos variables.



**Figura 2.12** Técnica de Clustering para eliminar ruido en los datos [45].

- **Transformación / reducción:** En esta etapa se emplean métodos de agregación, discretización, generalización, reducción, comprensión, normalización, y construcción de atributos con, para que los datos ya procesados, adquieran un formato adecuado, de tal forma que sean un insumo de entrada adecuado para el algoritmo de data mining (minería de datos).

<sup>36</sup> Grupo geográficamente próximo de datos interconectadas y asociadas, en un campo particular, y están vinculados por características comunes y complementarias.



**Figura 2.13** Etapas del proceso del descubrimiento del conocimiento (KDD) [39].

- **Minería de datos (data mining):** La etapa de la minería de datos es la parte central del proceso KDD, ya que su objetivo es generar conocimiento aplicando algoritmos de descubrimiento de patrones, tendencias o reglas en los datos procesados de la etapa anterior, aplicando métodos como son clasificación, clustering, patrones secuenciales y asociaciones, entre otros.

Por medio de la minería de datos se crean modelos predictivos o descriptivos.

En los modelos predictivos, el proceso de aprendizaje es supervisado y en estos se realiza la estimación de valores futuros o desconocidos de variables dependientes a partir de variables independientes.

En los modelos descriptivos, el proceso de aprendizaje es no supervisado y en estos no se realiza la predicción de datos sino se identifican patrones que ayudan a describir las características y las propiedades de los datos analizados.



Por lo general, la minería de datos se compone de cuatro etapas:

- a. Determinación de los objetivos.
  - b. Procesamiento de los datos.
  - c. Determinación del modelo.
  - d. Análisis de resultados.
- **Interpretación / evaluación de datos:** En esta etapa se analizan e interpretan los patrones descubiertos, en la cual se pueden eliminar patrones repetidos o sin relevancia.

De la misma forma en esta etapa se consolida todo el conocimiento adquirido incorporándolo a otros sistemas para planificar futuras acciones

## 2.8 TÉCNICAS DE MINERÍA DE DATOS.

En la actualidad la mayoría de los algoritmos empleados en la minería de datos se derivan de inteligencia artificial denominada Machine Learning.

El Machine Learning es una disciplina de las ciencias informáticas, relacionada al campo de la inteligencia artificial, que mediante algoritmos provee a un computador la capacidad de encontrar patrones en una base de datos para realizar predicciones, por lo que es empleado para crear sistemas que pueden aprender por sí mismos, realizando operaciones de forma automática y minimizando la intervención del ser humano en varios procesos [40].

Los algoritmos de Machine Learning se dividen en las siguientes categorías:

- a. **Aprendizaje supervisado:** son algoritmos que cuentan con un aprendizaje previo, el cual se basa en un sistema de etiquetas relacionadas a datos que le permite realizar predicciones.



- b. **Aprendizaje no supervisado:** a diferencia de los algoritmos anteriores, estos no cuentan con un aprendizaje previo, por tanto, estos algoritmos buscan patrones que permitan organizar los datos de una mejor manera.
  
- c. **Aprendizaje por refuerzo:** en esta categoría se busca que el algoritmo aprenda a partir de su propia experiencia, con el objetivo que pueda tomar una mejor decisión mediante procesos de prueba y error.



**Figura 2.14** Técnicas de minería de datos [45].





Las técnicas de minería de datos provienen de la inteligencia artificial y de la estadística, y se componen de algoritmos de inteligencia artificial que se aplican sobre una base de datos para obtener patrones o modelos a partir de la información obtenida de una base de datos.

Los algoritmos en esencia, son la manera de desarrollar una técnica, siendo muy importante entender las características de cada uno de estos para preparar los datos que se desean analizar.

Se clasifican en dos categorías: técnicas supervisadas o predictivas y no supervisadas o descriptivas, como se indica en la Figura 2.14 [42].

### **2.8.1 TÉCNICAS SUPERVISADAS O PREDICTIVAS.**

Estas técnicas son empleadas para predecir valores de un atributo de un conjunto de datos que tienen atributos conocidos.

En el proceso de aprendizaje inductivo supervisado, existe un atributo especial al cual se le denomina clase; este atributo especifica si un dato o elemento de análisis pertenece o no al concepto que se está aprendiendo. Se dividen en predicción y clasificación [42]

#### **2.8.1.1 PREDICCIÓN**

La predicción de datos consiste en extraer información que se encuentra en los datos para poder predecir patrones y tendencias del comportamiento de esos datos, con la posibilidad de aplicarse sobre cualquier evento desconocido, sea este pasado o futuro [41].

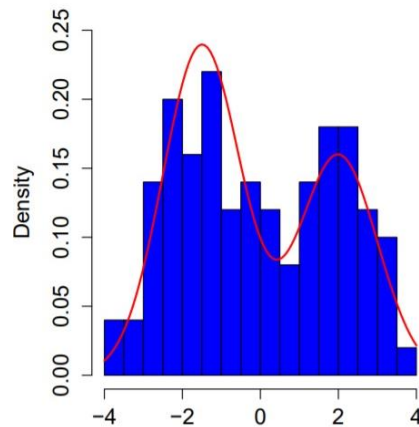


Este análisis se basa en la identificación de relaciones entre datos conocidas, para luego predecir posibles resultados ante futuras situaciones. Estos resultados dependerán de la calidad de las suposiciones planteadas y de la forma en la cual fueron analizados los datos.

Para su aplicación es necesario contar con una gran cantidad de datos para poder obtener patrones de comportamiento bastante acertados, induciendo de esta forma al conocimiento.

Entre las técnicas más utilizadas para realizar el análisis predictivo de un grupo de datos están: regresión, árboles de predicción y estimación de núcleos.

- **Regresión lineal:** Mediante esta técnica se analiza la relación entre la variable dependiente y las variables independientes de un conjunto de datos. La relación se expresa mediante una ecuación que predice el resultado como una función lineal.
- **Regresión no lineal:** Esta técnica se aplica cuando los datos no muestran dependencia lineal, ya que la respuesta puede depender de variables independientes según una función del tipo polinómica, exponencial, etc. Por lo general para su resolución la función de respuesta se transforma en una del tipo lineal. Para el caso de las funciones exponenciales, se puede obtener estimaciones mediante el método de mínimos cuadrados.
- **Árboles de Predicción:** Los árboles de predicción numérica son técnicas similares a los árboles de decisión, con la diferencia que la clase que se pretende producir es continua.
- **Estimador de Núcleos:** Son estimadores no paramétricos y los más utilizados son los histogramas; mediante este tipo de técnicas se pretende estimar una función que representen los datos sin asumir una determinada forma. En la Figura 2.15 se representa un ejemplo de esta técnica.



**Figura 2.15** Histograma como técnica de estimador de núcleos [41].

### 2.8.1.2 CLASIFICACIÓN.

Esta técnica permite la estimación de valores partiendo de un proceso de aprendizaje supervisado, encontrando características comunes entre un grupo de objetos en una base de datos para luego clasificarlos [45].

En la tarea de clasificación como en la de predicción se busca realizar la determinación del valor de un cierto atributo o etiqueta conocido en un conjunto de datos de prueba.

El proceso para la clasificación se realiza en dos etapas:

- a. **Construcción del modelo:** en el modelo cada secuencia de valores agrupados de una base de datos, tiene una clase o etiqueta conocida determinada por uno de los atributos de la base de datos. Esta etapa engloba las fases de entrenamiento y validación del algoritmo.
- b. **Explotación del modelo extraído:** en esta etapa se usan los modelos para estimar los valores del atributo en los casos que no son conocidos, en primera instancia se prueba el modelo con datos cuya clase es conocida para observar el si los resultados del modelo son aceptables y muy aproximados



a los valores ya conocidos, para luego usarlo en la clasificación de datos futuros.

Entre los modelos de clasificación más empleados están: árboles de decisión, redes neuronales y redes bayesianas.

- **Árboles de decisión:** este modelo es el más utilizado debido a su simplicidad; es un método de aprendizaje supervisado y está basado en un grupo de reglas de decisiones secuenciales, a partir del uso de resultados y probabilidades asociadas.

Si los resultados del árbol no son los correctos, para todos los objetos del conjunto de prueba, se adiciona una selección de excepciones al conjunto de entrenamiento, continuando de esta forma el proceso hasta encontrar el conjunto de decisiones correcto.

Un árbol de decisión por lo general se elabora a partir de un nodo y se va ramificando hasta obtener los resultados posibles, luego de esto cada resultado se ramifica creando nodos adicionales que a su vez se ramifican creando nuevas soluciones posibles.

Existen tres tipos de nodos denominados: nodos de probabilidad que muestran la probabilidad de obtener algunos resultados, nodos de decisión que muestran la decisión a tomar y nodos terminales que muestran el resultado final de la línea de decisión tomada.

Los árboles de decisión son empleados en sistemas de expertos, ya que son más precisos al momento de considerar todos los detalles de los procesos objeto de análisis, evitando la omisión de pasos antes de tomar una decisión.



- **Redes Neuronales:** Una Red Neuronal Artificial está conformada por varios elementos de procesamiento o neuronas artificiales, las cuales están organizadas en capas e interactúan entre neuronas que se encuentran en la capa contigua. Su funcionamiento se basa en la interpretación matemática del funcionamiento de las neuronas en el cerebro humano, y son muy útiles para realizar clasificaciones y predicciones.

La comunicación entre las neuronas se da por medio de enlaces de comunicación, los cuales están asociados a un peso. Los pesos son la información que empleará la red neuronal para resolver un problema

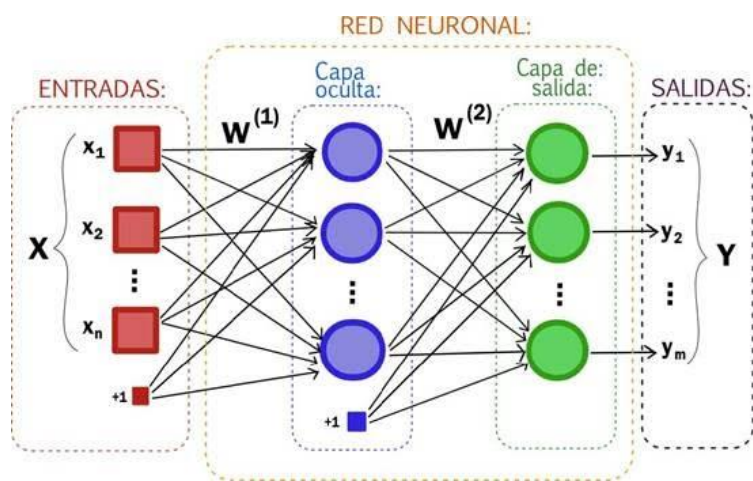
El aprendizaje en esta clase de algoritmos está dado por los pesos en las conexiones de la red neuronal, los cuales cambian de valor en función de los resultados que dependen de un grupo de ejemplos denominado grupo de entrenamiento, esto con el objetivo de resolver el problema. Los diferentes criterios utilizados para realizar estas modificaciones, se conocen como reglas de aprendizaje.

Existen dos tipos de redes neuronales:

- Redes Neuronales Supervisadas:** Son redes que realizan predicciones y su funcionamiento se basa en las neuronas del cerebro humano. Dentro de este tipo se encuentran los modelos Perceptrón (PRT), Adaline (ADA), y Perceptron Multicapa (MLP).
- Redes Neuronales No Supervisadas:** Conocidas también como “Autoorganizadas”, son redes empleadas para clasificar y su funcionamiento se basa en la capacidad topológica del cerebro humano. Dentro de este tipo de redes se encuentran las Redes Competitivas (RCN) y los Mapas Autoorganizativos (SOM).

La arquitectura de las redes neuronales se organiza en capas respetando una jerarquía; y están conformadas por tres tipos: Capa de Entrada que es la encargada de recibir la información del exterior; Capa Oculta cuyas entradas y salidas están dentro del sistema por lo que no tienen contacto con el exterior; y Capa de Salida que se encarga de enviar la respuesta de la red neuronal al exterior. En la Figura 2.16 se presenta el esquema de la Red Neuronal.

En lo que respecta a la organización, las Redes Neuronales se dividen en: Redes Multicapa (Perceptrón Multicapa), que son aquellas que se agrupan en dos o más capas; y Redes Monocapa que son aquellas que se organizan en una sola capa.



**Figura 2.16** Esquema de una Red Neuronal [46].

La salida de la red neuronal artificial se representa de la siguiente forma:

$$y = f(\sum_{i=0}^n w_i \cdot x_i + \theta) \quad \text{ecuación 2.1}$$

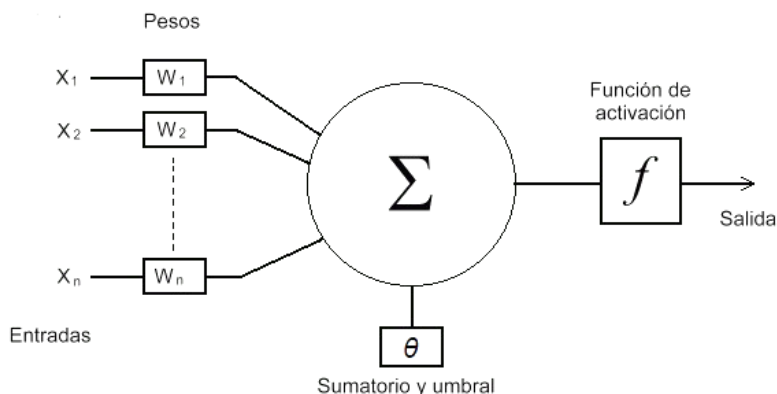
En donde:

$x_i$  = valores de entrada

$w_i$  = pesos

$\theta$  = umbral

$f$  = es la función de activación



**Figura 2.17** Representación de la función de una Red Neuronal [47].

La función de activación es la que define el nuevo estado de la neurona, y tiene como objetivo acotar los valores de salida de la misma para que se mantengan en ciertos rangos. El tipo de función que se emplea depende del tipo de red neuronal que se utilice, ya que existen funciones de activación lineales y no lineales.

En la Figura 2.18 se presentan las funciones de activación más utilizadas.

	Función	Rango	Gráfica
<b>Identidad</b>	$y = x$	$[-\infty, +\infty]$	
<b>Escalón</b>	$y = \text{sign}(x)$ $y = H(x)$	$\{-1, +1\}$ $\{0, +1\}$	
<b>Sigmoidea</b>	$y = \frac{1}{1 + e^{-x}}$ $y = \text{tgh}(x)$	$[0, +1]$ $[-1, +1]$	
<b>Gaussiana</b>	$y = Ae^{-Bx^2}$	$[0, +1]$	
<b>Sinusoidal</b>	$y = A \text{sen}(\omega x + \varphi)$	$[-1, +1]$	

**Figura 2.18** Funciones de activación de una Red Neuronal [47].



- **Redes Bayesianas:** Son representaciones gráficas de dependencias para razonamiento probabilístico [43], es decir representan gráficamente variables aleatorias y las relaciones de probabilidad que existen entre ellas, permitiendo encontrar soluciones ante problemas de decisión en casos de incertidumbre. Está conformada por nodos que representan a las variables aleatorias, y arcos que representan las relaciones de dependencia entre estas variables.

Este modelo realiza un proceso basándose en un conocimiento de experto denominado “Propagación de la Certeza”, el cual consiste en desarrollar diversas técnicas para aprender a partir de ciertas variables de los nodos de la red a las cuales se les asigna una jerarquía, para luego calcular variables que se desconocen, compartiendo de esta forma los conocimientos obtenidos.

Una red Bayesiana, no solo permite calcular su probabilidad anterior, sino también la red puede calcular su probabilidad posterior.

La incertidumbre es normal durante el proceso de razonamiento y aprendizaje donde se establecen reglas con el objetivo de inferir en la estimación de un posible resultado que puede ser falso o verdadero dependiendo del límite de la estimación. Los métodos de razonamiento son conocidos como modelos Bayesianos.

Los modelos Bayesianos asignan a la probabilidad como la forma de medir la efectividad de una hipótesis, siendo la inferencia el proceso de reajuste de medidas de efectividad al calcularse nuevos axiomas.

Una de las ventajas fundamentales de la inferencia Bayesiana, radica en su utilización para durante el proceso de toma de decisiones ya que por medio





de esta se obtienen resultados muy aproximados a los esperados siendo estos parámetros desconocidos.

Dentro de los tipos de redes Bayesianas se encuentran las *Redes Bayesianas Continuas*, que son aquellas que tienen un infinito número de posibles valores y las *Redes Bayesianas Dinámicas*, en las cuales los procesos contienen variables aleatorias para cada intervalo de tiempo definido

En el campo de la inteligencia artificial, el uso de las redes bayesianas constituye una de las herramientas más importantes para la definición de una hipótesis al considerar el manejo de inferencias dentro del empleo de la probabilidad.

## **2.8.2 TÉCNICAS NO SUPERVISADAS O DESCRIPTIVAS.**

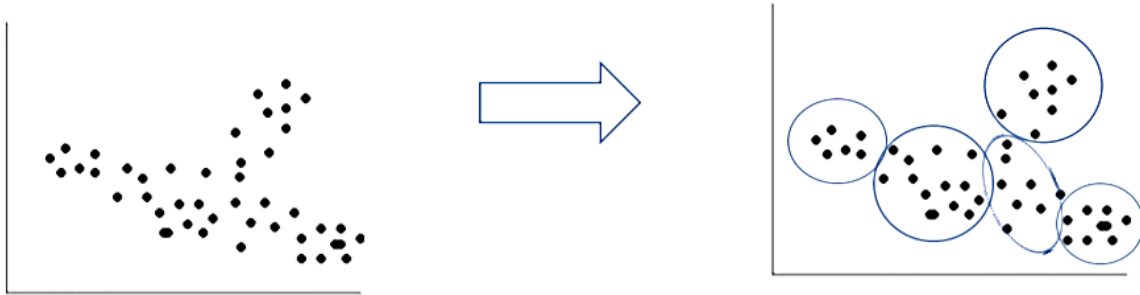
### **2.8.2.1 SEGMENTACIÓN O CLUSTERING.**

Las técnicas de segmentación o clustering (Figura 2.19) consisten en un proceso de agrupación de datos de características similares que, a diferencia de los procesos de clasificación, en estos no existe ningún atributo de clase predefinido.

Aplicando la técnica de clustering, se puede construir divisiones significativas de un conjunto de datos, facilitando su implementación e interpretación, ya que descompone un sistema a gran escala en varios de pequeña escala.

El objetivo del clustering es agrupar componentes de una base de datos que comparten ciertas características, en segmentos de registros similares a los que se consideran homogéneos; mientras que los componentes diferentes se localicen en clústers diferentes.

La proximidad se mide por medio de la distancia que tiene cada registro con respecto al centro de dicho segmento o cluster [42].



**Figura 2.19** Técnicas de segmentación o clustering [42].

Una de las incógnitas al momento de aplicar esta técnica es la elección del número de clústers en los que se segmentarán los datos; ya que no existe un criterio objetivo para la selección del número adecuado, considerando que una mala elección ocasionaría la agrupación errónea de datos similares en clústers diferentes.

Cuando el volumen de datos es reducido, es fácil determinar a simple vista la cantidad de clústers a seleccionar, pero cuando la cantidad de datos es grande el criterio de selección se complica. Para solucionar este inconveniente existen métodos que ayudan a seleccionar el número de clústers adecuado, los cuales se mencionan a continuación:

- **Método de Elbow o el método del codo.**

En este método se calcula la distorsión promedio de los clústers, que es la distancia promedio del centroide a todos los datos que conforman el clúster. Así, cuando se va de una situación en la que el número de clústers es inferior al correcto a una situación en la que el número es el adecuado, el valor de la dispersión disminuye bruscamente, mientras que, si aumenta el número de clústers al adecuado, el valor de la dispersión se reducirá más lentamente, formando un codo en la gráfica. En la Figura 2.20 se muestra una gráfica del resultado de este método en el que el número óptimo de clústers es 5 [48].



**Figura 2.20** Método de Elbow para determinar el número de clústers [48].

- **Método Silhouette o el método de la silueta.**

Éste se define como la diferencia entre la distancia media a los elementos del clúster más cercano y a distancia intra-clúster media de los elementos de un clúster dividido por el máximo de los dos. En el momento que se alcance el número de clústeres óptimos para un conjunto de datos. En la Figura 2.21 se muestra una gráfica del resultado de este método en el que el número óptimo de clústers es 5 [48].



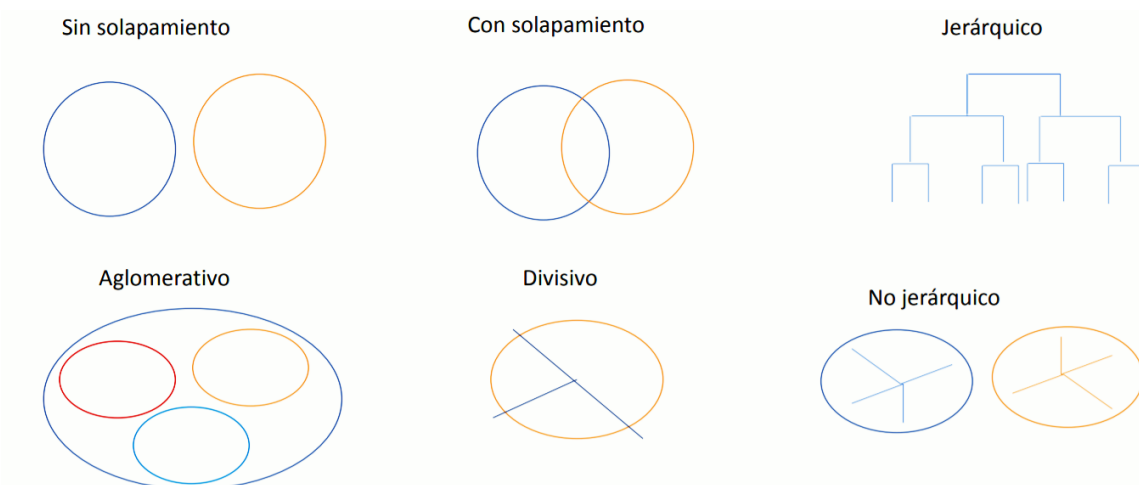
**Figura 2.21** Método Silhouette para determinar el número de clústers [48].

Para el problema planteado en el presente trabajo, esta técnica será aplicable para identificar con mayor exactitud los perfiles y características de consumo de energía eléctrica de los usuarios registrados como clientes de Centrosur, pudiendo descubrirse grupos de afinidades en sectores de la población en donde, desde el punto de vista técnico y económico, sería conveniente realizar la instalación de la infraestructura de medición avanzada.

Un aspecto importante de esta técnica es que los algoritmos forman los clústers sin ninguna indicación por parte del usuario, desechando de esta forma cualquier intuición o criterio que tenga el usuario para la clasificación de la información presente en la base de datos, potenciando así el verdadero descubrimiento del conocimiento; por esa razón este algoritmo es conocido como un método de aprendizaje no supervisado.

A continuación, se describen cuáles son los objetivos del clustering [42]:

- Dividir un conjunto con  $n$  vectores  $x_j$  en  $c$  grupos  $G_i$  y encontrar el centroide de cada grupo.
- Ordenar los vectores en los grupos de acuerdo a la similitud de características.
- Minimizar la función de disimilitud.



**Figura 2.22** Topologías de agrupación mediante clustering [42].



En la Figura 2.22 se presentan las diferentes topologías de agrupación que se tienen mediante la técnica del clustering.

Entre los métodos empleados para realizar la estimación del modelo del cluster se encuentran:

**a. Método Jerárquico:** En este método se propone comenzar seleccionando tantos clústers como individuos se compone la base de datos, y para agruparse se consideran varios criterios como distancias entre el dato más cercano o lejano con respecto al cluster.

**b. Método No Jerárquico:** En este método se establecen a priori el número de clústers, así como el centroide inicial<sup>37</sup> y se van incorporando individuos hasta cumplir un criterio de parada.

**c. Método de selección:** Este método es una combinación de los anteriores, ya que se emplea el método jerárquico para establecer el número de clústers y centroides iniciales, para luego aplicar el método no jerárquico.

- **Etapas en un análisis de Cluster:** Para poder realizar una correcta agrupación de datos en clústers homogéneos es necesario seguir el siguiente procedimiento:

**a.** Formulación de un problema, en donde se identifican y seleccionan las variables que son relevantes para los clústers.

**b.** Selección de una medida de similitud, en el cual se determina la semejanza o la diferencia mediante la distancia entre los datos de un cluster.

**c.** Selección de un procedimiento.

---

<sup>37</sup> Se define como el punto inicial equidistante de los datos pertenecientes a un determinado cluster



- d. Selección del número de conglomerados, en esta etapa se decide la cantidad de conglomerados que se mantendrán para el análisis una vez que se haya realizado la clasificación.
- e. Interpretación y elaboración del perfil de conglomerados, en esta etapa se determinan las características de los conglomerados seleccionados en la etapa anterior.

- **Algoritmos de Conglomeración:** La selección del algoritmo de clasificación que se empleará en el análisis, dependerá del objetivo del estudio de los datos a analizar, características de los datos, tamaño de la muestra, método a emplear (jerárquico o no jerárquico), y las limitaciones informáticas. Según el algoritmo de clasificación seleccionado, dependerá el número y tipo de conglomerados.

Los algoritmos empleados en la segmentación tienen una estructura similar; diferenciándose únicamente en la forma de calcular la distancia entre los grupos.

Para poder hablar de similitud, es necesario definir y calcular la distancia entre los datos, ya que este algoritmo se basa en el cálculo de centros de gravedad o la media de los datos registrados con respecto al centro de un clúster, por lo que el eje de los algoritmos basados en el cálculo de la distancia entre datos, radica en la forma en la cual las distancias fueron calculadas.

Existen varias formas para definir la distancia entre datos dentro de un clúster, entre las cuales se tienen:

- **Distancia Euclidiana:** Esta distancia se calcula extrayendo la raíz cuadrada de la suma de las diferencias al cuadrado entre los valores de dos casos para cada variable, lo cual se representa en la Figura 2.23:

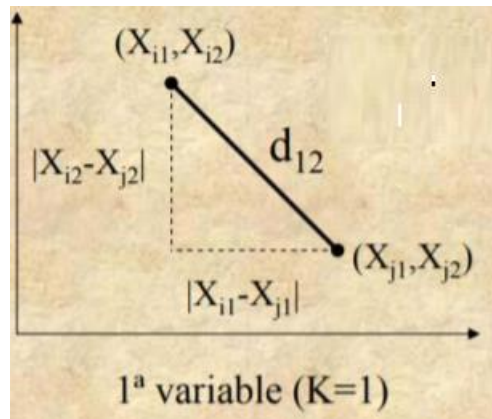
$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{K=1}^p (X_{iK} - X_{jK})^2} \quad \text{ecuación 2.2}$$

En donde:

$d_{ij}$  es la distancia entre los casos  $i$  y  $j$ .

$X_{iK}$  es el valor de la variable  $X_K$  para el caso  $i$ .

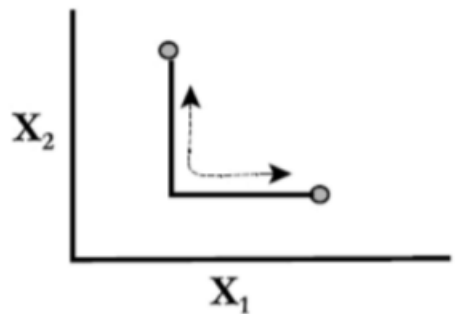
$X_{jK}$  es el valor de la variable  $X_K$  para el caso  $j$ .



**Figura 2.23** Representación de distancia Euclidiana [42].

- **Distancia Manhattan:** Esta distancia se calcula mediante la suma de los valores absolutos de la diferencia entre dos casos, representada en la Figura 2.24.

$$d_{ij} = \sum_{K=1}^p |X_{iK} - X_{jK}| \quad \text{ecuación 2.3}$$



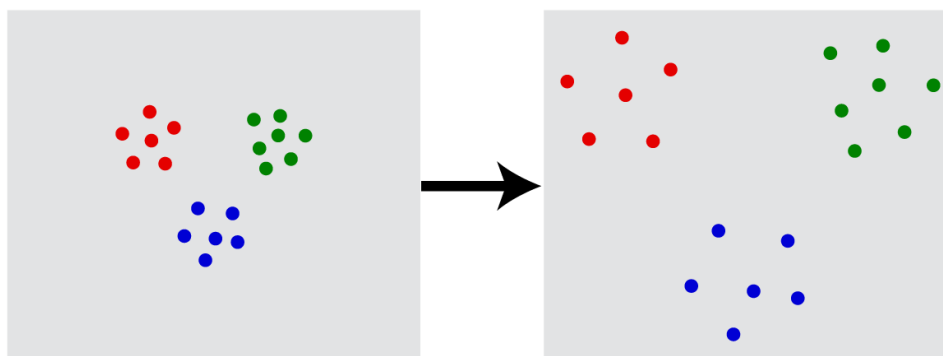
**Figura 2.24** Representación de distancia Manhattan [42].

- **Distancia Minkowski:** El cálculo de esta distancia se formula como una forma generalizada del cálculo de la distancia euclídeana mediante el parámetro  $r$  como se muestra a continuación:

$$dist = (\sum_{k=1}^n |p_k - q_k|^r)^{\frac{1}{r}} \quad \text{ecuación 2.4}$$

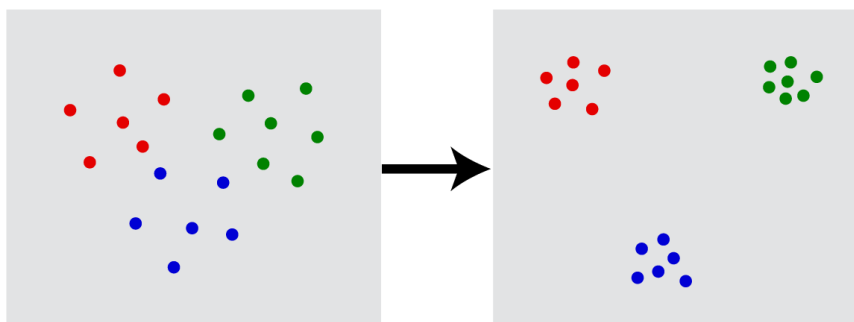
Jon Kleinberg propone tres axiomas que destacan las características de que debe presentar un problema de segmentación [44]:

- a. **Invariancia por escala:** Lo que indica este axioma es que los resultados obtenidos en un algoritmo de clustering no deber varias si se aplica una escala al conjunto de puntos.



*Figura 2.25* Característica de invariancia por escala en clustering [44].

- b. **Consistencia:** Esto hace referencia a que un algoritmo de clustering no debe dar resultados diferentes si las distancias dentro del cluster disminuyen, o las distancias entre clústers aumenta.



*Figura 2.26* Característica de consistencia en clustering [44].



- c. **Riqueza:** El algoritmo de clustering debe ser lo suficientemente flexible para permitir la segmentación o división del conjunto de datos de entrada de una manera arbitraria

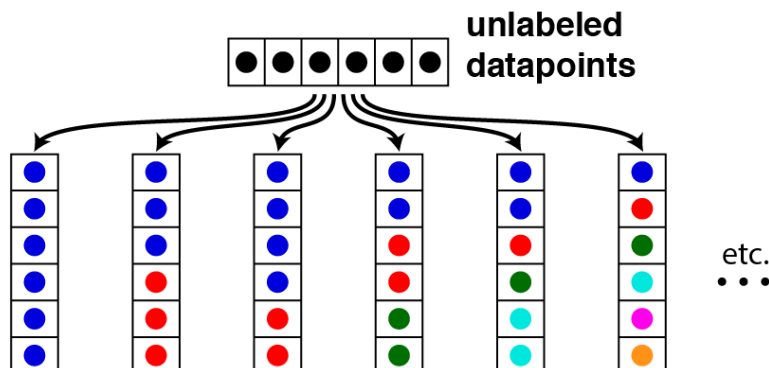


Figura 2.27 Característica de riqueza en clustering [44].

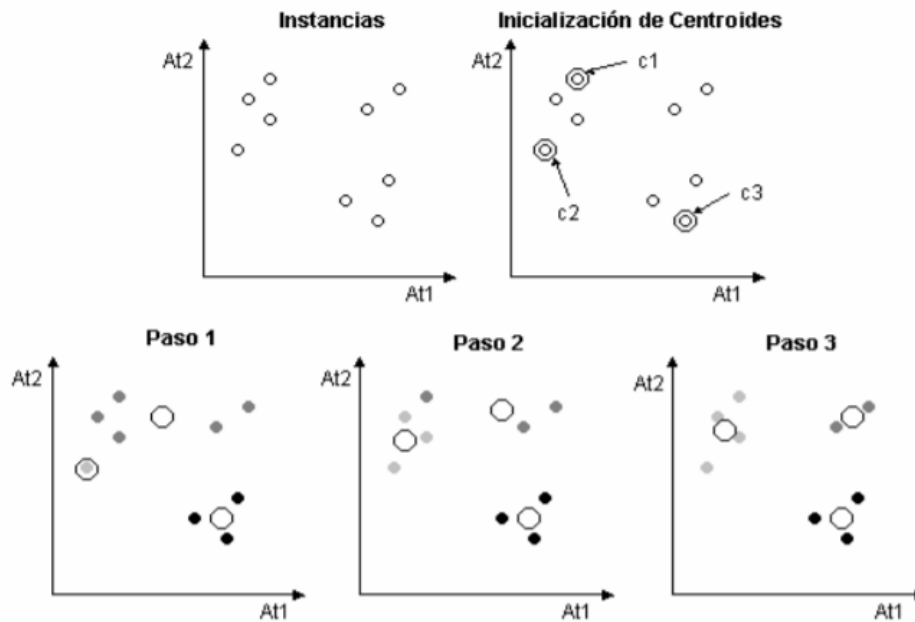
### 2.8.2.2 ALGORIMOS DE CLUSTERING.

Entre los algoritmos más utilizados para clustering están los citados a continuación:

- **Clustering Numérico (k-means).**

Es el algoritmo más usado para realizar un cluster debido a su facilidad de uso. En primer lugar, se necesita especificar la cantidad de clústers que se van a crear, siendo este el parámetro conocido como “k”, por lo tanto, se seleccionan k elementos de forma aleatoria. Es así que cada dato es asignado al centro del cluster seleccionado más cercano, dependiendo el valor de la distancia euclidea calculada. Con los clústers ya construidos se calcula nuevamente los centroides de las instancias que componen los clústers (instancias). Este proceso se repite hasta que los centroides de los clústers se estabilicen y no cambien al repetir las iteraciones del algoritmo [45].

Los centroides se obtienen mediante el cálculo de la media o la moda, en la Figura 2.28 se muestra la forma en la cual funciona el algoritmo de k-means.



**Figura 2.28** Ejemplo de algoritmo *k-means* [45].

Existen otros tipos de algoritmos de clustering numéricos como son el algoritmo Mean Shift el cual se basa en una ventana deslizante circular centrada en el punto  $C$ , seleccionado aleatoriamente, y con el radio  $r$  como núcleo, que intenta encontrar áreas densas de puntos de datos. Es un algoritmo basado en el centroide, lo que significa que el objetivo es localizar los puntos centrales de cada clúster, lo que funciona actualizando a los candidatos para que los puntos centrales sean la media de los puntos dentro de la ventana deslizante, hasta que no hay dirección en la que un desplazamiento pueda acomodar más puntos dentro del núcleo [50].

Otro algoritmo muy empleado es el denominado DBSCAN (*Density-based spatial clustering of applications with noise*) es un algoritmo de agrupamiento basado en la densidad similar a Mean Shift. Este algoritmo comienza con un punto de datos de inicio arbitrario. El vecindario de este punto se extrae usando una distancia  $\epsilon$ <sup>38</sup>, todos los puntos que están dentro de la distancia de  $\epsilon$  son puntos de vecindario, de lo contrario, el punto será etiquetado como ruido [50].

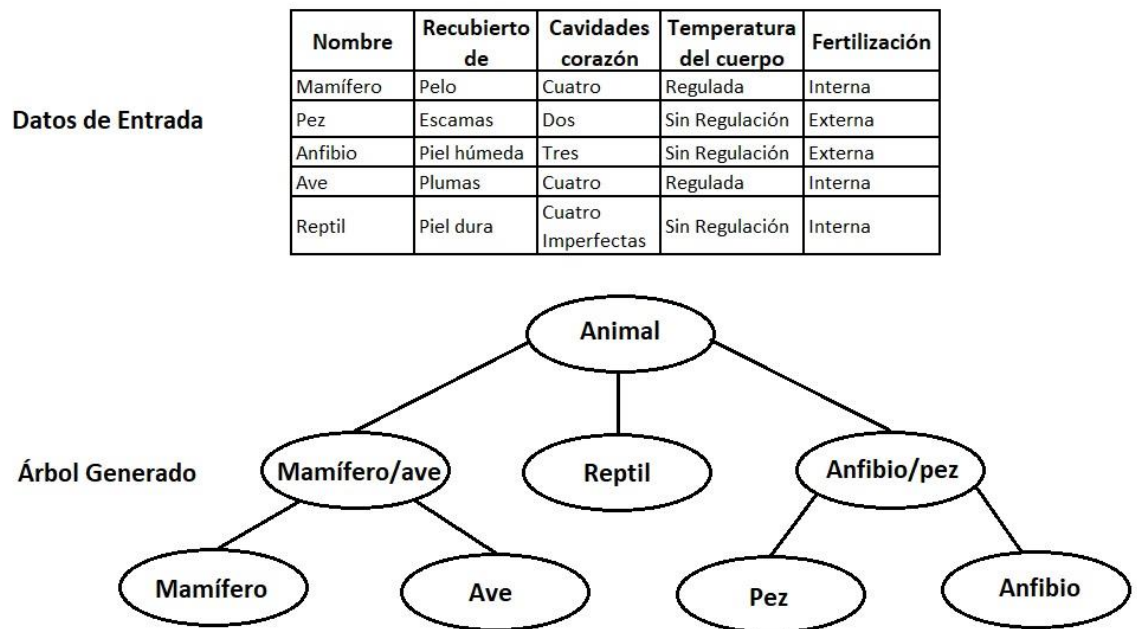
<sup>38</sup> Distancia que especifica lo cerca que deben estar los puntos entre sí para ser considerados parte de un clúster. si la distancia entre dos puntos es menor o igual a este valor de  $\epsilon$ , estos puntos se consideran vecinos.

- **Clustering de Agrupación Jerárquica (COBWEB):**

Este algoritmo se aplica cuando los atributos de un conjunto de datos no son numéricos, y no es factible aplicar el algoritmo de k-means, ya que la distancia entre datos no es clara; por tal razón mediante este algoritmo se obtienen clústers cualitativos.

Para su aplicación es conveniente realizar una partición si cada cluster tiene una buena interpretación conceptual de los elementos que se están analizando, para poder realizar una predicción de las características en las categorías que heredarán sus subcategorías.

El algoritmo COBWEB representa los clústers como una probabilidad sobre el espacio de los valores de los atributos, generando un árbol de clasificación jerárquica [45]. El objetivo de este algoritmo es encontrar un conjunto de clases o clústers que maximice la utilidad de la categoría. En la Figura 2.29 se representa un ejemplo de este algoritmo.



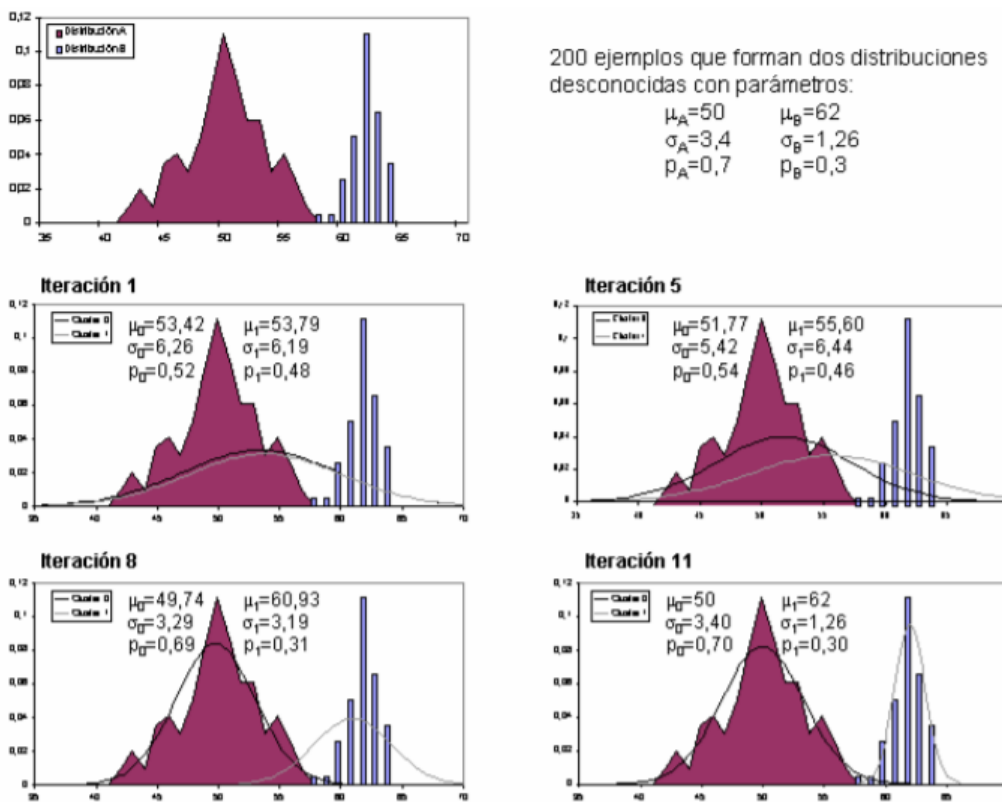
**Figura 2.29** Ejemplo de algoritmo COBWEB [45].

- **Clustering Probabilístico (Modelos de Mezcla Gaussiana):**

Mediante el uso de la aproximación estadística empleada en este algoritmo se puede determinar los grupos de clústers más probables para los datos presentes en el análisis; por lo que se eliminan ciertos defectos que se presentan en los algoritmos numéricos y conceptuales, ya que los resultados de estos dependen del orden y del sobreajuste en la tendencia que presentan los datos de análisis.

Este algoritmo se basa en el modelo estadístico denominado mezcla de distribuciones, en donde cada distribución representa la probabilidad que un dato tenga ciertas características que lo hagan pertenecer a un determinado clúster.

Si las características o atributos definidos son numéricos con distribuciones gaussianas, en donde cada distribución tiene dos parámetros que las identifica y son la media y la varianza. En la Figura 2.30 se representa un ejemplo del algoritmo.



**Figura 2.30** Ejemplo de algoritmo probabilidad [45].



Durante su aplicación, en primera instancia el algoritmo estima los parámetros de las distribuciones, para luego calcular probabilidades de que un dato u objeto pertenezca a un clúster, con esta información se vuelven a estimar los parámetros de las probabilidades hasta converger [34].

### 2.8.2.3 REGLAS DE ASOCIACIÓN.

Esta técnica es empleada para establecer posibles relaciones o correlaciones entre datos, mediante acciones o situaciones que aparentemente son independientes; y son comúnmente empleadas para comprender los hábitos de compras de clientes, lo cual es de vital importancia para conceptos relacionados a la oferta o la demanda. Por tanto, para su utilización es importante conocer toda la información de cada uno de los sucesos que un cliente realizó en un determinado tiempo [45].

Uno de los algoritmos más empleados es el algoritmo a priori, el cual se muestra a continuación.

#### - **Algoritmo a priori:**

Para establecer las reglas de asociación es necesario considerar las posibles combinaciones de los atributos en parejas, para lo cual las reglas son evaluadas mediante la medida de “soporte” que indica a cuantos casos del conjunto de datos cubre a regla; y la medida de “confianza” que indica cuantos casos que fueron predichos por la regla fueron correctos. Las reglas que son consideradas con aquellas que tiene un valor de soporte muy alto.

En la Figura 2.32, se muestra un ejemplo de la aplicación del algoritmo a priori que busca asociar productos que son adquiridos habitualmente por clientes [34].

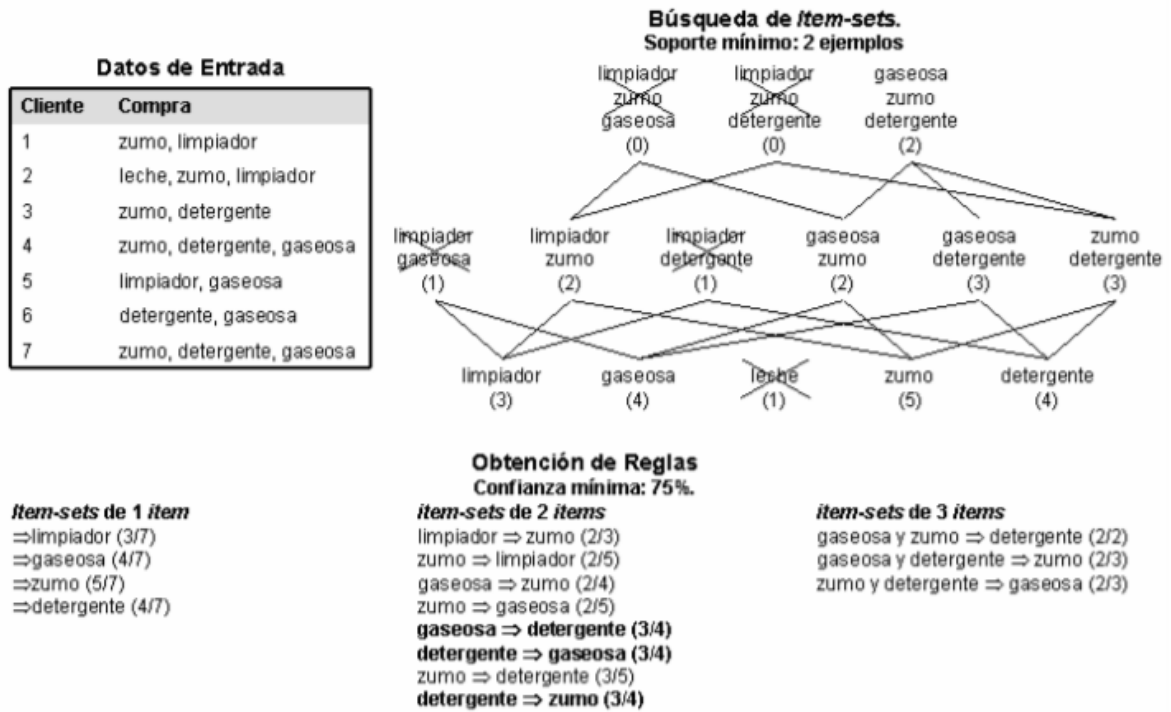


Figura 2.31 Ejemplo de algoritmo a priori [45].

## CAPÍTULO III.

# IMPLEMENTACIÓN DEL ALGORITMO DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL K-MEANS.

### 3.1 SELECCIÓN DEL ALGORITMO K-MEANS.

El objetivo del presente trabajo es elegir la ubicación adecuada, en función de la agrupación de los clientes, en donde resulte conveniente desde el punto de vista técnico y económico realizar la instalación del sistema de medición inteligente en el área de concesión de la Centrosur, considerando aspectos como el consumo de energía, la deuda acumulada por falta de pago, pérdidas de energía y facturación mensual.

El análisis se realizará a los clientes por subsistemas (Azuay y Cañar, La Troncal y Morona Santiago) según el registro de pérdidas de energía calculadas en Centrosur con corte al mes de enero de 2021; y considerando al catastro de clientes emplazados en su área de concesión con corte al 31 de marzo de 2021.

En la Tabla 3.1, se presenta una comparación entre los diferentes algoritmos de clusterización que podrían ser empleados en el presente trabajo.

**TABLA 3.1** Comparación entre algoritmos de Clusterización [50].

Nombre del método	Parámetros	Caso de uso	Geometría (métrica utilizada)	Ventajas	Desventajas
<b>K-Means</b>	Número de Clusters	Uso general, tamaño uniforme de grupo, geometría plana, no demasiados grupos, inductivo	Distancias entre puntos	Es bastante rápido, ya que todo lo que estamos haciendo es calcular las distancias entre puntos y centros de grupo	Se debe seleccionar el número de clústeres.  Puede producir diferentes resultados de clústeres en



					diferentes ejecuciones del algoritmo
<b>Mean Shift</b>	Valor del radio de la ventana de desplazamiento	Muchos grupos, tamaño de grupo desigual, geometría no plana, inductiva	Distancias entre puntos	<p>No es necesario seleccionar el número de clústeres.</p> <p>Los clustering convergen hacia los puntos de máxima densidad, encajando de esta forma en un sentido natural basado en los datos.</p>	La selección del tamaño/radio "r" de la ventana puede ser no trivial.
<b>Agrupación jerárquica</b>	Número de datos dentro de cluster, umbral de distancia	Muchos clústeres, posiblemente limitaciones de conectividad, transductivos	Distancias entre puntos	<p>No requiere que especifiquemos el número de clústeres e incluso podemos seleccionar qué número de clústeres se ve mejor ya que estamos construyendo un árbol.</p> <p>No es sensible a la elección de la métrica de distancia</p>	Tienen una menor eficiencia, a diferencia de la complejidad lineal de K Means y el modelo de Mezcla Gaussiana.
<b>DBSCAN</b>	<p>Número mínimo de datos dentro de épsilon.</p> <p>Tamaño del vecindario</p>	Geometría no plana, tamaños de racimo desiguales, transductiva	Distancias entre puntos más cercanos (distancia épsilon)	<p>No requiere un número determinado de clúster.</p> <p>Identifica los valores atípicos como ruidos.</p> <p>Encuentra clústeres de tamaño y forma arbitraria</p>	<p>No funciona como otros algoritmos cuando los clústeres son de densidad variable.</p> <p>También ocurre con los datos de muy alta dimensión, ya que de nuevo el umbral de distancia épsilon se vuelve difícil de estimar</p>





<b>Mezclas Gaussianas</b>	Varios	Geometría plana, buena para estimación de densidad, inductiva	Distancia de Mahalanobis a los centros	Son mucho más flexibles en términos de covarianza de clústeres que los K Means.  Pueden tener conglomerados múltiples por punto de datos	
---------------------------	--------	---	--	--	--

Debido a la manera en la cual los datos de análisis se presentan en el catastro de Centrosur, ciertos tipos algoritmos mencionados anteriormente no pueden ser empleados para el análisis, ya que se dificulta estimar la distancia  $\epsilon$  al tener estos datos una densidad muy variable; así mismo debido al universo existente en la estratificación de los clientes de Centrosur en función del uso de energía en toda el área de concesión, los datos tienen limitaciones de conectividad, por lo que no sería conveniente emplear un algoritmo jerárquico.

Con estas consideraciones, se vio conveniente emplear el algoritmo K-means, al ser un algoritmo es de uso general para la resolución de este tipo de problemas; empleando el Método de Elbow para determinar el número de clústers en los cuales se agruparán los clientes.

Para la implementación del algoritmo se utilizará el lenguaje de programación en Python<sup>39</sup>, y para que su ejecución sea más amigable se utilizará la herramienta Jupyter Notebook<sup>40</sup>

### 3.2 FUNCIONAMIENTO DEL ALGORITMO K-MEANS.

Como se mencionó anteriormente, k-means es un algoritmo de clasificación no supervisada (clusterización) que agrupa objetos en k clústers basándose en sus

<sup>39</sup> Lenguaje de programación multiparadigma que soporta parcialmente la orientación a objetos, programación imperativa y, en menor medida, programación funcional.

<sup>40</sup> Es una aplicación web que sirve a modo de puente constante entre el código y los textos explicativos.



características. El agrupamiento se realiza minimizando la suma de distancias entre cada objeto y el centroide de su grupo o clúster. Se suele usar la distancia cuadrática [49]. El algoritmo consta de tres pasos:

- 1. Inicialización:** Una vez escogido el número de clústers,  $k$ , se establecen  $k$  centroides en el espacio de los datos. En el presente trabajo se elegirá el número de clústers mediante el método de Elbow.
- 2. Asignación objetos a los centroides:** Cada objeto de los datos es asignado a su centroide más cercano.
- 3. Actualización centroides:** De acuerdo al cálculo de cada objeto con respecto al centroide, se actualiza la posición del centroide de cada clúster, tomando como nuevo centroide la posición del promedio de los objetos pertenecientes a dicho clúster [49].

Se repiten los pasos 2 y 3 hasta que la diferencia entre los nuevos centroides y los anteriores es igual a cero, es decir hasta que los centroides no se mueven, o se mueven por debajo de un rango de error permisible.

El algoritmo k-means resuelve un problema de optimización, siendo la función a optimizar (minimizar) la suma de las distancias cuadráticas de cada objeto al centroide de su clúster.

Los objetos se representan con vectores reales de  $d$  dimensiones  $(x_1, x_2, \dots, x_n)$  y el algoritmo k-means construye  $k$  grupos donde se minimiza la suma de distancias de los objetos, dentro de cada grupo  $S = \{S_1, S_2, \dots, S_k\}$ , a su centroide. El problema se puede formular de la siguiente forma [49]:

$$\min_S E(\mu_i) = \min_S \sum_{i=1}^k \sum_{x_j \in S_i} \|x_j - \mu_i\|^2 \quad \text{ecuación 3.1}$$

donde  $S$  es el conjunto de datos cuyos elementos son los objetos  $x_j$  representados por vectores, donde cada uno de sus elementos representa una característica o atributo. Se tendrá  $k$  clústers con su correspondiente centroide  $\mu_i$  [49].

En cada actualización de los centroides, desde el punto de vista matemático, se



impone la condición necesaria de extremo a la función  $E(\mu_i)$  que, para la función cuadrática de la Ecuación 3.1 es [49]:

$$\frac{\partial E}{\partial \mu_i} = 0 \rightarrow \mu_i^{(t+1)} = \frac{1}{|S_i^{(t)}|} \sum_{x_j \in S_i^{(t)}} x_j \quad \text{ecuación 3.2}$$

y se toma el promedio de los elementos de cada grupo como nuevo centroide.

### 3.3 IMPLEMENTACIÓN DEL PROGRAMA EN PYTHON PARA SEGMENTACIÓN DE CLIENTES MEDIANTE EL ALGORITMO K-MEANS.

El análisis será efectuado por subsistemas en la Centrosur, y para iniciar se eliminó el ruido en los datos presentes en el catastro de los clientes de Centrosur reportado con corte al 31 de marzo de 2021, determinando en éste las variables que puedan tener una correlación, para luego cambiar de formato los datos para que puedan ser cargados al programa.

La cantidad de datos depurados presentes en las bases de datos se preparados para realizar el análisis son los que se indican a continuación:

**TABLA 3.2** *Clientes registrados por subsistemas para el análisis de segmentación (Fuente: Centrosur).*

SUBSISTEMA	CANTIDAD DE CLIENTES
Azuay - Cañar	238.057
La Troncal	20.512
Morona Santiago	37.615
TOTAL	296.184

En los anexos 1, 2 y 3, se muestran un extracto de los datos de los clientes que corresponden a los subsistemas en la Centrosur, los cuales se cargarán en el programa para realizar la segmentación.



Las variables que serán objeto de análisis en la base de datos para segmentar a los clientes se presentan a continuación:

- Cliente.
- Medidor.
- Tipo de consumo
- Nivel de tensión
- Provincia
- Cantón
- Parroquia
- Descripción de tarifa
- Tipo de medidor
- Grupo de Consumo
- Ruralidad
- MRU
- Carga Contratada
- Meses Pendientes
- Valor de la última Factura
- Planillas pendientes,
- Deuda actual
- Promedio de facturación 6 mese (USD)
- Último valor a pagar
- Promedio del consumo de 12 meses (kWh)

De estas variables las que se correlacionan para poder realizar una adecuada segmentación son los valores contenidos en las celdas etiquetadas como “Deuda actual”, “Promedio de facturación 6 meses (USD)” y “Promedio del consumo de 12 meses (kWh)”, y son los datos con los que se determinarán a qué tipo de clientes es conveniente instalar el sistema AMI.

Debido a la variabilidad del consumo registrado por los clientes en las bases de datos, para poder segmentarlos de mejor manera según su consumo, dentro del



proceso de organización de los datos en el algoritmo se procedió a categorizarlos en rangos según el estrato establecido por Centrosur en el método REA<sup>41</sup>, el cual se muestra en la Tabla 3.3.

**TABLA 3.3** Estratos de consumo método Centrosur (Fuente: Centrosur).

ESTRATO	RANGO DE CONSUMO
E	$1 < \text{kWh} \leq 60$
D	$61 < \text{kWh} \leq 110$
C	$111 < \text{kWh} \leq 180$
B	$181 < \text{kWh} \leq 310$
A	$311 < \text{kWh} \leq 500$
A1	$501 < \text{kWh} < 1000$

De igual forma se realizaron ciertas estratificaciones a los clientes en función de su deuda y facturación para observar en que rangos se encuentran localizados la mayor cantidad de clientes. En la segmentación realizada en cada subsistema se indicará el criterio de rangos seleccionado.

A continuación, se explicará la secuencia de la programación efectuada para la segmentación de los clientes de Centrosur.

- 
1. INICIO
  2. Importar la base de datos depurada del catastro de clientes.  
`df = pd.read_csv('catastro-procesado-morona.csv', encoding = "ISO-8859-1")`
  3. Graficar la frecuencia de los clientes en función de los meses pendientes de deuda, extrayendo los datos de la columna "Meses Pendientes".  
`sns.violinplot(y=df['Meses Pendientes'])`

---

<sup>41</sup> REA: (Rural Electrification Administration) método desarrollado en base a mediciones en el sector rural de USA para estimar demandas unitarias promedio considerando cocinas de inducción.



4. Realizar la categorización de los clientes por consumo en kWh según el método REA, a los valores que se encuentran dentro de la columna "Promedio 12 Meses (kWh)".
5. Realizar la categorización de los clientes por categorización por facturación en(USD)a los valores que se encuentran dentro de la columna "Promedio Facturación 6 Meses (USD)".
6. Realizar la categorización de los clientes por categorización por deuda en (USD)a los valores que se encuentran dentro de la columna "Deuda Actual (USD)".
7. Eliminar los outliers, realizando condicionantes a los datos presentes en las columnas "Promedio 12 Meses (kWh)", "Deuda Actual (USD)", y "Promedio Facturación 6 Meses (USD)"

```
df1=df[(df['Promedio 12 Meses (kWh)'] >= 60) &
(df['Promedio 12 Meses (kWh)'] <= 300) &\
(df['Deuda Actual (USD)'] >= 10) & (df['Deuda Actual
(USD)'] <= 100) &\
(df['Promedio Facturación 6 Meses (USD)'] >= 10) &
(df['Promedio Facturación 6 Meses (USD)'] <= 100)]
```

8. Eliminar los datos con valores en cero.
9. Eliminar los datos en columnas que no se utilizarán en el análisis: "Meses Pendientes", "Valor Ultima Factura (USD)", "Planillas Pendientes", "Ultimo Valor a Pagar (USD)".
10. Importar el algoritmo KMeans desde la librería "sklearn.cluster".
11. Emplear el método Elbow para encontrar el número óptimo de clústers.
12.  $WCSS$  = suma de los cuadrados de las distancias
13.  $k$  = Número máximo de centroides.
14.  $n\_clusters$  = Número de clústers.
15.  $kmeans$  = dato seleccionado como centroide.
16. Generar los clústers para valores para k de 1 a 10 (en el rango de 1 a 11) seleccionando k centroides al azar, y se



obtiene para cada uno de ellos, la suma de las distancias con el tributo `inertia_` del dato centroide `kmeans`.

17. Para  $1 < k < 11$ 

```
kmeans = KMeans(n_clusters=k, init="k-means++")
kmeans.fit(df1.iloc[:,14:])
wcss.append(kmeans.inertia_)
```
18. Mostrar la gráfica para determinar el número de clústers a emplear en el algoritmo.
19. Generar el modelo con el algoritmo `KMeans` ingresando el valor seleccionado para el número de clústers, en la variable `n_clusters`.

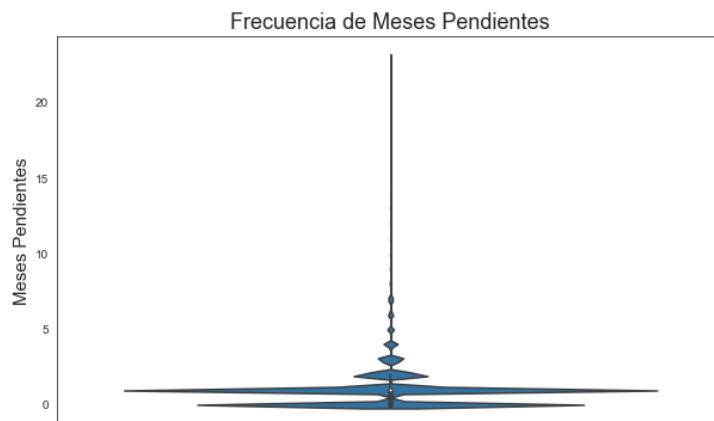
```
km = KMeans(n_clusters=4)
clusters = km.fit_predict(df1.iloc[:,14:])
df1["label"] = clusters
```
20. Guardar en la variable `clústers` los valores de segmentación que corresponden a cada cliente de la base de datos.
21. Graficar el resultado de la clusterización.
22. Exportar los datos por medio del archivo 'catastro-clustered.csv' al mismo directorio en el cual se cargaron los datos.
23. FIN

---

En el Anexo 4 se presenta el detalle del script empleado para realizar la segmentación de los clientes.

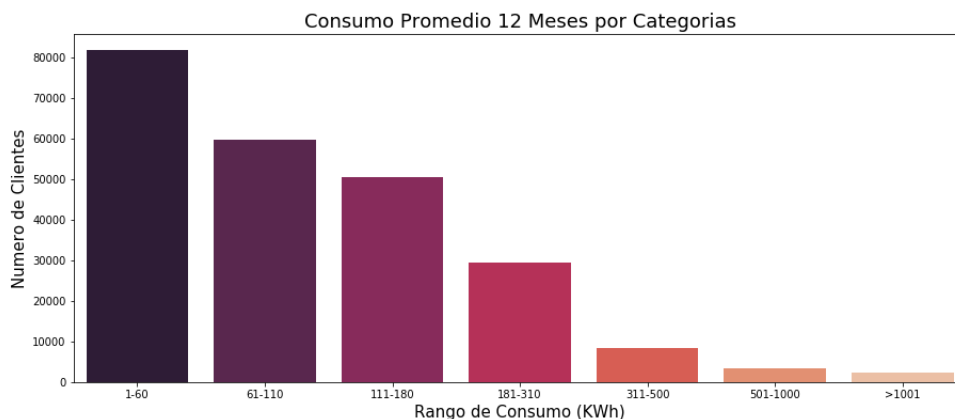
### 3.3.1 SEGMENTACIÓN DE CLIENTES EMPLAZADOS EN AZUAY Y CAÑAR.

Según los datos generados en el algoritmo descrito en el punto anterior, en la Figura 3.1 se puede observar la frecuencia de los clientes en el subsistema de Azuay y Cañar, en función de los meses pendientes de deuda, esto con el objetivo de identificar los posibles outliers que dificultan que el algoritmo realice una segmentación correcta, por tal razón para el análisis se trata de seleccionar una muestra concentrada de clientes cuyos consumos se encuentran dentro de ciertos rangos.



**Figura 3.1** Frecuencia de meses pendientes de deuda de los clientes en Azuay y Cañar (Fuente: elaboración propia).

Realizada la estratificación mediante el método REA, en la Figura 3.2 se muestra que, de la cantidad total de clientes, se observa que alrededor de 81.000 tienen consumos de energía entre 1 kWh y 60 kWh, 59.000 clientes tienen un consumo entre 61 kWh y 110 kWh, 50.000 clientes tienen un consumo entre 111 kWh y 180 kWh, 30.000 cliente tiene un consumo entre 181 kWh y 310 kWh, 10.000 clientes un consumo entre 311 kWh y 500 kWh y menos de 2.000 clientes tienen consumos superiores a los 500 kWh.

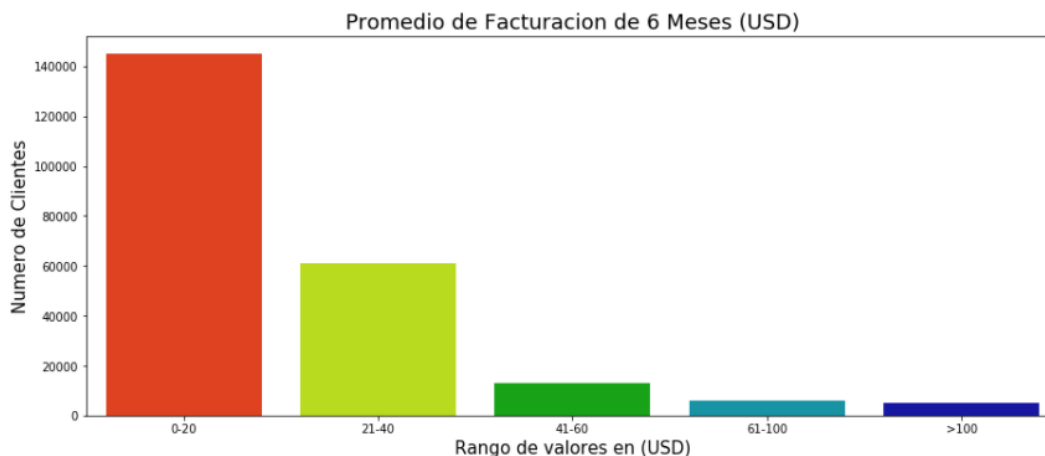


**Figura 3.2** Estratificación de clientes en función de su consumo promedio en Azuay y Cañar (Fuente: elaboración propia).

De la misma forma se categorizó a los clientes cuya facturación esta entre rangos de \$0 a \$20 con una cantidad de 150.000 clientes, \$21 a \$40 con 60.000 clientes,

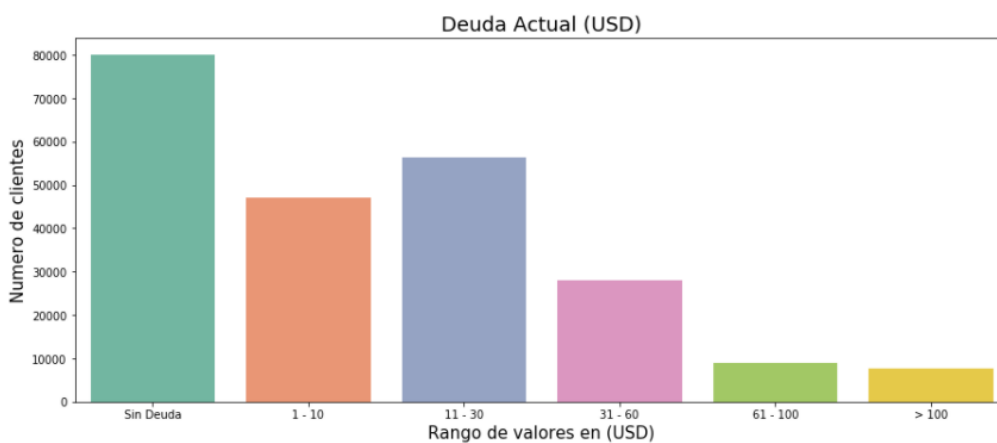


\$41 a \$60 de facturación con 10.000 clientes y mayores a \$60 dólares con una cantidad de 5.000 clientes. En la figura 3.3 se evidencia el resultado de esta categorización.



**Figura 3.3** Estratificación de clientes en Azuay y Cañar en función de su facturación (Fuente: elaboración propia).

Con respecto a la deuda promedio mensual que los clientes mantienen, se categorizaron a 80.000 clientes sin deuda, 47.000 clientes que deben entre \$1 y \$10, 56.000 clientes que deben entre \$11 y \$30, alrededor de 28.000 clientes que deben entre \$31 y \$60, 10.000 clientes que adeudan entre \$61 y \$100; y unos 8.000 clientes con deudas mayores a \$100. En la figura 3.4 se encuentra la distribución de frecuencias relacionada a esta variable.

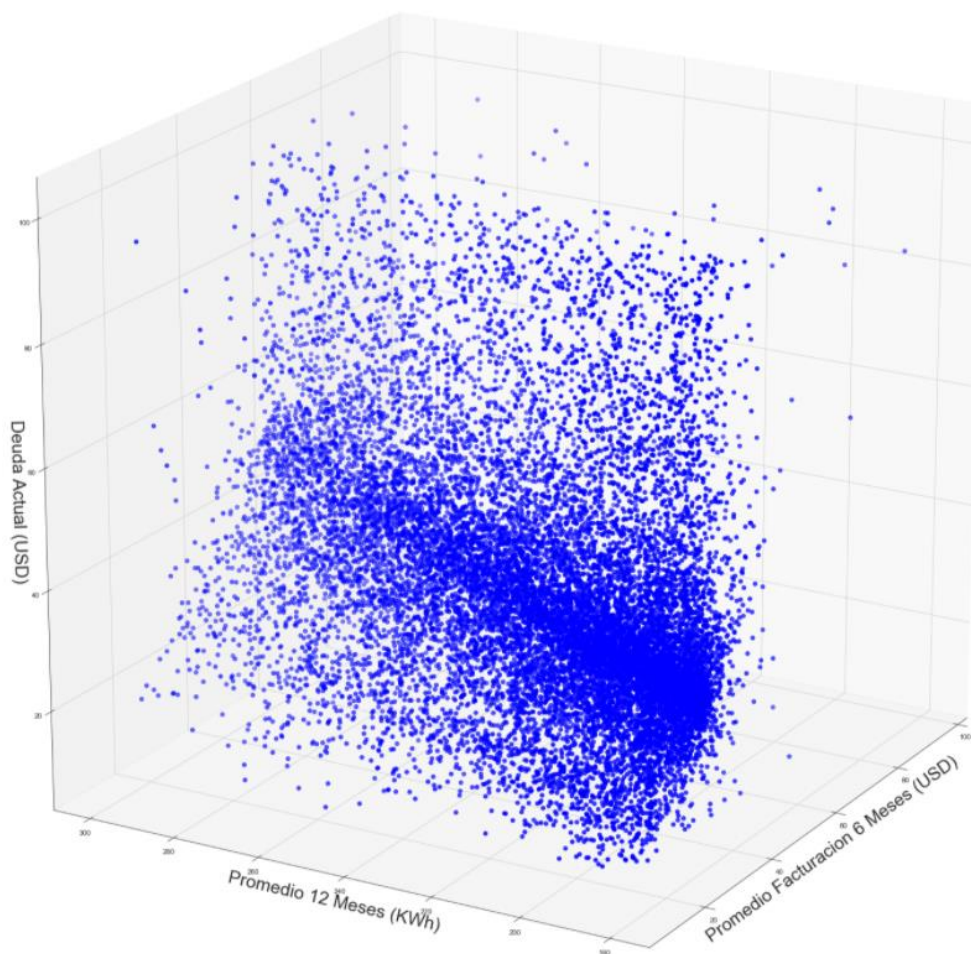


**Figura 3.4** Estratificación de clientes en Azuay y Cañar en función de su deuda (Fuente: elaboración propia).



Con los resultados obtenidos y con el objetivo de mejorar la comprensión, lectura y procesamiento de los datos obtenidos, se vio conveniente realizar condicionamientos a la información contenida en el catastro de clientes, restringiendo así el análisis para clientes cuyos consumos promedios son mayores a 180 kWh y menores a 300 kWh. Ya que en este rango se concentra la mayor cantidad de clientes.

En cuanto al valor adeudado se restringió a los clientes cuya deuda está entre \$10 y \$100, excluyendo de esta forma a los clientes sin deuda. De igual manera se restringió a los clientes cuyo promedio de facturación en los últimos 6 meses es mayor a \$10 y menor a \$100.



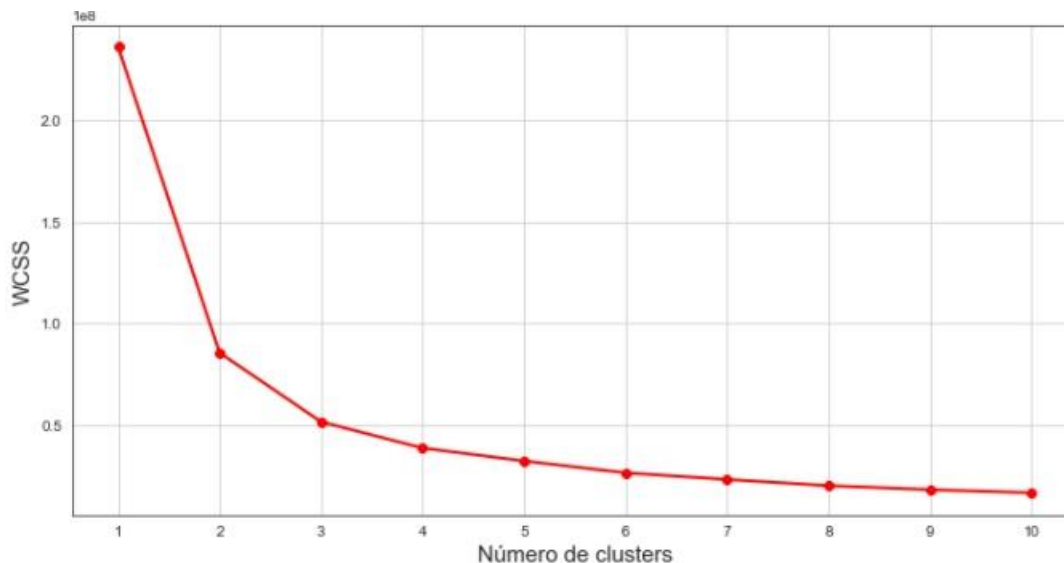
**Figura 3.5** Espacio muestral de clientes de Azuay y Cañar para clusterización (Fuente: elaboración propia).

Mediante el comando `df1=df1.dropna()`, se eliminan las celdas que no contienen datos debido a que se tratan de clientes nuevos y no disponen de valores promedio de facturación ni consumo, esto para que no exista ruido durante el procesamiento de los datos.

Con estas restricciones la cantidad de clientes para el análisis se reduce a 17.090; en la Figura 3.5 se muestra la dispersión de los clientes en el espacio bajo las restricciones antes señaladas.

Con la información de la base de datos adecuada para el análisis, se aplica el método de Elbow mediante el algoritmo k-means para realizar la segmentación de los clientes.

En la Figura 3.6 se representa la curva en la cual se determina que el número de clústers para la implementación del algoritmo k-means es 5.

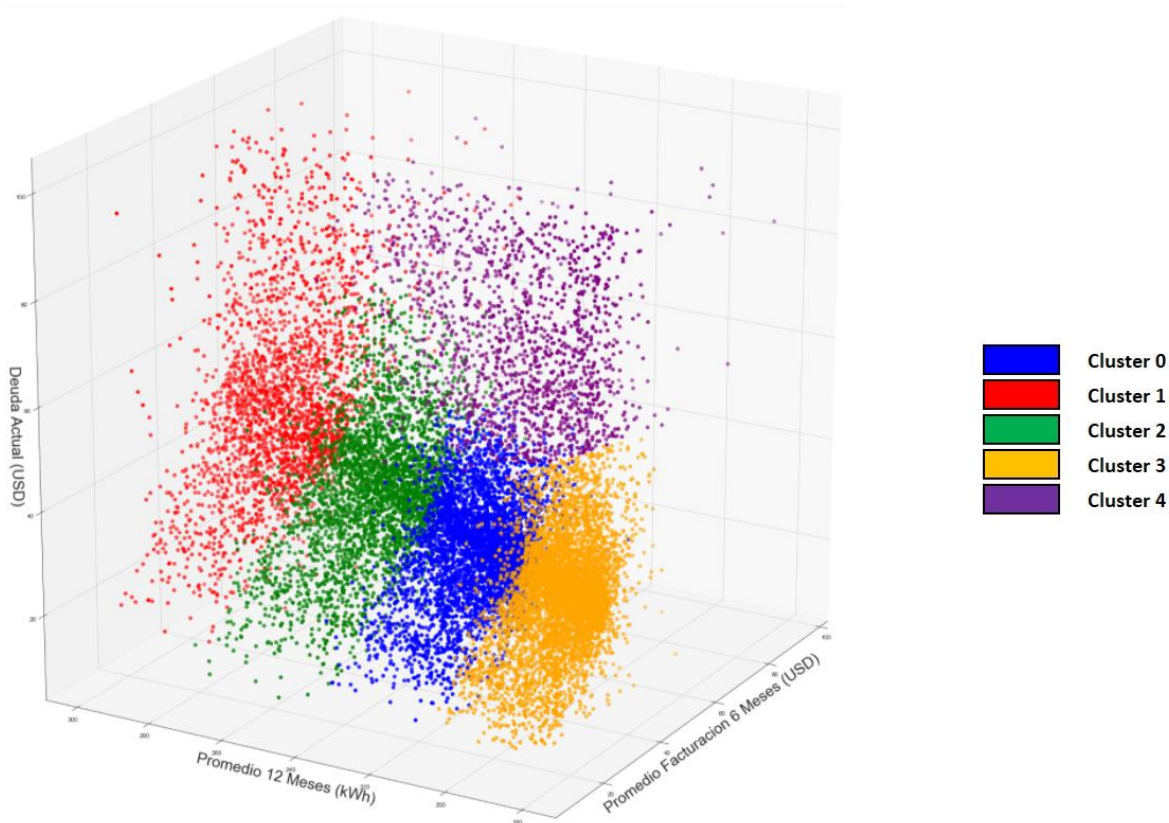


**Figura 3.6** Curva para determinar el número de clústers según el método de Elbow en los datos de Azuay y Cañar (Fuente: elaboración propia).

Con el número de clústers identificado para segmentar la información, se aplica el algoritmo k-means. En la Figura 3.7 se puede observar el resultado de la

segmentación a los clientes de la matriz, en donde los clientes que se encuentran en el clúster 1, 2 y 4 son los que tienen valores de facturación promedio mensual y deuda actual más altos en el área de atención de la matriz.

Los clientes que se encuentran dentro del clúster 0 y clúster 5 corresponden a aquellos que a pesar que facturan valores entre \$60 y \$100, son clientes que no mantienen deudas altas, lo cual indica que son buenos pagadores.



**Figura 3.7** Segmentación de los clientes de Azuay y Cañar aplicando *k-means* (Fuente; elaboración propia).

Una vez realizada la clusterización de los clientes, en la Tabla 3.4, se muestra la cantidad de clientes por parroquia que se encuentran dentro de los clústers 1, 2 y 4, teniendo una cantidad de 7.583 clientes a los cuales se les puede instalar los sistemas de medición inteligente, debido a que mantienen deudas y valores de facturación promedio más altos.



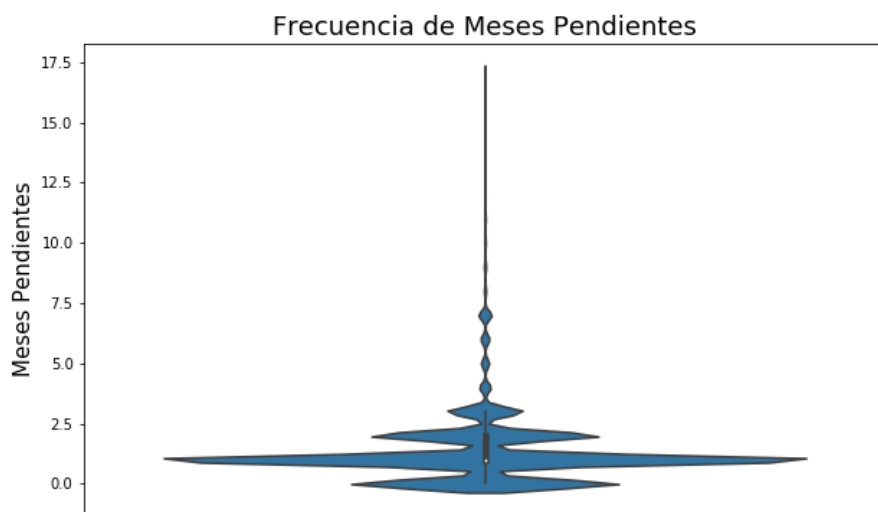
**TABLA 3.4** Cantidad de clientes clasificados por parroquia dentro de clústers 1, 2 y 4  
(Fuente: elaboración propia).

Parroquia	Nº Clientes en clúster 1	Nº Clientes en clúster 2	Nº Clientes en clúster 4	Total Nº Clientes
BAÑOS	44	53	47	144
BELLAVISTA	196	235	124	555
CAÑARIBAMBA	74	119	40	233
CHAUCHA		2	1	3
CHECA (JIDCAY)	1	3	3	7
CHIQUINTAD	9	8	7	24
CUMBE	7	12	9	28
DELEG		1	2	3
EL BATÁN	206	235	82	523
EL SAGRARIO	85	85	41	211
EL VECINO	160	239	79	478
GIL RAMÍREZ DÁVALOS	60	63	33	156
GIMA	4	8	3	15
HERMANO MIGUEL	67	101	37	205
HUAYNACÁPAC	174	223	84	481
JADÁN	2	3		5
LLACAO	8	7	6	21
MACHÁNGARA	113	173	67	353
MONAY	114	131	47	292
NULTI	12	17	7	36
OCTAVIO CORDERO PALACIOS (SANTA ROSA)		1	1	2
PACCHA	14	26	8	48
QUINGEO	1	2	1	4
RICAUARTE	44	23	26	93
SAN BLAS	106	90	35	231
SAN CARLOS	2	1	2	5
SAN CRISTÓBAL (CARLOS ORDÓÑEZ LAZO)	3	4		7
SAN JOAQUÍN	15	30	9	54
SAN JOSÉ DE RARANGA		5	2	7
SAN SEBASTIÁN	229	282	142	653
SANTA ANA	4	7	3	14
SAYAUSÍ	10	13	13	36
SIDCAY	7	9	5	21
SININCAY	67	118	73	258
SOLANO		1		1
SUCRE	170	209	82	461

TARQUI	25	23	11	59
TAURA	1	1	1	3
TOTORACocha	169	227	96	492
TURI	22	32	11	65
VALLE	59	96	56	211
VICTORIA DEL PORTETE (IRQUIS)	8	15	3	26
YANUNCAY	364	496	196	1056
ZHIDMAD	1	1	1	3
<b>Total general</b>	<b>2657</b>	<b>3430</b>	<b>1496</b>	<b>7583</b>

### 3.3.2 SEGMENTACIÓN DE CLIENTES EMPLAZADOS EN LA TRONCAL.

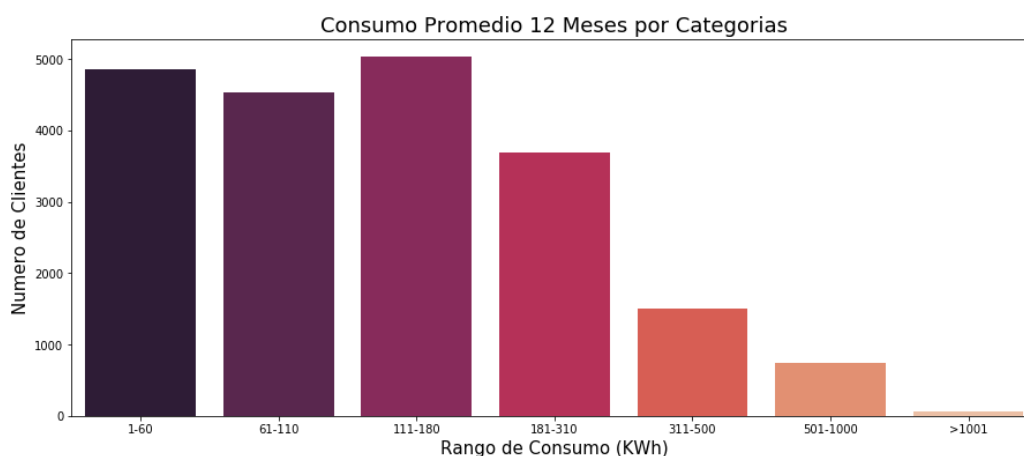
Considerando la información correspondiente a los clientes del subsistema La Troncal, en la Figura 3.8 se puede observar la frecuencia de clientes en función de los meses pendientes de deuda, determinando el rango en el cual se encuentran la mayor cantidad de clientes para el análisis.



**Figura 3.8** Frecuencia de meses pendientes de deuda de los clientes en La Troncal  
(Fuente: elaboración propia).

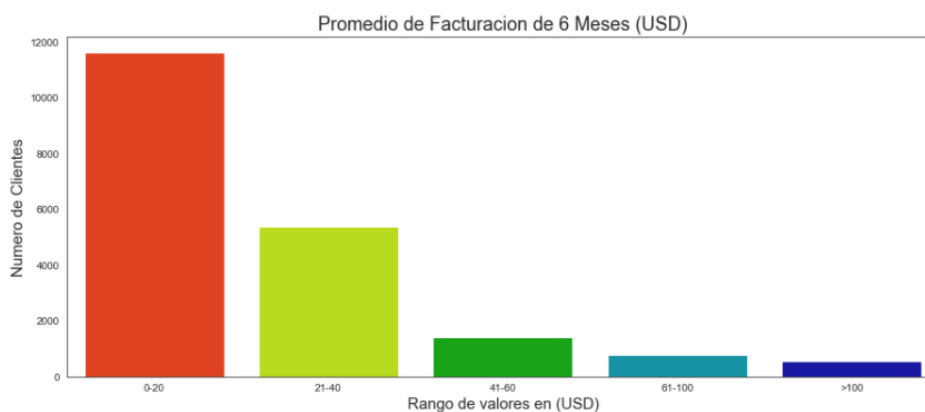
De igual forma mediante la estratificación de clientes por el método REA se procede a realizar el análisis de la cantidad de clientes en función de su consumo promedio de los 12 últimos meses.

En la Figura 3.9 se puede observar que alrededor de 4.900 clientes mantienen un consumo promedio de energía entre 1 kWh y 60 kWh, 4.600 clientes tienen un consumo promedio entre 61 kWh y 110 kWh, 5.100 clientes presentan un consumo entre 111 kWh y 180 kWh, 3.800 clientes mantienen un consumo entre 181 kWh y 310 kWh, y alrededor de 2.300 clientes tienen un consumo mayor a 310 kWh.



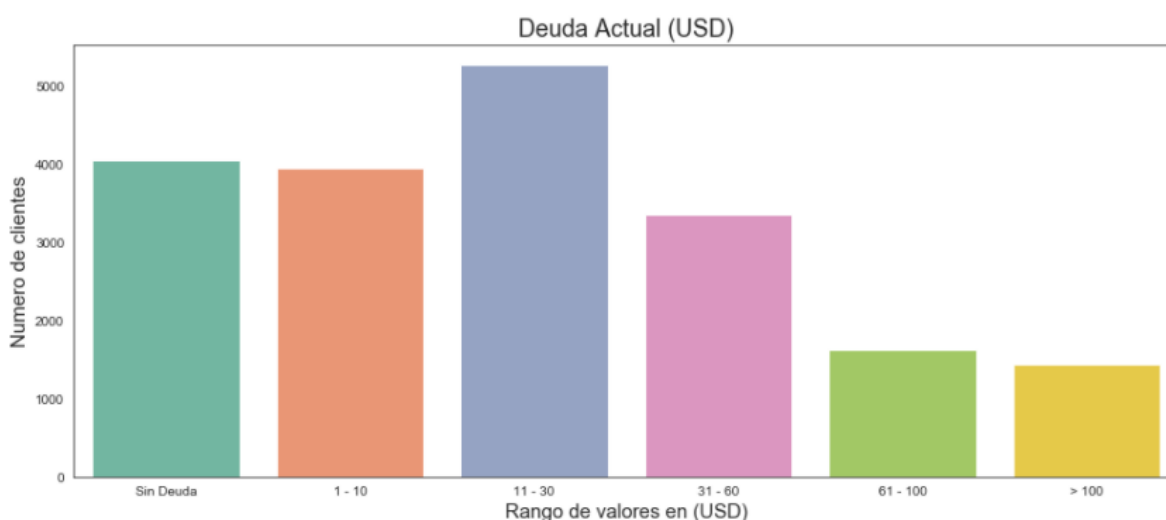
**Figura 3.9** Estratificación de clientes en función de su consumo promedio en La Troncal (Fuente: elaboración propia).

En la figura 3.10 se categorizó a los clientes cuya facturación esta entre rangos de \$0 a \$20 con una cantidad de 11.800 clientes, \$21 a \$40 con 5.200 clientes, \$41 a \$60 de facturación con 1.500 clientes y mayores a \$60 dólares con una cantidad de 1.400 clientes. se evidencia el resultado de esta categorización.



**Figura 3.10** Estratificación de clientes en La Troncal en función de su facturación (Fuente de elaboración propia).

En lo que respecta a la deuda que los clientes mantienen en la agencia La Troncal, en la Figura 3.11 se muestra la categorización de 4.000 clientes sin deuda, 3.900 clientes que deben entre \$1 y \$10, 5.300 clientes que deben entre \$11 y \$30, alrededor de 3.400 clientes que adeudan entre \$31 y \$60, 1.500 clientes que mantienen una deuda entre \$61 y \$100; y unos 1.200 clientes con deudas mayores a \$100.



**Figura 3.11** Estratificación de clientes en La Troncal en función de su deuda (Fuente: elaboración propia).

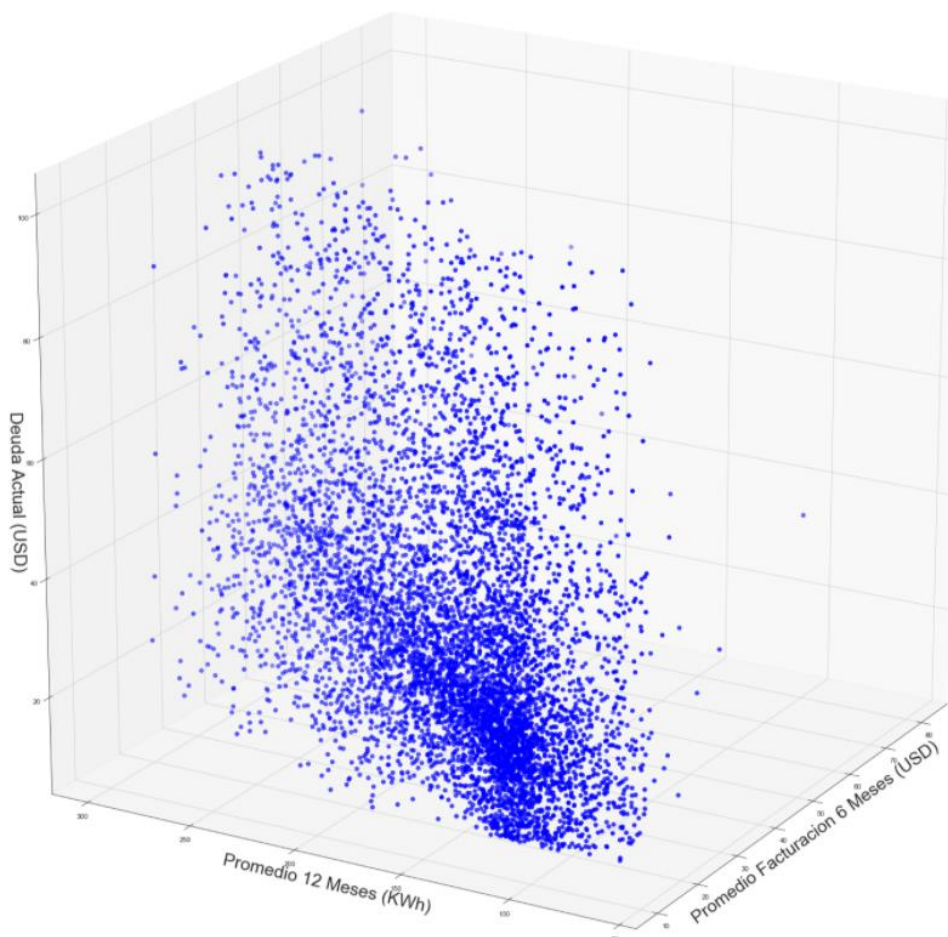
Con los datos obtenidos, se realizan condicionamientos a la información presente en el catastro de clientes, restringiendo así el análisis para clientes cuyos consumos promedios son mayores a 60 kWh y menores a 300 kWh. Ya que en este rango se concentra la mayor cantidad de clientes de La Troncal.

En cuanto al valor adeudado se restringió a los clientes cuya deuda está entre \$10 y \$100, excluyendo de esta forma a los clientes sin deuda. De igual manera se restringió a los clientes cuyo promedio de facturación en los últimos 6 meses es mayor a \$10 y menor a \$100.

Aplicando estas restricciones se obtuvo el espacio muestral de los clientes a segmentar en la agencia La Troncal, según se muestra en la Figura 3.12, en donde



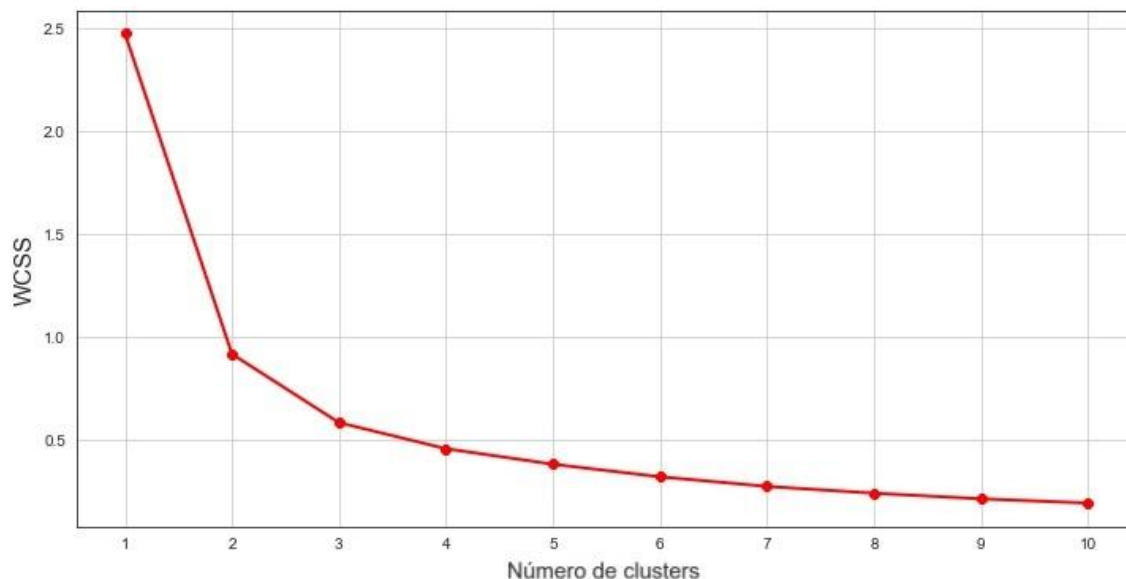
se obtuvo una muestra de 6.941 clientes a los cuales se les podría instalar los sistemas de medición inteligente.



**Figura 3.12** Espacio muestral de clientes de La Troncal para clusterización (Fuente: elaboración propia).

Mediante el método de Elbow se obtiene el número de clústers que se van a aplicar en el algoritmo k-means a los clientes seleccionados de la agencia La Troncal.

En la Figura 3.13 se representa el número de clústers para la implementación del algoritmo k-means, en el cual para el caso de los datos de La Troncal el número de clústers es igual a 4.



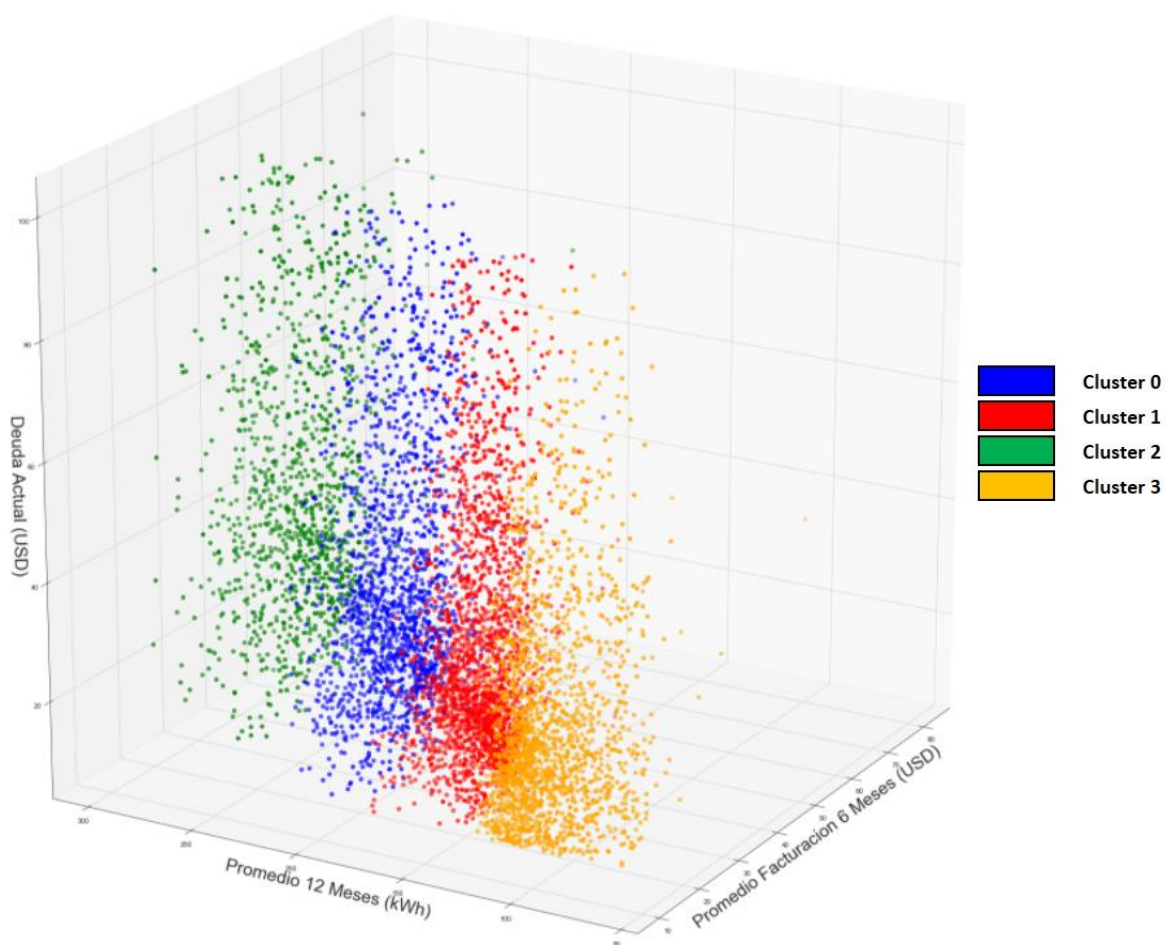
**Figura 3.13** Curva para determinar el número de clústers según el método de Elbow en los datos de La Troncal (Fuente: elaboración propia).

Continuando con el análisis se aplica el algoritmo k-means para la segmentación de los clientes de La Troncal en 4 clústers.

En la Figura 3.14 se observa el resultado de la segmentación, identificado que los clientes que se encuentran en los clústers 0 y 2 son los que tienen valores de facturación promedio mensual y deuda actual más altos en el área de atención de la agencia La Troncal.

A pesar que los clientes que se encuentran dentro del clúster 1 y clúster 3 corresponden a aquellos que a pesar que facturan valores entre \$20 y \$60, son clientes que mantienen deudas menores a las registradas en los clústers 0 y 2, lo cual indica que son buenos pagadores.

Después de obtener el archivo que contiene la información de los clientes de La Troncal con su respectivo número de clúster, se procede a realizar el análisis de los resultados obtenidos.



**Figura 3.14** Segmentación de los clientes de La Troncal aplicando k-means (Fuente: elaboración propia).

En la Tabla 3.5, se muestra la cantidad de clientes por parroquia que se encuentran dentro de los clústers 0 y 2, teniendo una cantidad de 2.783 clientes a los cuales se les puede instalar los sistemas de medición inteligente.

**TABLA 3.5** Cantidad de clientes clasificados por parroquia dentro de clústers 0 y 2

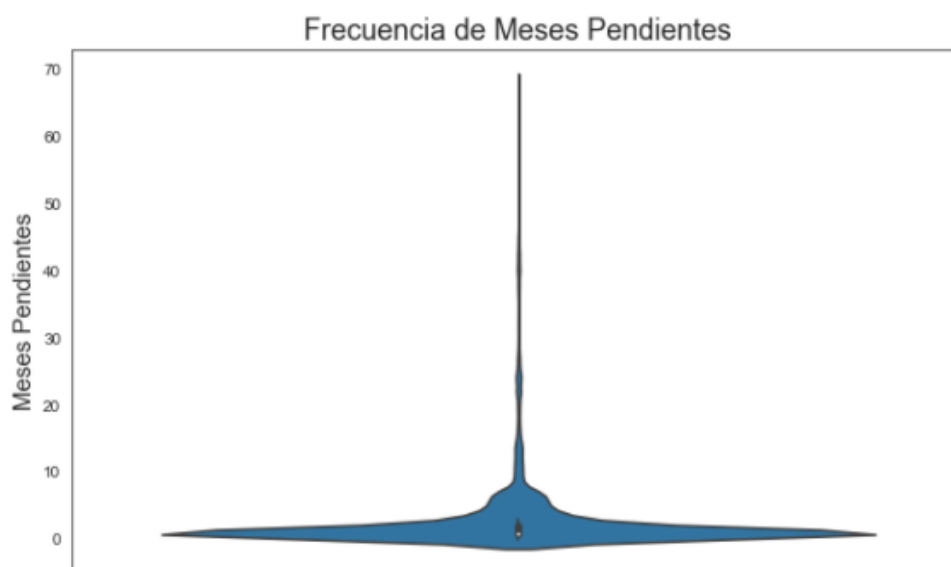
Parroquia	Nº Clientes en clúster 0	Nº Clientes en clúster 2	Total general
LA TRONCAL	1387	979	2366
MANUEL J. CALLE	81	41	122
PANCHO NEGRO	178	117	295
<b>Total general</b>	<b>1646</b>	<b>1137</b>	<b>2783</b>



### 3.3.3 SEGMENTACIÓN DE CLIENTES EMPLAZADOS EN LA DIRECCIÓN DE MORONA SANTIAGO.

Para finalizar con el análisis, se realizará la segmentación de los clientes ubicados en el área de atención de la Dirección de Morona Santiago (DIMS), tomando en cuenta las variables “Deuda actual”, “Promedio de facturación 6 mese (USD)” y “Promedio del consumo de 12 meses (kWh)”.

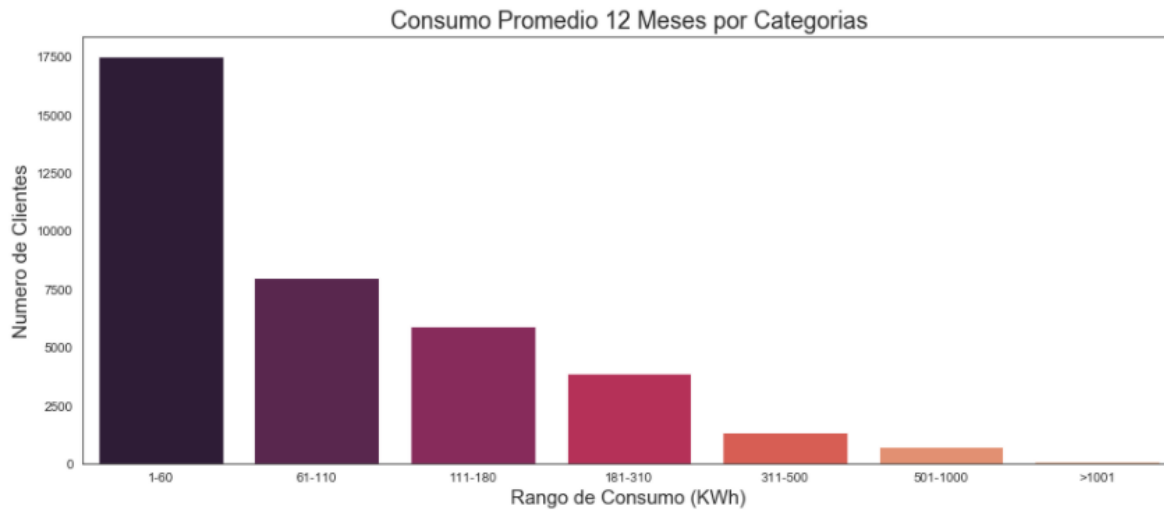
En la Figura 3.15 se representa el número de clientes emplazados en la Dirección de Morona Santiago, en función de la cantidad de meses pendientes de deuda



**Figura 3.15** Frecuencia de meses pendientes de deuda de los clientes en Morona Santiago (Fuente: elaboración propia).

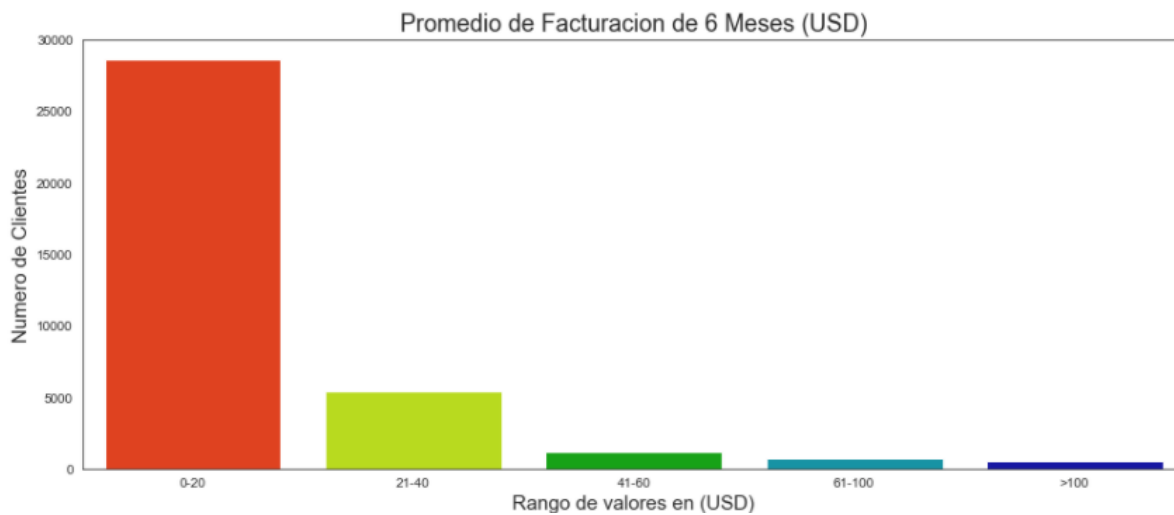
Realizando la estratificación de los clientes según el método REA, en la Figura 3.16 se representa el número de clientes en función de su consumo promedio mensual, en donde para la Dirección de Morona Santiago alrededor de 17.500 clientes tienen un consumo entre 1 kWh y 60 kWh, 7.600 clientes presentan un consumo entre 61 kWh y 110 kWh, 6.200 cliente tienen consumos entre 111 kWh y 180 kWh; 3.700 clientes consumen entre 181 kWh y 310 kWh; y alrededor de 2.400 clientes tienen

consumos mayores a los 311 kWh.



**Figura 3.16** Estratificación de clientes en función de su consumo promedio en Morona Santiago (Fuente: elaboración propia).

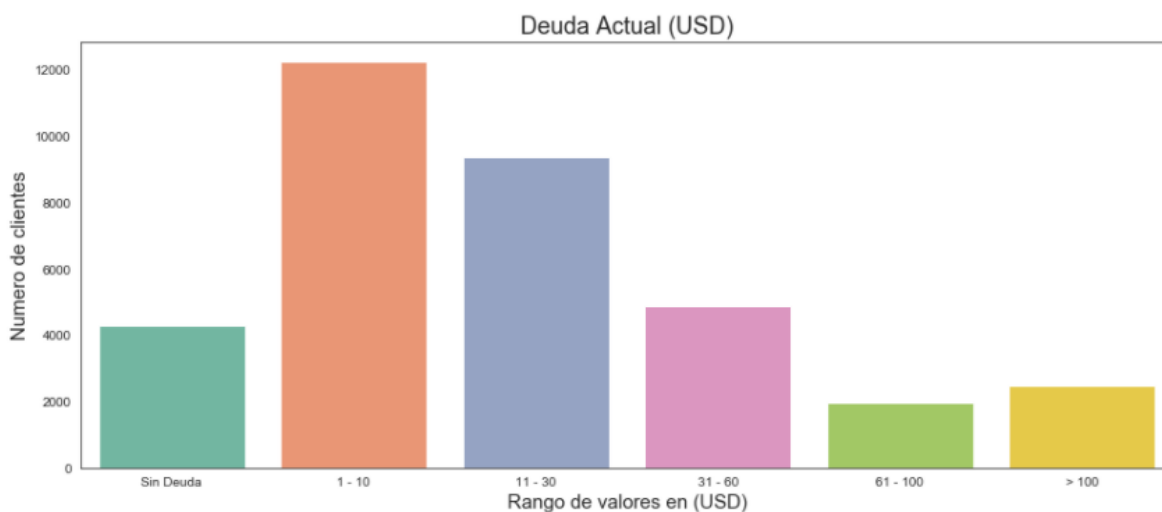
Analizando el promedio de facturación mensual, se observa en la Figura 3.17, que aproximadamente 29.000 clientes facturan valores entre \$0 y \$20, 5.000 clientes facturan mensualmente entre \$21 y \$40, y alrededor de 2.000 clientes facturan valores mayores a \$40.



**Figura 3.17** Estratificación de clientes en Morona Santiago en función de su facturación (Fuente: elaboración propia).



En función de la deuda que mantienen los clientes en la Dirección de Morona Santiago, en la Figura 3.18 se observa que con corte al 31 de marzo de 2021 únicamente 4.250 clientes no presentan deudas pendientes; mientras que alrededor de 12.100 clientes mantienen deudas entre \$1 y \$10, 8.800 clientes tienen una deuda entre \$11 y \$30, 5.000 clientes mantienen deudas entre \$31 y \$60, 2.000 clientes tienen deudas entre \$61 y \$100; y alrededor de 2.400 clientes con una deuda mayor a \$100.

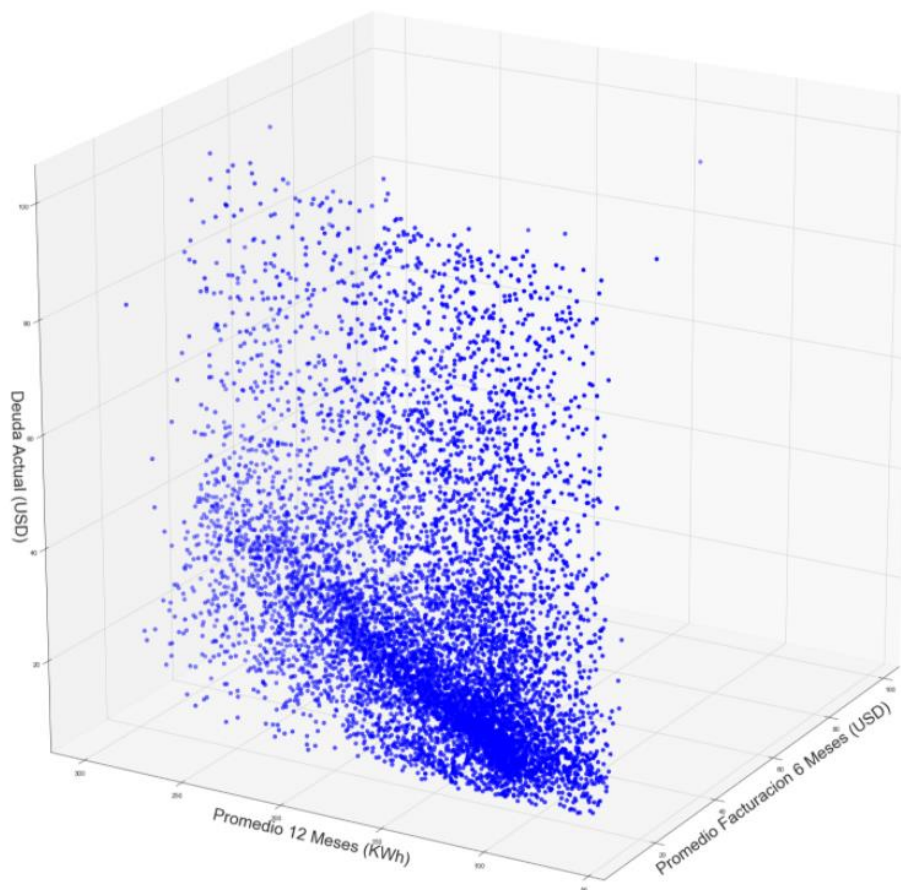


**Figura 3.18** Estratificación de clientes en la Morona Santiago en función de su deuda (Fuente: elaboración propia).

En función de la clasificación antes obtenida, se realizan condicionamientos en el catastro de clientes ubicados en la Dirección de Morona Santiago, por lo que se restringió el análisis para clientes cuyos consumos promedios son mayores a 60 kWh y menores a 300 kWh. Ya que en este rango se concentra la mayor cantidad de clientes.

En función de la deuda, se restringió para el análisis a los clientes cuya deuda mensual está comprendida entre \$10 y \$100. Adicionalmente se restringió a los clientes cuyo promedio de facturación en los últimos 6 meses es mayor a \$10 y menor a \$100.

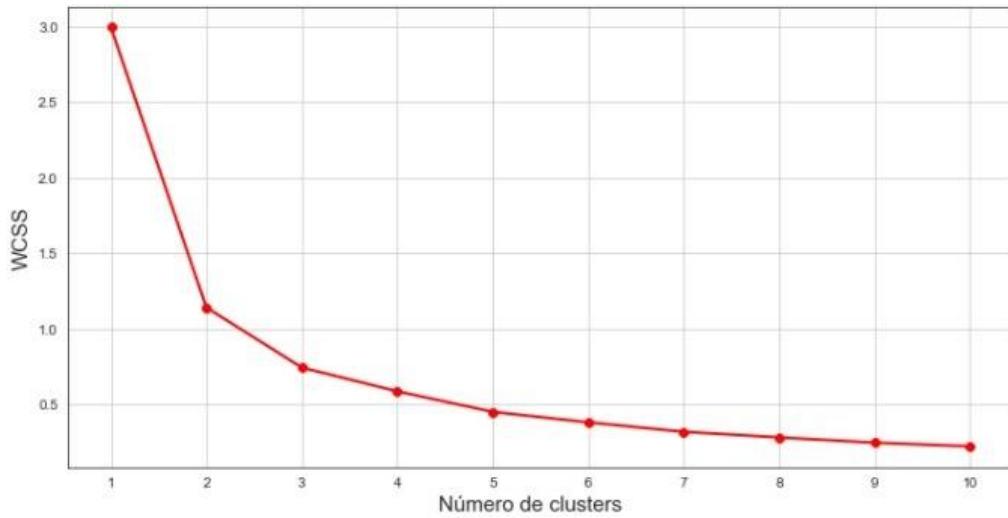
En la Figura 3.19, se observa el espacio muestral conformado por un total de 8.412 clientes que cumplen con las restricciones señaladas anteriormente, en donde se podría instalar los sistemas de medición inteligente.



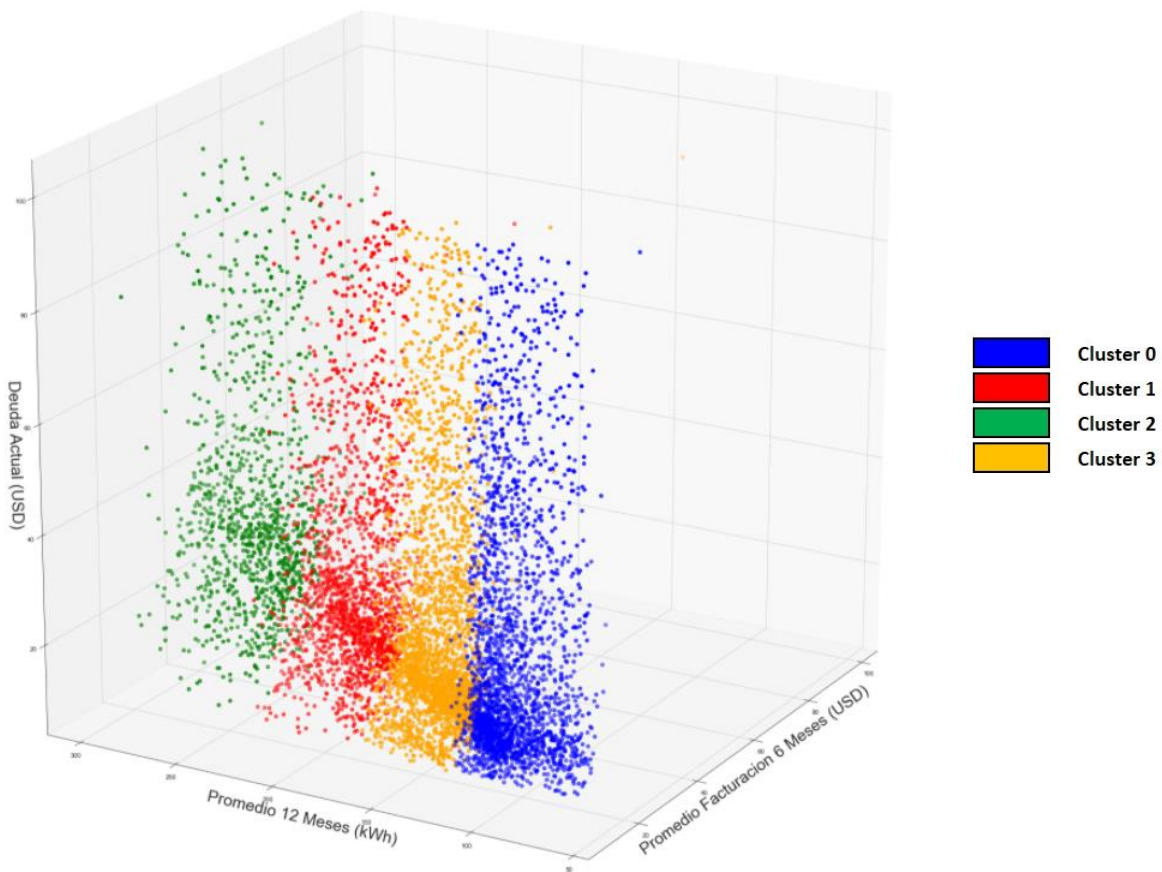
**Figura 3.19** Espacio muestral de clientes de Morona Santiago para clusterización  
(Fuente: elaboración propia).

Como se realizó en el análisis de los clientes de los subsistemas de Azuay Cañar, y La Troncal, por medio del método de Elbow se obtiene el número de clústers seleccionados para aplicar el algoritmo k-means a los clientes ubicados dentro del área de atención de la Dirección de Morona Santiago, en la Figura 3.20 se observa que el número de clústers es igual a 4. Una vez ejecutado el algoritmo k-means. En la Figura 3.21 se representa la segmentación del espacio muestral de los clientes a los cuales se les consideraría para la instalación de los sistemas de medición inteligente,





**Figura 3.20** Curva para determinar el número de clústers según el método de Elbow en los datos de Morona Santiago (Fuente: elaboración propia).



**Figura 3.21** Segmentación de los clientes de Morona Santiago aplicando k-means (Fuente: elaboración propia).





De la clusterización realizada se puede notar que los clientes que conforman los clústers 1 y 2 son los que presenta una mayor facturación mensual al igual que mantienen mayores valores de deuda, razón por la cual, en el archivo resultante de la clusterización se analizará el detalle de estos clientes.

En la Tabla 3.6 se presentan la cantidad de clientes por parroquia que forman parte de los clústers 1 y 2 a los cuales sería factible realizar la instalación de medidores inteligentes.

**TABLA 3.6** Cantidad de clientes clasificados por parroquia dentro de clústers 1 y 2  
(Fuente: elaboración propia).

Parroquia	Nº Clientes en clúster 1	Nº Clientes en clúster 2	Total general
ALSHI (CAB, EN 9 DE OCTUBRE)	4	2	6
ASUNCIÓN	8	4	12
CHIGUAZA	16	11	27
CHUPIANZA	13	2	15
COPAL	12	1	13
CUCHAENTZA	4	4	8
GENERAL LEONIDAS PLAZA GUTIÉRREZ (LIMÓN)	115	40	155
GENERAL PROAÑO	100	25	125
GUALAQUIZA	2	4	6
HUAMBI	41	18	59
HUAMBOYA	1		1
INDANZA	17	6	23
LOGROÑO	32	16	48
MACAS	690	264	954
MACUMA	6	4	10
PAN DE AZÚCAR	2		2
PATUCA	12	6	18
RÍO BLANCO	45	34	79
SAN ANTONIO (CAB, EN SAN ANTONIO CENTRO)	2		2
SAN CARLOS DE LIMÓN		1	1
SAN FRANCISCO DE CHINIMBIMI	7	4	11
SAN ISIDRO	19	6	25
SAN JACINTO DE WAKAMBEIS	2	1	3
SAN JOSÉ DE MORONA	11	4	15



SAN JUAN BOSCO	36	14	50
SAN LUIS DE EL ACHO (CAB, EN EL ACHO)	5	3	8
SAN MIGUEL DE CONCHAY	1		1
SAN MIGUEL DE CUYES		2	2
SANTA MARIANITA DE JESÚS	28	9	37
SANTA SUSANA DE CHIVIAZA (CAB, EN CHIVIA)	1		1
SANTIAGO	24	20	44
SANTIAGO DE MÉNDEZ	90	24	114
SANTIAGO DE PANANZA		1	1
SEVILLA DON BOSCO	86	64	150
SHIMPIS	5	6	11
SINAÍ	8	4	12
SUCÚA	378	130	508
TAISHA	43	16	59
TAYUZA	19	8	27
YUNGANZA (CAB, EN EL ROSARIO)	4	3	7
ZUÑA (ZÚÑAC)	1		1
<b>Total general</b>	<b>1890</b>	<b>761</b>	<b>2651</b>



# CAPÍTULO IV.

## ANÁLISIS TÉCNICO ECONÓMICO

En este apartado se realizará el análisis técnico y económico para la selección del lugar óptimo en donde se sugerirá la instalación de los sistemas de medición inteligente en el área de atención de la Centrosur, tomando en cuenta que el proyecto para la instalación de sistemas AMI, considera una cantidad de 2.658 medidores para clientes masivos, y 120 medidores para clientes especiales, es decir un total de 2.778 medidores inteligentes.

### 4.1 ANÁLISIS TÉCNICO.

#### 4.1.1 PÉRDIDAS DE ENERGÍA

En la Tabla 4.10, se pueden observar los datos correspondientes a las pérdidas de energía por subsistemas calculadas en la Centrosur con corte al mes de enero de 2021.

Se observa que el subsistema La Troncal, registra el valor más alto de pérdidas no técnicas en Centrosur con un valor de 4,95%, frente al 0,16% calculado en el subsistema Azuay – Cañar, y al 1,08% calculado en el subsistema Morona Santiago.

En lo relacionado a las pérdidas técnicas presenta el valor más alto con un porcentaje del 7,30%, frente al 5,90% registrado en los subsistemas Azuay-Cañar y La Troncal.

Desde este punto de vista, se realizará un análisis de los consumos mensuales promedio de energía de los clientes, en los sectores que fueron seleccionados por el algoritmo k-means para los subsistemas Azuay – Cañar, La Troncal y Morona



Santiago en el capítulo anterior.

**TABLA 4.1** Pérdidas de energía en Centrosur con corte al mes de enero de 2021  
(Fuente: Centrosur).

Sistema	Pérdidas	Unidad	Enero 2021
Azuay – Cañar	Técnicas	MWh	5.071,10
		%	5,90%
	No Técnicas	MWh	137,05
		%	0,16%
	Totales	MWh	5.208,15
		%	6,05%
Morona Santiago	Técnicas	MWh	510,70
		%	7,30%
	No Técnicas	MWh	75,42
		%	1,08%
	Totales	MWh	586,12
		%	8,38%
La Troncal	Técnicas	MWh	432,89
		%	5,90%
	No Técnicas	MWh	362,79
		%	4,95%
	Totales	MWh	795,68
		%	10,85%
Total	Técnicas	MWh	6.014,68
		%	5,99%
	No Técnicas	MWh	575,26
		%	0,57%
	Totales	MWh	6.589,94
		%	6,57%

#### 4.1.2 CONSUMOS PROMEDIO DE ENERGÍA

De la segmentación realizada mediante el algoritmo de inteligencia artificial a los clientes del subsistema Azuay-Cañar, en la Tabla 4.2 se presentan los valores del consumo de energía promedio de 12 meses de los clientes que conforman los clústers 1, 2 y 4 de este subsistema.

**TABLA 4.2** Consumo promedio de energía en clientes segmentados de Azuay-Cañar  
(Fuente: elaboración propia).

Parroquia	Nº de Clientes	Consumo Promedio 12 Meses (kWh)
BAÑOS	144	35.282,3
BELLAVISTA*	555	138.552,68
CAÑARIBAMBA	233	58.556,46
CHAUCHA	3	706,82
CHECA (JIDCAY)	7	1.697,46
CHIQUINTAD	24	6.024,22
CUMBE	28	6.884
DELEG	3	671,22
EL BATÁN*	523	133.135,9
EL SAGRARIO	211	53.087
EL VECINO	478	120.842,69
GIL RAMÍREZ DÁVALOS	156	39.201,93
GIMA	15	3.793,27
HERMANO MIGUEL	205	51.152,65
HUAYNACÁPAC	481	120.917,24
JADÁN	5	1.323,67
LLACAO	21	5.289,73
MACHÁNGARA	353	88.620,74
MONAY	292	73.853,02
NULTI	36	9.036,84
OCTAVIO CORDERO PALACIOS (SANTA ROSA)	2	443,78
PACCHA	48	12.048,23
QUINGEO	4	963,62
RICOURTE	93	23.556,57
SAN BLAS	231	58.829,66
SAN CARLOS	5	1.272,43
SAN CRISTÓBAL (CARLOS ORDÓÑEZ LAZO)	7	1.799,36
SAN JOAQUÍN	54	13.578,52
SAN JOSÉ DE RARANGA	7	1.669,49
SAN SEBASTIÁN*	653	163.103,9
SANTA ANA	14	3.515,62
SAYAUSÍ	36	8.725,32
SIDCAY	21	5.231,81
SININCAY	258	63.166,5
SOLANO	1	255,73
SUCRE	461	116.374,02
TARQUI	59	14.882,81
TAURA	3	740,97



TOTORACOCHA	492	123.018,63
TURI	65	16.379,97
VALLE	211	52.165,13
VICTORIA DEL PORTETE (IRQUIS)	26	6.625,28
YANUNCAY*	1.056	265.387,53
ZHIDMAD	3	746,09
<b>Total general</b>	<b>7.583</b>	<b>1'903.110,81</b>

Se observa que los clientes emplazados en las parroquias Yanuncay, San Sebastián, El Batán y Bellavista tienen consumos promedios de energía más elevados; por lo que en estas parroquias se podrían instalar los sistemas de medición inteligente considerando que se tendría un ahorro mayor en lo correspondiente a las pérdidas de energía.

En cuanto al subsistema La Troncal, en la Tabla 4.3 se presentan los consumos promedio de energía de los clientes que pertenecen a los clústers 0 y 2 según los resultados de la segmentación efectuada mediante el algoritmo k-means.

En este caso los medidores inteligentes podrían instalar a todos los clientes de La Troncal, que resultan del algoritmo de segmentación.

**TABLA 4.3** Consumo promedio de energía en clientes segmentados de La Troncal  
(Fuente: elaboración propia).

Parroquia	Nº de Clientes	Consumo Promedio 12 Meses (kWh)
LA TRONCAL	2.366	526.731,03
MANUEL J. CALLE	122	26.635,14
PANCHO NEGRO	295	65.643,20
<b>Total general</b>	<b>2.783</b>	<b>619.009,37</b>

Para el subsistema de Morona Santiago, los valores del consumo promedio de energía de los clientes que forman parte de los clústers 1 y 2 seleccionados para el análisis, se presentan en la Tabla 4.4.



**TABLA 4.4** Consumo promedio de energía en clientes segmentados de Morona Santiago  
(Fuente: elaboración propia).

Parroquia	Nº de Clientes	Consumo Promedio 12 Meses (kWh)
ALSHI (CAB, EN 9 DE OCTUBRE)	6	1.036,45
ASUNCIÓN	12	2.093,88
CHIGUAZA	27	4.554,33
CHUPIANZA	15	2.832,92
COPAL	13	2.504,08
CUCHAENTZA	8	1.281,72
GENERAL LEONIDAS PLAZA GUTIÉRREZ (LIMÓN)	155	27.965,94
GENERAL PROAÑO	125	22.678,96
GUALAQUIZA	6	944,60
HUAMBI	59	10.171,60
HUAMBOYA	1	178,60
INDANZA	23	4.247,93
LOGROÑO	48	8.238,20
MACAS	954	170.331,00
MACUMA	10	1.733,99
PAN DE AZÚCAR	2	368,65
PATUCA	18	3.238,76
RÃO BLANCO	79	13.536,70
SAN ANTONIO (CAB, EN SAN ANTONIO CENTRO)	2	375,49
SAN CARLOS DE LIMÓN	1	169,12
SAN FRANCISCO DE CHINIMBIMI	11	1.942,87
SAN ISIDRO	25	4.566,97
SAN JACINTO DE WAKAMBEIS	3	502,40
SAN JOSÉ DE MORONA	15	2.700,66
SAN JUAN BOSCO	50	8.841,18
SAN LUIS DE EL ACHO (CAB, EN EL ACHO)	8	1.418,38
SAN MIGUEL DE CONCHAY	1	220,79
SAN MIGUEL DE CUYES	2	259,08
SANTA MARIANITA DE JESÚS	37	6.526,56
SANTA SUSANA DE CHIVIAZA (CAB, EN CHIVIA)	1	184,44
SANTIAGO	44	7.485,88
SANTIAGO DE MÉNDEZ	114	20.660,05
SANTIAGO DE PANANZA	1	133,63
SEVILLA DON BOSCO	150	25.799,60
SHIMPIS	11	1.866,68
SINAÍ	12	2.190,65
SUCÚA	508	91.003,37



TAISHA	59	10.432,47
TAYUZA	27	4.980,93
YUNGANZA (CAB, EN EL ROSARIO)	7	1.261,08
ZUÑA (ZÚÑAC)	1	189,27
<b>Total general</b>	<b>2.651</b>	<b>471.649,86</b>

Según los resultados obtenidos en la segmentación de datos a los clientes de Centrosur, en la Tabla 4.5 se presentan los valores del consumo promedio de energía por subsistema de los sectores en cuales se sugiere instalar los sistemas de medición inteligente.

**TABLA 4.5** Consumo promedio de energía en clientes segmentados de Centrosur por subsistema (Fuente: elaboración propia).

Subsistema	Nº de Clientes	Consumo Promedio 12 Meses (kWh)
<b>Azuay – Cañar</b>	<b>2.787</b>	<b>700.180,01</b>
<b>La Troncal</b>	<b>2.783</b>	<b>619.009,37</b>
<b>Morona Santiago</b>	<b>2.651</b>	<b>471.649,86</b>

#### 4.1.3 UBICACION PARA LA INSTALACIÓN DE SISTEMAS DE MEDICIÓN INTELIGENTE DESDE EL PUNTO DE VISTA TÉCNICO.

Tomando en cuenta que el porcentaje de pérdidas totales en Centrosur, es del 6,57%, según lo indicado en el numeral 4.1 de este capítulo; y de acuerdo al análisis efectuado sobre los consumos promedios de energía a nivel de subsistemas, en la Tabla 4.5; en la Tabla 4.6 se presentan los valores de pérdidas en kilovatios hora que aproximadamente se ahorrarían al realizar la instalación de los sistemas de medición AMI.





**TABLA 4.6** Ahorro aproximado por pérdidas de energía de Centrosur por subsistema  
(Fuente: elaboración propia).

Subsistema	Nº de Clientes	Consumo Promedio 12 Meses (kWh)	Pérdidas de energía (kWh)
Azuay - Cañar	2.787	700.180,01	46.001,83
La Troncal	2.783	619.009,37	40.668,92
Morona Santiago	2.651	471.649,86	30.987,40

Desde este punto de vista, se puede concluir que las parroquias que pertenecen al subsistema Azuay-Cañar, son los lugares óptimos para la instalación del sistema de medición AMI; considerando que el valor aproximado por energía ahorrada en pérdidas al mes es de 46.001,83 kWh: tomando en cuenta, que en estos sectores existe cobertura de redes de comunicación mediante fibra óptica y red celular 4G, lo cual facilita la implementación del sistema de medición AMI.

Este valor calculado será considerado posteriormente para el análisis económico del ahorro en dólares que se tendría al implementar los sistemas de medición inteligente en el subsistema antes mencionado.

## 4.2 ANÁLISIS ECONÓMICO

### 4.2.1 SERVICIO DE TOMA DE LECTURAS.

Una parte fundamental en el proceso de facturación de Centrosur es la toma de lecturas de medidores, las cuales según lo indicado en el Art. 16.1 de la Regulación ARCONEL 006-20, se realizan de forma mensual en un período no menor de 28 días y no mayor de 33 días.

Las lecturas están planificadas para ser realizadas de forma diaria según un cronograma mensual en rutas de lectura o MRU's (Meter Reading Unit) de 8 horas



diarias en 22 días calendario, excluyendo fines de semanas y feriados. La cantidad de MRU's depende del número de lecturas de medidores instalados en determinado sector<sup>42</sup>.

Para cumplir de mejor manera con el objetivo institucional, la Centrosur está dividida en agencias y oficinas distribuidas en toda su área de concesión las cuales contratan de manera independiente el servicio de la toma de lecturas. En la Tabla 4.7 se presentan por Agencias los números de MRU en las cuales están distribuidas las lecturas de los medidores en el área de concesión de Centrosur.

**TABLA 4.7** Rutas o MRU's en Matriz y Agencias de Centrosur (Fuente: Centrosur).

AGENCIAS	NÚMERO DE MRU'S
MATRIZ	1530
SUSCAL	146
SANTA ISABEL	202
NABON	120
GIRON	111
SIGSIG	87
PAUTE	126
CAÑAR	160
BIBLIAN	90
GUALACEO	143
TRONCAL	106
MACAS	112
MENDEZ	49
LIMÓN	57
SUCUA	50
<b>TOTAL</b>	<b>3089</b>

Mediante contratación pública, el servicio de toma de lecturas es realizado por personal externo a Centrosur, en donde el costo mensual aproximado por este servicio en cada una de las agencias de Centrosur se resume en la Tabla 4.8.

<sup>42</sup> Regulación ARCONEL 006-20



**TABLA 4.8** Costo mensual y anual por el servicio de toma de lecturas en Centrosur  
(Fuente: Centrosur).

AGENCIAS	NÚMERO DE MRU'S	COSTO MENSUAL	COSTO ANUAL
MATRIZ	1530	\$35.526,39	\$426.316,68
SUSCAL	146	\$5.517,54	\$66.210,48
SANTA ISABEL	202	6004,19	\$72.050,28
NABON	120	\$3.769,20	\$45.230,40
GIRON	111	4026,06	\$48.312,72
SIGSIG	87	3182,3	\$38.187,60
PAUTE	126	4435,56	\$53.226,72
CAÑAR	160	5169,31	\$62.031,72
BIBLIAN	90	2880,25	\$34.563,00
GUALACEO	143	\$1.548,52	\$18.582,24
TRONCAL	106	\$4.068,00	\$48.816,00
MACAS	112	\$5.295,80	\$63.549,60
MENDEZ	49	\$1.644,92	\$19.739,04
LIMÓN	57	\$5.541,89	\$66.502,68
SUCUA	50	\$2.401,48	\$28.817,76
<b>TOTAL</b>	<b>3089</b>	<b>\$91.011,41</b>	<b>\$1.092.136,92</b>

Por tanto, la Centrosur contempla dentro de su presupuesto anual el valor de \$1'092.136,92 para la contratación del servicio de toma de lecturas.

#### **4.1.2 SERVICIO DE GESTIÓN DE CARTERA.**

El valor de la cartera vencida de Centrosur con corte al 31 de marzo de 2021 es de \$ 6'397.767,17 por lo que dentro de los servicios que Centrosur contempla dentro de su presupuesto anual es la contratación del servicio de cortes, reconexión y retiro de medidores por falta de pago.



Parte del servicio de gestión de cartera es realizado por medio de contratación pública y en otras agencias dicha gestión es realizado con personal propio, por lo que, para la contratación de este servicio, se presupuesta un valor aproximado de \$372.182,16 al año.

En la Tabla 4.9 se muestra el valor cancelado por agencia por el servicio de cartera vencida.

**TABLA 4.9** Costo mensual y anual por el servicio de gestión de cartera en Centrosur  
(Fuente: Centrosur).

AGENCIAS	COSTO MENSUAL	COSTO ANNUAL
MATRIZ	\$13.299,53	\$159.594,36
SUSCAL	\$1.783,94	\$21.407,23
SANTA ISABEL	\$1.746,00	\$20.952,00
NABON	\$1.460,46	\$17.525,52
GIRON	\$2.041,44	\$24.497,28
SIGSIG	\$1.500,00	\$18.000,00
PAUTE	\$4.067,73	\$48.812,76
CAÑAR	\$2.229,07	\$26.748,80
BIBLIAN	\$1.338,50	\$16.061,96
GUALACEO	\$1.548,52	\$18.582,24
<b>TOTAL</b>	<b>\$31.015,18</b>	<b>\$372.182,16</b>

#### 4.2.2 ANÁLISIS DE SEGMENTACIÓN DE CLIENTES DE AZUAY-CAÑAR.

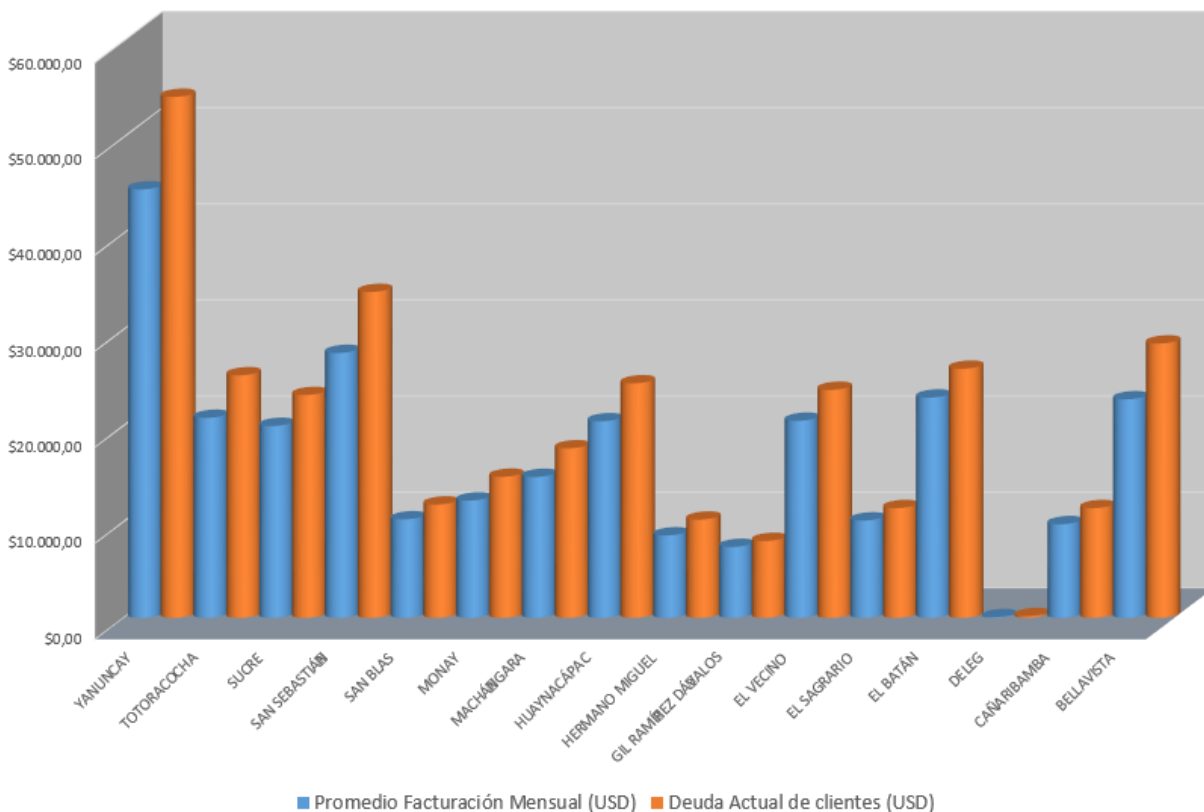
En la clusterización efectuada a los del subsistema Azuay-Cañar se planteó analizar a los 7.583 clientes que corresponden a los clústers 1, 2 y 4 para instalar los sistemas de medición AMI, debido a que mantienen deudas y valores de facturación promedio más altos.

Debido a factores relacionados a la dispersión de clientes, se vio conveniente dividir



el análisis considerando las parroquias urbanas y rurales, para conocer el comportamiento de la deuda y la facturación en cada sector del área de concesión.

En la Figura 4.1 se muestran los valores de la deuda de los clientes del subsistema Azuay-Cañar, ubicados en las parroquias urbanas, que corresponde a un total de 6.383 clientes.



**Figura 4.1** Facturación promedio y deuda actual de clientes en parroquias urbanas en Azuay y Cañar (Fuente: elaboración propia).

Bajo este análisis se observa en la Tabla 4.10, que en las parroquias urbanas el valor de deuda total es de \$324.532,06; y su promedio de facturación mensual es de \$272.586,56.



**TABLA 4.10** Clientes de los clústers 1, 2 y 4 emplazados en las parroquias urbanas en Azuay-Cañar (Fuente: elaboración propia).

Parroquia	Número de Clientes	Deuda Actual	Promedio Facturación 6 Meses
BELLAVISTA	555	\$ 28.548,65	\$ 22.740,11
CAÑARIBAMBA	233	\$ 11.420,34	\$ 9.746,40
DELEG	3	\$ 187,57	\$ 77,67
EL BATÁN	523	\$ 25.920,72	\$ 22.923,33
EL SAGRARIO	211	\$ 11.422,15	\$ 10.131,64
EL VECINO	478	\$ 23.728,49	\$ 20.503,95
GIL RAMÍREZ DÁVALOS	156	\$ 8.004,80	\$ 7.381,30
HERMANO MIGUEL	205	\$ 10.221,80	\$ 8.580,63
HUAYNACÁPAC	481	\$ 24.403,44	\$ 20.453,20
MACHÁNGARA	353	\$ 17.643,76	\$ 14.664,21
MONAY	292	\$ 14.682,20	\$ 12.207,93
SAN BLAS	231	\$ 11.793,65	\$ 10.251,75
SAN SEBASTIÁN	653	\$ 33.911,86	\$ 27.565,33
SUCRE	461	\$ 23.187,02	\$ 19.969,10
TOTORACOCHA	492	\$ 25.240,51	\$ 20.810,56
YANUNCAY	1056	\$ 54.215,10	\$ 44.579,45
<b>Total general</b>	<b>6.383</b>	<b>\$ 324.532,06</b>	<b>\$ 272.586,56</b>

Entonces, de la segmentación realizada en los clústers seleccionados, los clientes ubicados en la parroquia Yanuncay son los que presentan el mayor valor de deuda en el sector urbano con \$54.215,10 y una facturación promedio mensual de \$44.579,45, seguida de las parroquias San Sebastián, Bellavista, El Batán, Huaynacapac, El Vecino, Totoracocha, Sucre y Machángara entre las más relevantes.

El mismo análisis es realizado para los clientes ubicados en el sector rural; en donde según la Tabla 4.11, se verifica que el valor de deuda total es de \$62,574,82; con un promedio de facturación mensual de \$47.369,72.

**TABLA 4.11** Clientes de los clústers 1, 2 y 4 emplazados en las parroquias rurales en Azuay-Cañar (Fuente: elaboración propia).

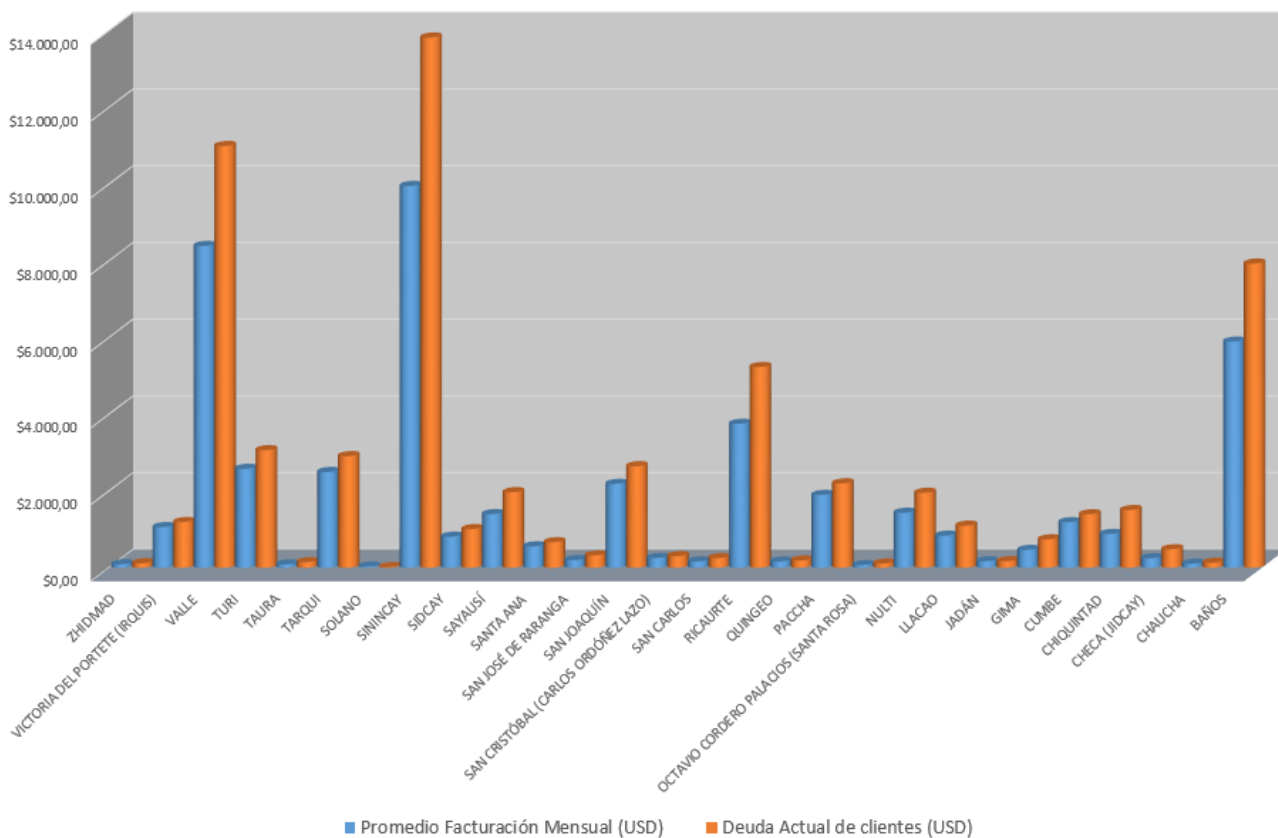
Parroquia	Número de Clientes	Deuda Actual	Promedio Facturación 6 Meses
BAÑOS	144	\$ 7.930,33	\$ 5.898,06
CHAUCHA	3	\$ 130,33	\$ 103,52
CHECA (JIDCAY)	7	\$ 482,30	\$ 247,87
CHIQUINTAD	24	\$ 1.504,96	\$ 881,97
CUMBE	28	\$ 1.395,32	\$ 1.188,33
GIMA	15	\$ 739,61	\$ 464,59
JADÁN	5	\$ 171,05	\$ 169,35
LLACAO	21	\$ 1.097,18	\$ 836,34
NULTI	36	\$ 1.954,96	\$ 1.434,34
OCTAVIO CORDERO PALACIOS (SANTA ROSA)	2	\$ 109,19	\$ 69,36
PACCHA	48	\$ 2.200,00	\$ 1.899,12
QUINGEO	4	\$ 188,90	\$ 164,33
RICAUURTE	93	\$ 5.233,11	\$ 3.752,92
SAN CARLOS	5	\$ 252,33	\$ 163,68
SAN CRISTÓBAL (CARLOS ORDÓÑEZ LAZO)	7	\$ 303,02	\$ 255,22
SAN JOAQUÍN	54	\$ 2.648,27	\$ 2.186,53
SAN JOSÉ DE RARANGA	7	\$ 321,49	\$ 199,20
SANTA ANA	14	\$ 665,26	\$ 558,39
SAYAUSÍ	36	\$ 1.970,26	\$ 1.398,13
SIDCAY	21	\$ 1.006,40	\$ 809,73
SININCAY	258	\$ 13.824,23	\$ 9.953,58
SOLANO	1	\$ 17,32	\$ 33,31
TARQUI	59	\$ 2.909,93	\$ 2.496,96
TAURA	3	\$ 146,20	\$ 87,00
TURI	65	\$ 3.066,35	\$ 2.578,45
VALLE	211	\$ 10.996,97	\$ 8.389,13
VICTORIA DEL PORTETE (IRQUIS)	26	\$ 1.190,78	\$ 1.059,26
ZHIDMAD	3	\$ 118,77	\$ 91,05
<b>Total general</b>	<b>1.200</b>	<b>\$ 62.574,82</b>	<b>\$ 47.369,72</b>

Según la Figura 4.2, los clientes en la parroquia Sinicay, son los que presentan la



mayor cantidad de deuda con un valor de \$13.824,23 en el sector rural, y un valor promedio de facturación mensual de \$9.953,58; seguida de los clientes ubicados en las parroquias de El Valle, Baños y Ricaurte entre las más relevantes.

Es importante considerar que, dependiendo de la ubicación de los clientes del sector rural, la tecnología de comunicación óptima a implementar como sistema de comunicación entre los componentes de los sistemas de medición inteligente AMI es la red celular. Se podría también contemplar en estas parroquias la instalación de medidores de radio frecuencia AMR para la toma de lecturas, lo cual facilitaría dicho proceso al no tener que recorrer distancias considerables entre las viviendas



**Figura 4.2** Facturación promedio y deuda actual de clientes en parroquias rurales en Azuay y Cañar (Fuente: elaboración propia).





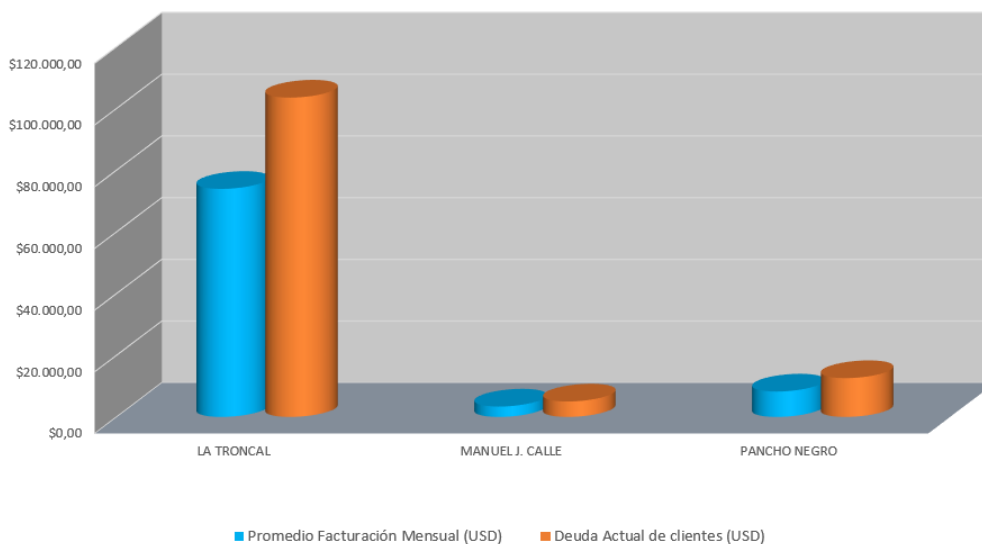
### 4.2.3 ANÁLISIS DE SEGMENTACIÓN DE CLIENTES DE LA TRONCAL.

Según los resultados obtenidos en la segmentación clientes de La Troncal, para el análisis se consideran a de 2.783 clientes, los cuales que pertenecen a los clústers 0 y 2, ya que son los que mayor deuda mantienen con un valor de \$121.107,36 y su valor de facturación promedio mensual es de \$85.518,36. En la Tabla 4.12 se observa el detalle de estos clientes.

**TABLA 4.12** Clientes de los clústers 0 y 2 emplazados en las parroquias en La Troncal  
(Fuente: elaboración propia).

Parroquia	Número de Clientes	Deuda Actual	Promedio Facturación 6 Meses
LA TRONCAL	2.366	\$ 103.513,6	\$ 73.919,97
MANUEL J. CALLE	122	\$ 5.009,68	\$ 3.361,97
PANCHO NEGRO	295	\$ 12.584,08	\$ 8.236,42
<b>Total general</b>	<b>2.783</b>	<b>\$ 121.107,36</b>	<b>\$ 85.518,36</b>

Los clientes que pertenecen a la parroquia La Troncal son aquellos que mantienen el valor de deuda más alto con \$103.514, y una facturación promedio mensual de \$73.920, el detalle se presenta en la Figura 4.3.



**Figura 4.3** Facturación promedio y deuda actual de clientes en parroquias de La Troncal  
(Fuente: elaboración propia).

**4.2.4 ANÁLISIS DE SEGMENTACIÓN DE CLIENTES de MORONA SANTIAGO.**

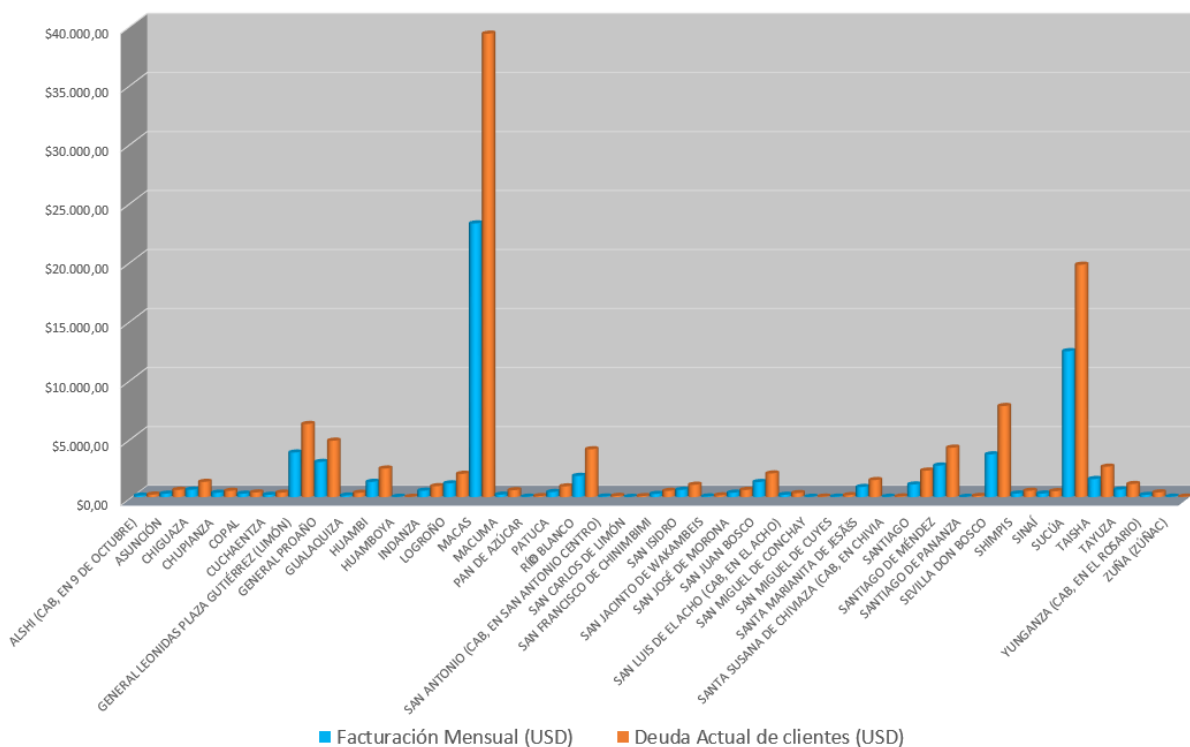
Para el caso de los clientes de Morona Santiago, se seleccionaron a 2.651 clientes se encuentran dentro de los clústers 1 y 2, en los cuales según la Tabla 4.13 su deuda total es de \$110.158,39 y su valor de facturación promedio mensual es de \$63.975,82.

**TABLA 4.13** *Clientes de los clústers 1 y 2 emplazados en las parroquias de Morona Santiago (Fuente: elaboración propia).*

Parroquia	Número de Clientes	Deuda Actual	Promedio Facturación 6 Meses
ALSHI (CAB, EN 9 DE OCTUBRE)	6	\$ 213,23	\$ 125,14
ASUNCIÓN	12	\$ 614,89	\$ 287,19
CHIGUAZA	27	\$ 1.291,66	\$ 625,60
CHUPIANZA	15	\$ 532,92	\$ 366,33
COPAL	13	\$ 393,33	\$ 286,65
CUCHAENTZA	8	\$ 376,69	\$ 190,50
GENERAL LEONIDAS PLAZA GUTIÉRREZ (LIMÓN)	155	\$ 6.194,63	\$ 3.776,44
GENERAL PROAÑO	125	\$ 4.779,65	\$ 2.982,24
GUALAQUIZA	6	\$ 362,06	\$ 133,61
HUAMBI	59	\$ 2.420,20	\$ 1.291,71
HUAMBOYA	1	\$ 19,74	\$ 23,92
INDANZA	23	\$ 925,98	\$ 540,91
LOGROÑO	48	\$ 1.972,81	\$ 1.161,36
MACAS	954	\$ 39.266,81	\$ 23.190,73
MACUMA	10	\$ 584,17	\$ 207,75
PAN DE AZÚCAR	2	\$ 84,23	\$ 31,14
PATUCA	18	\$ 909,28	\$ 430,78
RÍO BLANCO	79	\$ 4.053,40	\$ 1.795,61
SAN ANTONIO (CAB, EN SAN ANTONIO CENTRO)	2	\$ 102,11	\$ 50,03
SAN CARLOS DE LIMÓN	1	\$ 83,63	\$ 16,84
SAN FRANCISCO DE CHINIMBIMI	11	\$ 530,14	\$ 268,46
SAN ISIDRO	25	\$ 1.045,09	\$ 614,32
SAN JACINTO DE WAKAMBEIS	3	\$ 147,42	\$ 57,34
SAN JOSÉ DE MORONA	15	\$ 608,71	\$ 371,34
SAN JUAN BOSCO	50	\$ 2.005,58	\$ 1.277,96



SAN LUIS DE EL ACHO (CAB, EN EL ACHO)	8	\$ 340,65	\$ 192,26
SAN MIGUEL DE CONCHAY	1	\$ 38,60	\$ 25,05
SAN MIGUEL DE CUYES	2	\$ 165,21	\$ 36,83
SANTA MARIANITA DE JESÚS	37	\$ 1.443,17	\$ 858,60
SANTA SUSANA DE CHIVIAZA (CAB, EN CHIVIA)	1	\$ 55,46	\$ 27,34
SANTIAGO	44	\$ 2.244,72	\$ 1.070,74
SANTIAGO DE MÉNDEZ	114	\$ 4.187,85	\$ 2.671,21
SANTIAGO DE PANANZA	1	\$ 96,40	\$ 19,28
SEVILLA DON BOSCO	150	\$ 7.718,48	\$ 3.621,18
SHIMPIS	11	\$ 537,12	\$ 300,33
SINAÍ	12	\$ 501,61	\$ 300,60
SUCÚA	508	\$ 19.690,72	\$ 12.360,77
TAISHA	59	\$ 2.576,58	\$ 1.532,67
TAYUZA	27	\$ 1.110,82	\$ 638,17
YUNGANZA (CAB, EN EL ROSARIO)	7	\$ 398,10	\$ 182,35
ZUÑA (ZÚÑAC)	1	\$ 34,54	\$ 34,54
<b>Total general</b>	<b>2.651</b>	<b>\$ 110.658,39</b>	<b>\$ 63.975,82</b>



**Figura 4.4** Facturación promedio y deuda actual de clientes en parroquias de Morona Santiago (Fuente: elaboración propia).



En la Figura 4.4 se observa que los clientes ubicados en la parroquia Macas son aquellos que mantienen el valor de deuda más alto en la Dirección de Morona Santiago con \$39.26,81, y presentan una facturación promedio mensual de \$23.190,73, seguida de las parroquias Sucúa, Sevilla Don Bosco, Limón, General Proaño, Santiago Méndez, Río Blanco, entre las más destacadas.

#### 4.2.5 UBICACIONES PARA LA INSTALACIÓN DE SISTEMAS DE MEDICIÓN INTELIGENTE DESDE EL PUNTO DE VISTA ECONÓMICO.

Según el método propuesto, mediante el algoritmo k-means de clusterización, se determinó la ubicación óptima para la instalación de los sistemas de medición inteligente AMI, segmentando a los clientes en función de su facturación mensual, consumo de energía y su deuda actual.

Para la selección del lugar en donde desde el punto de vista económico, es factible realizar la instalación del sistema de medición AMI, es necesario considerar que la cantidad de medidores inteligentes asignados para Centrosur es de 2.778.

De los resultados obtenidos en el apartado anterior en lo que corresponde al subsistema de Azuay-Cañar, tomando en cuenta a los clientes que cumplen con las condiciones de la clusterización, para los sectores urbano y rural se sugieren como posibles lugares de instalación de los medidores a los clientes ubicados en las parroquias Yanuncay, San Sebastián El Batán y Bellavista, en las cantidades que se indican en la Tabla 4.14.

**TABLA 4.14** Clientes en las parroquias de Azuay-Cañar considerados para la instalación de sistemas de medición inteligente (Fuente: elaboración propia).

Parroquia	Nº de Clientes	Promedio Facturación 6 Meses (USD)	Deuda Actual (USD)
YANUNCAY	1.056	\$ 44.579,45	\$ 54.215,10
SAN SEBASTIÁN	653	\$ 27.565,33	\$ 33.911,86



EL BATÁN	523	\$ 22.923,33	\$ 25.920,72
BELLAVISTA	555	\$ 22.740,11	\$ 28.548,65
<b>Total general</b>	<b>2.787</b>	<b>\$ 117.808,22</b>	<b>\$ 142.596,33</b>

Con la instalación de los medidores en estas parroquias, el valor por deuda actual que se lograría recuperar es de \$ 142.596,33; y se lograría recaudar el 100% de los valores facturados de forma mensual por un valor aproximado de \$117.808,22.

Para el caso de La Troncal, se podría considerar para el análisis a los 2.783 que pertenecen a los clústers 0 y 2 y están ubicados en las parroquias La Troncal, Pancho Negro y Manuel J. Calle. En este caso se tendría una recaudación mensual de \$ 85.518,36 y una recuperación de cartera vencida por un valor de \$ 121.107,36.

Finalmente. para la Dirección de Morona Santiago, se sugiere la instalación de medidores en los 2.651 clientes que pertenecen a los clústers 1 y 2, que fueron analizados para la segmentación.

Con la instalación de 2.651 medidores inteligentes en Morona Santiago, se tendrá un valor de recaudación mensual aproximado de \$ 63.975,82; y se recuperaría el valor de \$110.658,39 por deuda acumulada.

En la Tabla 4.15, se presenta un resumen de los valores a ser recaudados indicados por subsistema.

**TABLA 4.15** Valores a ser recaudados por subsistema al implementar los sistemas de medición inteligente (Fuente: elaboración propia).

Subsistema	Nº de Clientes	Promedio Facturación 6 Meses (USD)	Deuda Actual (USD)
<b>Azuay - Cañar</b>	<b>2.787</b>	<b>\$117.808,22</b>	<b>\$142.596,33</b>
<b>La Troncal</b>	<b>2.783</b>	<b>\$85.518,36</b>	<b>\$121.107,36</b>
<b>Morona Santiago</b>	<b>2.651</b>	<b>\$63.975,82</b>	<b>\$110.658,39</b>



Bajo este análisis, desde el punto de vista económico, es conveniente que la instalación de los sistemas de medición inteligente sea realizada para los clientes emplazados en el subsistema Azuay-Cañar dentro de las parroquias Yanuncay, San Sebastián El Batán y Bellavista.

### 4.3 IMPLEMENTACIÓN DEL PROYECTO EN EL SECTOR SELECCIONADO.

Los beneficios asociados a la implementación de los sistemas de medición inteligente en los 2.787 clientes ubicados en las parroquias Yanuncay San Sebastián, El Batán y Bellavista, se reflejan en la reducción de los costos empleados para la contratación pública del servicio de toma de lecturas, el servicio de cortes y reconexiones, y el ahorro en pérdidas de energía, costos que se calculan a continuación.

#### 4.3.1 CÁLCULO DEL COSTO ANUAL POR EL SERVICIO DE TOMA DE LECTURAS.

En la Tabla 4.16 se muestran los valores correspondientes al costo de las lecturas que actualmente se pagan en Centrosur para calcular cuánto se ahorraría anualmente por el servicio prestado.

**TABLA 4.16** Costo por el servicio de lecturas en Centrosur (Fuente: Centrosur).

Tipo de MRU	Nº de MRU's	Nº de Clientes	Precio Unitario por MRU	Precio Unitario por lectura
Urbanas	329	151.294	\$ 17,62	\$ 0,04
Rurales	1149	86.762	\$ 20,17	\$ 0,27

*Costo anual por toma de lecturas = 12 \* P.U. por lectura \* Nº de medidores*



$$\text{Costo anual por toma de lecturas} = 12 * \$ 0,04 * 2.787$$

$$\text{Costo anual por toma de lecturas} = \$ 1.337,76$$

#### 4.3.2 CÁLCULO DEL COSTO ANUAL POR EL SERVICIO DE CORTE Y RECONEXIÓN.

En la Tabla 4.17 se muestran los valores correspondientes a los costos asociados al servicio de gestión de cartera vencida que actualmente se paga en Centrosur, con el objetivo de calcular el valor anual que se invierte en la contratación de este servicio en las parroquias urbanas en donde se instalarán los medidores AMI.

**TABLA 4.17** Costo por el servicio de gestión de cartera en Centrosur (Fuente: Centrosur).

CORTE		RECONEXIÓN		RETIRO		NOTIFICACIÓN	
URBANO	RURAL	URBANO	RURAL	URBANO	RURAL	URBANO	RURAL
\$ 1,34	\$ 1,62	\$ 1,34	\$ 1,62	\$ 2,94	\$ 3,47	\$ 0,36	\$ 0,51

Para realizar el cálculo es necesario considerar el porcentaje de morosidad de los clientes presentes en el catastro del subsistema Azuay-Cañar, como se indica a continuación:

$$\% \text{ morosidad} = \frac{\text{cantidad de clientes en mora}}{\text{cantidad de clientes totales}} * 100 \%$$

$$\% \text{ morosidad} = \frac{37.753}{238.057} * 100 \%$$

$$\% \text{ morosidad} = 15,86 \%$$

Con este valor se calcula el consto anual por el servicio de gestión de cartera vencida.



*Costo anual por gestión de cartera*

$$= 12 * N^{\circ} \text{ de medidores} * \sum \text{Rubros de gestión de cartera} \\ * \% \text{ morosidad}$$

*Costo anual por gestión de cartera*

$$= 12 * 2.787 * (\$1.34 + \$1.34 + \$2.94 + \$0.36) * 15,86\%$$

*Costo anual por gestión de cartera = \$ 31.716,84*

### **4.3.3 CÁLCULO DEL COSTO ANUAL POR PÉRDIDAS DE ENERGÍA.**

Para realizar el cálculo anual de las pérdidas de energía, se considera el valor calculado en la Tabla 4.6 para el subsistema Azuay-Cañar, en donde la cantidad de energía que se ahorraría por pérdidas de energía es de 46.001,83 kWh; adicionalmente se toma en cuenta que el costo del kWh establecido en el pliego tarifario es de 0,091 \$/kWh para la tarifa Residencial, por lo tanto, se tiene que el costo anual por pérdidas de energía es igual a:

*Costo anual por pérdidas de energía = 12 \* Costo energía \* kWh ahorrados*

$$\text{Costo anual por pérdidas de energía} = 12 * 0,091 \frac{\$}{kWh} * 46.001,83 kWh$$

*Costo anual por pérdidas de energía = \$ 50.234,00*

Al implementar el proyecto los costos anuales del servicio de toma de lecturas, gestión de cartera, pérdidas de energía e inclusive el valor de deuda actual, se transformarían en ingresos debido al ahorro que se tendría al año por la no contratación de estos servicios.

En la Tabla 4.18 se muestra el resumen de los costos durante un periodo de análisis de 5 años de funcionalidad del proyecto.





**TABLA 4.18** Ingresos por implementación de sistemas de medición inteligente (Fuente: elaboración propia).

Año	Recaudación por deuda Actual	Facturación Annual	Costo por Lectura	Costo por Gestión de Cartera	Costo por Pérdidas	Ingresos Totales
0						\$0,00
1	\$142.596,33	\$1.413.698,64	\$1.337,76	\$31.716,84	\$50.234,00	\$1.639.583,57
2		\$1.413.698,64	\$1.337,76	\$31.716,84	\$50.234,00	\$1.496.987,24
3		\$1.413.698,64	\$1.337,76	\$31.716,84	\$50.234,00	\$1.496.987,24
4		\$1.413.698,64	\$1.337,76	\$31.716,84	\$50.234,00	\$1.496.987,24
5		\$1.413.698,64	\$1.337,76	\$31.716,84	\$50.234,00	\$1.496.987,24

En cuanto a los egresos del proyecto, en el año 0 se considera el valor de \$1'151.387 correspondiente a la inversión del proyecto destinado a la Centrosur; sumado a los costos asociados a la capacitación, operación, y mantenimiento de los 2.787 medidores inteligentes, a cargo del personal de campo (1 grupo de tres personas), que estarán a cargo de estas actividades en los años del 1 al 5 de funcionamiento de los sistemas de medición, el detalle se representa en la Tabla 4.19.

**TABLA 4.19** Costo anual por persona operativo (Fuente: Centrosur).

PERSONAL OPERATIVO MANTENIMIENTO SISTEMAS AMI	CANT	SALARIO MENSUAL	DÉCIMO TERCERO MENSUAL	DÉCIMO CUARTO MENSUAL	FONDOS DE RESERVA	APORTE AL IESS (11,15%)	VACACIONES	TOTALANUAL POR PERSONA	TOTAL ANUAL
PERSONAL OPERATIVO	2	\$ 1.395,06	\$ 33,33	\$ 116,26	\$ 116,26	\$ 155,55	\$ 58,13	\$ 17.220,24	\$ 34.440,48
SUPERVISOR	1	\$ 1.706,53	\$ 33,33	\$ 142,21	\$ 142,21	\$ 190,28	\$ 71,11	\$ 21.396,78	\$ 21.396,78
<b>TOTAL</b>									<b>\$ 55.827,36</b>

A estos valores también se suma costo de los planes de datos (\$ 27 mensuales<sup>43</sup>) para la transmisión desde los medidores inteligentes a los concentradores de datos según el siguiente detalle.

<sup>43</sup> Valor de plan de datos ofertado por la operadora móvil CNT.



$$\text{Costo anual plan de datos} = 12 * \text{Costo mensual} * \text{número de medidores AMI}$$

$$\text{Costo anual plan de datos} = 12 * \$ 27,00 * 2778$$

$$\text{Costo anual plan de datos} = \$ 900.072,00$$

Los costos mensuales por reposición y mantenimiento están asociados por el porcentaje de pérdidas no técnicas registradas en el subsistema Azuay\*Cañar, que tiene un valor mensual del 0,16%, por lo que se estima que la cantidad de medidores a ser repuestos por posibles manipulaciones son:

$$\text{Número de medidores manipulados} = 0,16\% * \text{Número de medidores AMI}$$

$$\text{Número de medidores manipulados} = 0,16\% * 2778$$

$$\text{Número de medidores manipulados} = 4,44 \approx 5 \text{ medidores mensuales}$$

Bajo esta consideración el costo por mantenimiento o reposición por los medidores manipulados representaría un valor anual de:

*Costo de mantenimiento anual*

$$= \text{Número de medidores manipulados} * \text{Costo del medidor} * 12$$

$$\text{Costo de mantenimiento anual} = 5 * \frac{1'151.387,07}{2778} * 12$$

$$\text{Costo de mantenimiento anual} = 24.867,97$$

En la Tabla 4.20 se muestran estos valores que corresponden a los egresos que se tendrían durante la funcionalidad del proyecto.



**TABLA 4.20** Egresos por implementación de sistemas de medición inteligente (Fuente: elaboración propia).

Año	Costo de inversión	Costos grupo operativo anual	Costo anual de plan de datos	Costo de Mantenimiento anual	Ingresos Totales
0	\$1.151.387,07				\$1.151.387,07
1		\$55.837,26	\$900.072,00	\$24.867,97	\$980.777,23
2		\$55.837,26	\$900.072,00	\$24.867,97	\$980.777,23
3		\$55.837,26	\$900.072,00	\$24.867,97	\$980.777,23
4		\$55.837,26	\$900.072,00	\$24.867,97	\$980.777,23
5		\$55.837,26	\$900.072,00	\$24.867,97	\$980.777,23

Debido a que el proyecto es de inversión, los valores correspondientes a los ingresos futuros se penalizan con un 6%, sumado al 4% de descuento por la depreciación del dinero se obtiene una tasa de interés (t) del 10%: por tanto, los valores de los ingresos y egresos se modifican por un factor de actualización del 10%, calculado mediante la siguiente expresión:

$$\text{Factor de actualización} = (1 + t)^{-n} \quad \text{ecuación 5.1}$$

Dónde: t = 10% y n = Año de operación

Con los valores de egresos e ingresos que se tendrían para la implementación de los 2.788 medidores AMI en Centrosur, se calcula el Valor Actual Neto (VAN) para medir la rentabilidad absoluta neta del proyecto empleando la siguiente expresión:

$$VAN = \sum_{n=0}^N \frac{In - En}{(1 + t)^{-n}} \quad \text{ecuación 5.2}$$

En donde si el VAN > 0 el proyecto se acepta, caso contrario si el VAN < 0 el proyecto se rechaza.



De igual forma se calcula la Tasa Interna de Retorno (TIR), para medir la rentabilidad por el período de 5 años del proyecto sobre el capital invertido, mediante la siguiente expresión.

$$TIR \rightarrow \sum_{n=0}^N \left( \frac{In}{(1-r)^n} - \frac{En}{(1-r)^n} \right) = 0 \quad \text{ecuación 5.3}$$

En donde si el TIR es mayor a la tasa de interés, el proyecto se acepta.

En la Tabla 4.21 se presenta el cálculo del VAN y TIR, considerando a las parroquias del subsistema Azuay-Cañar como la ubicación óptima para la instalación de los medidores inteligentes.

**TABLA 4.21** Cálculo de indicadores financieros para la instalación de medidores inteligentes en Azuay – Cañar (Fuente: elaboración propia).

Año de operación	Costos totales (\$)	Beneficios Totales (\$)	Factor de actualización 10%	Costos actualizados (\$)	Beneficios actualizados (\$)	Flujo neto de efectivo act. (\$)
0	1.151.387	0	1,000	1.151.387,07	0,00	-1.151.387,07
1	980.777	1.639.584	0,909	891.615,66	1.490.530,52	598.914,85
2	980.777	1.496.987	0,826	810.559,69	1.237.179,54	426.619,84
3	980.777	1.496.987	0,751	736.872,45	1.124.708,67	387.836,22
4	980.777	1.496.987	0,683	669.884,05	1.022.462,43	352.578,38
5	980.777	1.496.987	0,621	608.985,50	929.511,30	320.525,80
<b>Total</b>	<b>6.055.273</b>	<b>7.627.533</b>		<b>4.869.304,42</b>	<b>5.804.392,45</b>	<b>935.088,03</b>

Los indicadores financieros del proyecto son:

<b>VAN=</b>	<b>935.088,03</b>	<b>Se acepta</b>
<b>TIR =</b>	<b>40,06%</b>	<b>Se acepta</b>
<b>B/C =</b>	<b>1,19</b>	<b>Se acepta</b>

Según los valores calculados, los indicadores financieros son aceptables, ya que el VAN es mayor a 0 y el TIR es mayor a la tasa de interés; por lo que bajo la



sugerencia de implementar la instalación de los sistemas de medición inteligente en las parroquias del subsistema Azuay-Cañar, el proyecto es viable.

En la Tabla 4.22 se presenta el cálculo del periodo de recuperación de la inversión en donde se verifica que el P.R.I = 3 años, considerando el flujo neto actualizado calculado en la Tabla 4.20.

**TABLA 4.22** *Cálculo del Período de Recuperación de la Inversión para la instalación de medidores inteligentes en la Centrosur (Fuente: elaboración propia).*

Año	Flujo de Efectivo Actualizado	Saldo Acumulado
0	-1.151.387,07	-1.151.387,07
1	598.914,85	-552.472,22
2	426.619,84	-125.852,37
3	387.836,22	261.983,85
4	352.578,38	614.562,23
5	320.525,80	935.088,03



# CAPÍTULO V.

## CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

Del trabajo realizado se pueden obtener las siguientes conclusiones:

### 5.1 CONCLUSIONES.

La información que actualmente es generada por las Empresas de Distribución a nivel nacional, desde la implementación de los sistemas CIS/CRM (SAP), GIS, ADMS, ERP, OMS, presenta una gran oportunidad de mejora dentro de sus procesos internos, ya que, al emplear mecanismos, como el planteado en este trabajo, ayudan a tomar decisiones de manera mucho más objetiva basadas en datos reales y no en criterios o intuiciones.

Una de las ventajas más importantes de los medidores inteligentes AMI, es la posibilidad de tener una comunicación bidireccional de información, ya que de esta forma es posible no solo obtener lecturas de manera remota, sino también el poder realizar gestión de cartera vencida, detectar fallas por falta de servicio eléctrico, detectar hurtos de energía, etc., que dan una idea clara sobre el estado de la red, mejorando así la planificación del mantenimiento preventivo en el sistema

El disponer de sistemas de medición inteligente AMI, instalados en el sistema de distribución, permite obtener mucha más información sobre el comportamiento en tiempo real de la carga, pudiendo así optimizar y enfocar recursos para la expansión o repotenciación del sistema en lugares donde realmente se lo requiera; ya que en la actualidad varias decisiones siguen tomándose en base a estimaciones de demandas y criterios del personal que es responsable del mantenimiento y la operación de los sistemas de distribución.



Con la implementación de los sistemas de medición inteligente se eliminan los errores humanos asociados a la toma de lecturas de forma manual, cumpliendo de esta forma con los indicadores relacionados a la facturación errada.

El uso de los algoritmos de inteligencia artificial para obtener conocimiento a partir de la información, contribuye de manera significativa en este aspecto, facilitando la toma de decisiones de una organización o empresa; teniendo en cuenta que la información que se obtiene de los medidores inteligentes, muestra el estado real del sistema y presenta una curva de carga real; lo cual involucra la optimización de recursos en los sistemas de transmisión e incluso en los sistemas de generación de energía para la optimización del despacho económico.

En el presente trabajo se vio conveniente utilizar el algoritmo de inteligencia artificial k-means por la forma en la cual se presentó la información obtenida del catastro de clientes. Mediante este algoritmo se pudo segmentarlos sin ningún criterio o intuición de experto; únicamente con el conocimiento adquirido por el algoritmo en base a la información relacionada al consumo mensual promedio del cliente, facturación mensual promedio y deuda actual de los clientes, se pudo determinar las parroquias en las cuales la instalación de estos sistemas es la más adecuada desde el punto de vista económico.

Fue necesario realizar restricciones al catastro de clientes de Centrosur en base a rangos de consumo, facturación y deuda, debido a la gran cantidad de datos y a la variabilidad que estos presentaban, ya que, al momento de ejecutar el algoritmo con todos los datos, no se realizaba una adecuada clusterización debido al ruido que ocasionaban los datos outlayers.

Considerando la cantidad de medidores inteligentes asignados a Centrosur en el proyecto “CONVENIO DE COOPERACIÓN INTERINSTITUCIONAL PARA EL FORTALECIMIENTO DEL SECTOR DE LA DISTRIBUCIÓN ELÉCTRICA”, como resultado de la segmentación y del análisis económico realizado, se determinó que los clientes del subsistema Azuay Cañar, ubicados en las parroquias Yanuncay, San Sebastián, Bellavista y El Batán son los que cumplen con las condiciones de



clusterización establecidas en el algoritmo, por lo que se recomienda que la instalación de sistemas de medición inteligente AMI sea realizada en los 2.787 clientes emplazados en estas parroquias.

Con la instalación de los 2.787 medidores inteligentes en las parroquias sugeridas, se recaudaría de manera mensual el valor aproximado de \$117.808,22 por concepto de facturación por consumo de energía eléctrica; se realizaría la recuperación de \$142.596,33 por cartera vencida, y un ahorro anual de \$50.234,00 anuales por pérdidas de energía en este sector.

El análisis planteado consideraba utilizar el mismo criterio de segmentación de clientes para la instalación de sistemas de medición mediante radiofrecuencia; sin embargo, la Centrosur adoptó como política para la instalación de nuevos servicios y cambio de medidores por manteniendo, la instalación masiva de medidores con tecnología AMR; por lo que realizar el análisis económico de su implementación no sería válido ya que la instalación se la está realizando en toda su área de concesión.

Según los resultados obtenidos con los indicadores VAN Y TIR, se concluye que el proyecto desde el punto de vista económico es viable, con la instalación de los sistemas de medición inteligente a los 2.787 clientes emplazados en las parroquias Yanuncay, San Sebastián, El Batán y Bellavista, pertenecientes al subsistema Azuay-Cañar; recuperando la inversión realizada para la implementación del sistema en el año 3.





## 5.2 RECOMENDACIONES.

1. El medidor inteligente debe cumplir con los requisitos de confiabilidad y seguridad de la información, ya que mediante los datos del consumo de energía se puede obtener información relacionada a la calidad de vida de los clientes, conocer sus costumbres de pago, etc. evitando de esta forma el uso mal intencionado de la información.
2. Se debe verificar que tanto el hardware como el software del sistema de medición inteligente sean compatibles con otras marcas de medidores, para no tener ningún inconveniente al momento de reemplazar un equipo por mantenimiento.
3. Se debe tomar en cuenta cual es el tipo de tecnología que será empleada para la comunicación entre los componentes del sistema de medición inteligente, con el objetivo de facilitar su instalación y optimizar recursos asociados a este componente del sistema.
4. Con la cantidad de datos técnicos y comerciales que se generan actualmente en las Empresas Distribuidoras, es conveniente establecer mecanismos de extracción del conocimiento para utilizar esta información en la mejora y optimización de sus procesos y recursos.
5. A futuro se debería implementar como un plan estratégico, el reemplazo masivo de los sistemas de medición, para instalar sistemas AMI, ya que el beneficio de tener la información en tiempo real del consumo de energía de cada cliente, alimentadores primarios y transformadores de distribución, contribuye notablemente a mejorar la operación y control del sistema eléctrico de potencia.



## REFERENCIAS

- [1] Plan Estratégico 2017-2021, recuperado de <https://www.Centrosur.gob.ec/wp-content/uploads/2018/10/PLAN-ESTRATEGICO-INSTITUCIONAL-2017-2021-APROBADO.pdf>.
- [2] Pérdida de Energía del Sistema kWh, recuperado de <https://www.Centrosur.gob.ec/perdida-de-energia/>.
- [3] Proyecto de Medición Inteligente – Lineamientos del MEER para contratación, recuperado <https://www.Centrosur.gob.ec/wp-content/uploads/2019/09/Anexo-A1.Descripci%C3%B3n-General-del-Proyecto-1.pdf>.
- [4] Plan de reducción de pérdidas de energía eléctrica (PLANREP), recuperado de <https://www.recursosyenergia.gob.ec/plan-de-reduccion-de-perdidas-de-energia-electrica-planrep/>.
- [5] Adquisición e implementación de los productos CIS y CRM, para conformar el sistema comercial único del sector eléctrico ecuatoriano, recuperado de <http://ftp.eeq.com.ec/upload/cis-crm-mdm/Terminos-de-Referencia-CIS-CRM.pdf>.
- [6] Mena. P., (2009), *Control y reducción de pérdidas no técnicas*, (Trabajo Fin de Grado), Universidad Técnica Cotopaxi, Ecuador.
- [7] Muñoz, C., (2012), *Flujo de potencia trifásico para sistemas de distribución*, (Trabajo Fin de Grado) Santiago de Chile, Chile.
- [8] Alvarado, J., (2011), *Diseño de la red de telecomunicaciones para el sistema de medición avanzada (AMI) de energía eléctrica en el centro histórico de la ciudad Cuenca*, (Trabajo Fin de Grado) Universidad de Cuenca.
- [9] Cabrera, J., (2014). *Diseño de la red de telecomunicaciones para el sistema de medición avanzada (AMI) de energía eléctrica en el centro histórico de la ciudad cuenca*. (Trabajo Fin de Grado), Pontificia Universidad Católica del Ecuador, Ecuador.
- [10] Gómez, J., Castán, L., Montero, J., Meneses, J., y García, J. (2015)., *Aplicación de tecnologías de medición avanzada (AMI) como instrumento para reducción de pérdidas*, Boletín IIE, 2015, México.
- [11] Inga, E., Orejuela V., Inga, J., y Arias, D., (2015), *Comunicaciones Celulares para - medición inteligente de energía eléctrica en sistemas de distribución*, Ingenius. N.º10, (julio-diciembre). pp. 21-33. ISSN:1390-650X.



- [12] Corporación Ruta N (2015). Observatorio CT+i: Informe No. 1 Área de oportunidad en Medición Inteligentes. Recuperado desde [www.brainbookn.com](http://www.brainbookn.com).
- [13] Ruiz, M. (2015). *Interoperabilidad entre medidores inteligentes de energía eléctrica residencial*. (Trabajo Fin de Grado), Universidad Politécnica Salesiana sede Quito, Ecuador.
- [14] Mercado de Productos y Servicios, recuperado de [https://www.rutanmedellin.org/images/biblioteca/observatorioci/2015/1\\_ENERGIA/VT\\_MEDICIN\\_INTELIGENTE\\_UPB.pdf](https://www.rutanmedellin.org/images/biblioteca/observatorioci/2015/1_ENERGIA/VT_MEDICIN_INTELIGENTE_UPB.pdf).
- [15] CASO AMI Case05 / ITALIA, recuperado de <https://www.iea-isgan.org/ami-case-case05-italy/>.
- [16] Zheng, J., y Gao, D., (2013), *Smart Meters in Smart Grid: An Overview*, en *IEEE Conference Green Technologies*, Denver, Estados Unidos.
- [17] Erausquin, J. (2019)., *La comunicación en sistemas de medición inteligente*, (Artículo LinkedIn), Universidad Nacional de Ingeniería del Perú, Perú.
- [18] Implementación del sistema de medición avanzada (AMI), recuperado de [https://elepcosa.com.ec/wp-content/uploads/2019/01/invitacion\\_y\\_resumen\\_de\\_proyecto\\_ami\\_v\\_f.pdf](https://elepcosa.com.ec/wp-content/uploads/2019/01/invitacion_y_resumen_de_proyecto_ami_v_f.pdf).
- [19] Cervelion, A., Agredo, G., y Revelo, J., (2018) *Diseño y evaluación de desempeño de la infraestructura AMI para la microrred de la Universidad de Nariño*. (Trabajo Fin de Grado), Universidad de Nariño, Colombia.
- [20] M. A. Gao, (2011), *A Review of Voltage Control in Smart Grid and Smart Metering Technologies on Distribution Networks*, en 46th International Universities' Power Engineering Conference (upec), Soest, Germany, disponible en: <http://ieeexplore.ieee.org/document/6125583/>.
- [21] Aggarwal, A., Kunta , S. y Verma , P. K., (2010), *A Proposed Communications Infrastructure or the Smart Grid*, en *Innovative Smart Grid Technologies (isgt)*, Gaithersburg, Suecia.
- [22] García, J., (2015), *Recent progress in the implementation of AMI projects: Standards and communications technologies*, en *International Conference on Mechatronics, Electronics and Automotive Engineering (icmeae)*, Praga, República Checa.
- [23] Conceptos de tecnología Wimax, recuperado de <https://www.areatecnologia.com/informatica/wimax.html>.
- [24] La vida útil de los MDM, recuperado de [https://primestone.com/la-vida-util-de-los-mdms/#:~:text=El%20sistema%20MDM%20se%20refiere,de%20datos%20a%20largo%20plazo.&text=Ahora%20bien%2C%20dichos%20datos%20son,de%20medici%C3%B3n%20avanzada%20\(AMI\)](https://primestone.com/la-vida-util-de-los-mdms/#:~:text=El%20sistema%20MDM%20se%20refiere,de%20datos%20a%20largo%20plazo.&text=Ahora%20bien%2C%20dichos%20datos%20son,de%20medici%C3%B3n%20avanzada%20(AMI)).



- [25] Quezada, F., (2012), *Análisis Y Modelación de los Procesos, Para la Gestión Comercial y Servicio al Cliente, En la Empresa Eléctrica Regional Centro Sur, basados en la Norma IEC 61968*, (Trabajo Fin de Grado), Universidad de Cuenca, Ecuador.
- [26] Conceptos de ERP, recuperado de <https://www.aner.com/que-es-un-erp.html>.
- [27] Definición de GIS, recuperado de <https://langleruben.wordpress.com>.
- [28] Baumeister, T., (2010), *Literature review on smart grid cyber security*, Technical Report, [online] Disponible: <http://csdl.ics.hawaii.edu/techreports/10-11110-11.pdf>.
- [29] Ponce, J., Torres, A., Quezada, F., Silva, A., Martínez, E., Casali, A., Scheihing, E., Túpac, Y., Torres, M., Ornelas, F., Hernandez, J., Zabala, C., Vakhnia, N., y Pedreño, O. (2014)., *Inteligencia Artificial*, México.
- [30] Russell, S., y Norving, P., (1995)., *Artificial Intelligence: A Modern Approach*, Tercera edición, Universidad de California California Estados Unidos.
- [31] Historia de la Inteligencia Artificial, recuperado de <http://ocw.uc3m.es/ingenieria-telematica/inteligencia-en-redes-de-comunicaciones/material-de-clase-1/01-historia-de-la-inteligencia-artificial>
- [32] ¿Qué es la inteligencia artificial?, recuperado de <https://www.xataka.com/robotica-e-ia/que-inteligencia-artificial>.
- [33] Howson, C., (2013), *Successful Business Intelligence: Unlock the Value of BI & Big Data*, Segunda Edición, New York, Estados Unidos.
- [34] Modelo integral de una solución BI, recuperado de [http://www.muneris.es/business\\_intelligence.html](http://www.muneris.es/business_intelligence.html).
- [35] Muñoz, H., Osorio R., Zúñiga, L., (2016), *Inteligencia de los negocios Clave del éxito en la era de la información*, Universidad del Magdalena, Santa Marta, Colombia.
- [36] Inteligencia de Negocios (BI), recuperado de <https://ingenieriadelsoftwareuah2015.wordpress.com/2015/04/05/inteligencia-de-negocios/>.
- [37] Timarán-Pereira, S. R., Hernández-Arteaga, I., Caicedo-Zambrano, S. J., Hidalgo-Troya, A. y Alvarado Pérez, J. C. (2016), *El proceso de descubrimiento de conocimiento en bases de datos. En Descubrimiento de patrones de desempeño académico con árboles de decisión en las competencias genéricas de la formación profesional (pp. 63-86)*, Bogotá, Colombia.
- [38] Fayyad, U., Piatetsky Shapiro, G., Smyth, P., (1996), *From data mining to knowledge discovery in databases*. AI Magazine Volume 17, California, Estados Unidos.



- [39] Análisis de la información y minería de datos para la toma de decisiones, recuperado de <https://juanvega5.wixsite.com/misite/single-post/2017/12/01/la-miner%C3%ADa-de-datos>.
- [40] Descubre los principales beneficios del 'Machine Learning, recuperado de <https://www.iberdrola.com/innovacion/machine-learning-aprendizaje-automatico>.
- [41] Espino, C., Martínez, X., (2017), *Análisis predictivo: técnicas y modelos utilizados y aplicaciones del mismo - herramientas Open Source que permiten su uso*, (Trabajo Fin de grado), Universitat Oberta de Catalunya, España.
- [42] Trueba Espinosa, A., (2017), *Procesos de análisis no supervisado*, Universidad Autónoma del Estado de México, México.
- [43] Velázquez, R., (2009), *Aprendizaje por transferencia de redes bayesianas*, Instituto Nacional de Astrofísica, Óptica y Electrónica INAOE, México.
- [44] Algoritmos de Clustering, recuperado de <http://www.cs.us.es/~fsancho/?e=230>.
- [45] Molina, J., y García, J., (2006), *Técnicas de Minería de Datos basadas en Aprendizaje Automático*, (Trabajo fin de grado), Universidad Carlos III de Madrid, Madrid, España.
- [46] Redes Neuronales, recuperado de <https://sites.google.com/site/mayinteligenciartificial/unidad-4-redes-neuronales>.
- [47] Conceptos básicos sobre redes neuronales, recuperado de <http://grupo.us.es/gtocoma/pid/pid10/RedesNeuronales.htm>.
- [48] Análisis de datos mediante clustering, recuperado de <https://slashmobility.com/blog/2019/07/clustering-como-obtener-agrupaciones-inherentes-en-los-datos>.
- [49] El algoritmo k-means aplicado a clasificación y procesamiento de imágenes, recuperado de [https://www.unioviado.es/compnum/laboratorios\\_py/kmeans/kmeans.html](https://www.unioviado.es/compnum/laboratorios_py/kmeans/kmeans.html).
- [50] Algoritmos de agrupamiento, recuperado de <https://aprendeia.com/algoritmos-de-clustering-agrupamiento-aprendizaje-no-supervisado/>.



# ANEXOS.



## ANEXO 1.- Extracto de tabla de datos depurada de los clientes ubicados en Azuay y Cañar

Medidor	TConsumo	Tension	Provincia	Canton	Parroquia	Descripcion Tarifa	Tipo Med	Hilos	Grupo de Consumo	Ruralidad	MRU	Carga Contratada	Meses Pendientes	Valor Ultima Factura (USD)	Planillas Pendientes	Deuda Actual (USD)	Promedio Facturacion 6 Meses (USD)	Ultimo Valor a Pagar (USD)	Promedio 12 Meses (kWh)
1000523811	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	VALLE	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	RURAL	0513M167	30.000.000	1	14.16	1	15.46	22.15	14.16	1.122.666.666
85472	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	GIL RAMÍREZ	BT Residencial	Trifásico	4	Residencial	URBANO	0517M014	30.000.000	1	44.24	1	69.33	51.34	44.24	318.4
1000628988	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	VALLE	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	RURAL	0513M167	30.000.000	0	23.44	0	0	31.62	23.44	1.179.230.769
232432	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	GIL RAMÍREZ	BT Residencial	Monofásico	2	Residencial	URBANO	0517M014	30.000.000	0	3.9	0	0	4.23	3.9	107.333.333
2010137647	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	GIL RAMÍREZ	BT Comercial	Monofásico	2	Comercial	URBANO	0517M015	10.000.000	0	17.63	0	0	17.23	17.63	394.615.384
3411453	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	GIL RAMÍREZ	BT Comercial	Trifásico	4	Comercial	URBANO	0517M030	10.000.000	0	125.19	0	0	113.64	125.19	6.326.923.076
6210756	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	VALLE	BT Residencial	Monofásico	2	Residencial	RURAL	0513M153	30.000.000	4	18.75	4	75.99	9.91	18.75	841.333.333
232431	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	GIL RAMÍREZ	BT Comercial	Monofásico	2	Comercial	URBANO	0517M014	10.000.000	3	10.32	4	32.32	10.59	10.32	22.307.692
3411191	Privado	Media	AZUAY	CUENCA	SAN SEBASTI	MT Comercial	Trifásico	4	Comercial	URBANO	5,01E+65	300.000.000	0	0	311	0	319.62	311	2504.61
2010125307	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	GIL RAMÍREZ	BT Residencial	Monofásico	2	Residencial	URBANO	0517M014	30.000.000	0	13.22	0	0	10.64	13.22	926.666.666
2010127016	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	GIL RAMÍREZ	BT Residencial	Monofásico	2	Residencial	URBANO	0517M014	30.000.000	1	26.84	1	26.84	19	26.84	829.230.769
4579287	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	GIL RAMÍREZ	BT Industrial	Trifásico	4	Industrial	URBANO	0517M014	10.000.000	0	29.83	0	0	31.19	29.83	1.229.333.333
2013212682	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	VALLE	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	RURAL	0513M160	30.000.000	1	8.05	1	6.82	8.2	8.05	493.333.333
2013300710	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	SAN SEBASTI	BT Residencial	Trifásico	3	Residencial	URBANO	5,01E+65	30.000.000	0	77.8	0	0	83.14	77.8	5.160.714.285
1000526161	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	GIL RAMÍREZ	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0517M030	30.000.000	1	7.67	1	7.67	6.12	7.67	37.076.923
9245206	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	GIL RAMÍREZ	BT Industrial	Trifásico	4	Industrial	URBANO	5,01E+65	110.000.000	0	327.71	0	0	350.5	327.71	1.689.076.923
2010129978	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	GIL RAMÍREZ	BT Industrial	Monofásico	2	Industrial	URBANO	0517M014	10.000.000	1	90.62	1	90.62	96	90.62	6.791.333.333
5562086	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	GIL RAMÍREZ	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0517M015	10.000.000	1	15.28	1	15.28	20.25	15.28	94
2601016405	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	EL SAGRARIO	BT Comercial	Monofásico	2	Comercial	URBANO	0517M031	10.000.000	1	16.89	1	16.89	18.65	16.89	443.076.923
3635636	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	SAN SEBASTI	BT Residencial	Monofásico	2	Residencial	URBANO	0514M137	30.000.000	0	24.11	0	0	27.52	24.11	152.6
273002	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	VALLE	BT Residencial	Monofásico	2	Residencial	RURAL	0513M168	30.000.000	1	23.08	1	23.08	30.59	23.08	131.6
2010125777	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	GIL RAMÍREZ	BT Comercial	Monofásico	2	Comercial	URBANO	0517M014	10.000.000	1	85.25	1	85.25	92.32	85.25	5.172.666.666
1000540129	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	VALLE	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	RURAL	0513M167	30.000.000	1	5.78	1	4.89	28.46	5.78	1.092.307.692
245900	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	GIL RAMÍREZ	BT Comercial	Monofásico	2	Comercial	URBANO	0517M015	10.000.000	1	15.74	1	11.34	18.57	15.74	455.714.285
84026	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	GIL RAMÍREZ	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0517M030	30.000.000	0	3.78	0	-34.3	6.53	3.78	0.3846153
2012300792	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	SAN SEBASTI	BT Comercial	Trifásico	4	Comercial	URBANO	0514M137	10.000.000	0	13.54	0	0	13.26	13.54	20.6
2010128962	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	GIL RAMÍREZ	BT Residencial	Monofásico	2	Residencial	URBANO	0517M014	30.000.000	1	13.27	1	13.27	17.93	13.27	126.6
2601015233	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	EL SAGRARIO	BT Residencial	Monofásico	2	Residencial	URBANO	0517M031	30.000.000	1	27.45	1	27.45	25.26	27.45	137.6
2015051544	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	GIL RAMÍREZ	BT Comercial	Trifásico	4	Comercial	URBANO	0517M015	10.000.000	0	0	58	0	61.24	0	58
2010130098	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	VALLE	BT Residencial	Monofásico	2	Residencial	RURAL	0513M167	30.000.000	1	55.99	1	55.99	60.08	55.99	3.105.384.615
231116	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	GIL RAMÍREZ	BT Residencial	Monofásico	2	Residencial	URBANO	0517M014	30.000.000	1	31.45	1	31.45	29.61	31.45	213.117.647
2010128866	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	GIL RAMÍREZ	BT Comercial	Monofásico	2	Comercial	URBANO	0517M014	10.000.000	0	54.34	0	0	47.09	54.34	249.6
2601015505	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	EL SAGRARIO	BT Residencial	Monofásico	2	Residencial	URBANO	0517M031	30.000.000	0	21.47	0	0	22.16	21.47	1.122.666.666
87039	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	GIL RAMÍREZ	BT Industrial	Trifásico	4	Industrial	URBANO	5,01E+65	10.000.000	0	15.96	0	0	15.96	15.96	0
2013212607	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	VALLE	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	RURAL	0513M160	30.000.000	1	22.6	1	21.99	21.48	22.6	1.127.333.333
520213061	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	VALLE	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	RURAL	0513M167	30.000.000	0	33.21	0	0	36.47	33.21	1.656.153.846
1946232	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	SAN SEBASTI	BT Comercial	Trifásico	4	Comercial	URBANO	0514M137	10.000.000	2	46.02	2	76.08	40.43	46.02	171
2601038717	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	GIL RAMÍREZ	BT Comercial	Monofásico	2	Comercial	URBANO	0517M015	10.000.000	1	27.87	1	21.89	29.21	27.87	982.307.692
1000627358	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	VALLE	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	RURAL	0513M153	30.000.000	1	7.59	1	7.59	9.07	7.59	81.4
225166	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	GIL RAMÍREZ	BT Comercial	Trifásico	4	Comercial	URBANO	5,01E+65	10.000.000	0	81.08	0	0	85.79	81.08	3.316.153.846
11897646	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	SAN SEBASTI	BT Residencial	Monofásico	2	Residencial	URBANO	0514M137	30.000.000	1	51.4	1	50.95	37.59	51.4	212
245693	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	GIL RAMÍREZ	BT Comercial	Monofásico	2	Comercial	URBANO	0517M030	10.000.000	0	18.25	0	0	10.43	18.25	1.25
231114	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	GIL RAMÍREZ	BT Residencial	Monofásico	2	Residencial	URBANO	0517M014	30.000.000	0	4.17	0	0	4.94	4.17	146.428.571
244923	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	GIL RAMÍREZ	BT Residencial	Monofásico	2	Residencial	URBANO	0517M030	30.000.000	1	36.02	1	36.02	40.67	36.02	270.2
2601014101	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	EL SAGRARIO	BT Residencial	Monofásico	2	Residencial	URBANO	0517M031	30.000.000	1	3.78	1	3.78	4.11	3.78	388.666.666
2013212689	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	VALLE	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	RURAL	0513M160	30.000.000	1	3.62	1	3.62	3.55	3.62	2.076.923
231211	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	GIL RAMÍREZ	BT Residencial	Monofásico	2	Residencial	URBANO	0517M014	30.000.000	2	13.26	2	25.44	6.98	13.26	43.5
2601038272	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	GIL RAMÍREZ	BT Comercial	Monofásico	2	Comercial	URBANO	0517M015	10.000.000	0	39.86	0	0	44.19	39.86	2.158.461.538
1000440584	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	SAN SEBASTI	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0514M137	30.000.000	1	42.07	1	42.07	46.75	42.07	295.2
1000524078	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	VALLE	BT Comercial	Bifásico	3	Comercial	RURAL	0513M167	10.000.000	0	32.83	0	0	36.97	32.83	150.8
287333	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	VALLE	BT Residencial	Monofásico	2	Residencial	RURAL	0513M153	30.000.000	7	3.61	8	24.43	3.53	3.61	3
1000450393	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	GIL RAMÍREZ	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0517M014	30.000.000	1	73.42	1	73.42	79.04	73.42	3.853.333.333
83083	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	GIL RAMÍREZ	BT Comercial	Trifásico	4	Comercial	URBANO	5,01E+66	10.000.000	0	37.71	0	0	51.74	37.71	2.852.142.857
1000454266	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	SAN SEBASTI	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0514M137	30.000.000	1	3.78	1	3.78	3.99	3.78	284.666.666
80279	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	GIL RAMÍREZ	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0517M015	30.000.000	0	65.58	0	0	40.99	65.58	2.041.538.461
2601015487	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	EL SAGRARIO	BT Residencial	Monofásico	2	Residencial	URBANO	0517M031	30.000.000	1	3.63	1	3.63	4.88	3.63	372.307.692
2013212686	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	VALLE	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	RURAL	0513M160	30.000.000	2	9.18	3	19.83	6.15	9.18	603.333.333
1000551627	Privado	Baja	AZUAY	CUENCA	GIL RAMÍREZ	BT Comercial	Bifásico	3	Comercial	URBANO	0517M014	10.000.000	7	48.76	8	354.16	48.29	48.76	3.546.466.666







# ANEXO 2.- Extracto de tabla de datos de depurada de los clientes ubicados en La Troncal

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	U
	Cliente	Medidor	Tconsumo	Tension	Provincia	Canton	Parroquia	Descripcion Tarifa	Tipo Med	Hilos	Grupo de Consumo	Ruralidad	MRU	Carga Contratada	Meses Pendientes	Valor Ultima Factura (USD)	Planillas Pendientes	Deuda Actual (USD)	Promedio Facturacion 6 Meses (USD)	Ultimo Valor a Pagar (USD)	Promedio 12 Meses (kWh)
1	JULIO ALEJANDRO RIVERA FLORES	1,001E+09	Privado	Baja	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0518M308	30.000.000	1	145,1	145,1	50,75	45,1	3.120,625	
2	ALFREDO ARMANDO ALVARADO ARCOS	1,001E+09	Privado	Baja	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0521M249	30.000.000	2	23,49	20,73	31,42	23,49	224	
3	LUIS SANDRO MIRANDA CAGUANA	1,001E+09	Privado	Baja	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0521M147	30.000.000	1	42,38	148,86	47,41	42,38	893	
4	NORMA MARINA SUAREZ CALLE	1,001E+09	Privado	Baja	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0513M231	30.000.000	3	3247,86	3247,86	65,93	81,7	334	
5	NORMA MARINA SUAREZ CALLE	1,001E+09	Privado	Baja	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	BT Comercial	Bifásico	3	Comercial	URBANO	0513M231	30.000.000	3	370,91	4179,46	41,51	70,91	1.839.230.769	
6	LUIS ALBERTO SANCHEZ SANCHEZ	1,001E+09	Privado	Baja	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0521M147	30.000.000	1	14,67	16,17	4,55	4,67	2	
7	LUIS JAVIER LATA SARANGO	1,001E+09	Privado	Baja	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0513M229	30.000.000	1	14,03	14,03	4,81	4,03	20	
8	MARCIA PILAR ROMERO QUIPSILEMA	1,001E+09	Privado	Baja	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0518M130	30.000.000	3	32,22	319,33	26,71	32,22	168	
9	JOSE AURELIO GODOY GODOY	1,001E+09	Privado	Baja	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0512M142	30.000.000	1	14,64	2,09	4,7	4,64	44,8	
10	JUAN ALBERTO DUCHE GALEAS	1,001E+09	Privado	Baja	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0518M130	30.000.000	2	23,11	2,56	27,49	23,11	204	
11	AIDE GERMANIA GRANDA ENCALADA	1,001E+09	Privado	Baja	CAÑAR	LA TRONCAL	MANUEL J. CALLE	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	RURAL	0515M064	30.000.000	0	3,67	0	3,55	3,67	11,2	
12	CARMEN VANESA RANGULO CASTILLO	1E+09	Privado	Baja	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0521M148	30.000.000	3	7,9	4,157	7,97	7,9	64	
13	ROMULO PATRICIO ANGLIO URGILES	1,001E+09	Privado	Baja	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	BT Comercial	Bifásico	3	Comercial	URBANO	0514M292	10.000.000	2	25,17	23,47	19,58	25,17	1.212.666.666	
14	FREDDY MARIANO ALVIA SALVATIERRA	1,001E+09	Privado	Baja	CAÑAR	LA TRONCAL	PANCHO NEGRO	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	RURAL	0517M116	30.000.000	0	25,12	0	22,84	25,12	226	
15	JOSE MATEO GUTIERREZ ORELLANA	1,001E+09	Privado	Baja	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0513M234	30.000.000	1	15,57	212,35	7,49	5,57	88	
16	MARITZA DEL CARMEN ORELLANA PALOME	1,001E+09	Privado	Baja	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0517M122	30.000.000	2	3,96	3,136	5,09	3,96	35	
17	CARLOS LANDI MANUEL	1,001E+09	Privado	Baja	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0518M131	30.000.000	3	31,66	35,32	14,86	16,46	1.214,375	
18	MARJORIE ADRIANA ESPINOZA LLIGUIN	1E+09	Privado	Baja	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0522M051	30.000.000	2	26,71	2126,34	54,46	60,71	245	
19	ZAIGOVER	1E+09	Privado	Baja	CAÑAR	LA TRONCAL	MANUEL J. CALLE	BT Comercial	Bifásico	3	Comercial	RURAL	0515M189	10.000.000	1	139,16	14,67	53,59	39,16	477	
20	ZOLA PAMELA BAQUE ALAY	1,001E+09	Privado	Baja	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0520M089	30.000.000	1	155,12	155,12	62,71	55,12	4.258,125	
21	ZAIGOVER	1E+09	Privado	Baja	CAÑAR	LA TRONCAL	MANUEL J. CALLE	BT Comercial	Bifásico	3	Comercial	RURAL	0515M190	10.000.000	1	32,52	113,95	37,86	32,52	262,625	
22	ZAIGOVER	1E+09	Privado	Baja	CAÑAR	LA TRONCAL	MANUEL J. CALLE	BT Comercial	Bifásico	3	Comercial	RURAL	0515M192	10.000.000	1	123,87	112,54	24,59	23,87	159	
23	LUIS ALBERTO SILVA MOROCHO	1,001E+09	Privado	Baja	CAÑAR	LA TRONCAL	PANCHO NEGRO	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	RURAL	0513M234	10.000.000	0	31,04	0	26,19	31,04	333	
24	JOSE DANIEL TORRES GODOY	1,001E+09	Privado	Baja	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	BT Comercial	Bifásico	3	Comercial	URBANO	0513M231	10.000.000	1	15,93	19,71	31,5	35,93	213	
25	ALIS BEATRIZ CABEZAS NARVAZ	1,001E+09	Privado	Baja	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0512M290	30.000.000	2	24,5	2,878	4,62	4,5	327.857,142	
26	DE DIOS MOINA JUAN	1,001E+09	Privado	Baja	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0515M276	30.000.000	0	3,61	0	3,75	3,61	64.615,384	
27	FRANCISCA HOLANDA OTERO GOROTIZA	1,001E+09	Privado	Baja	CAÑAR	LA TRONCAL	MANUEL J. CALLE	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	RURAL	0515M191	30.000.000	2	30,6	250,67	27,5	30,6	194	
28	LUIS ANTONIO AGUILAR REMACHE	1E+09	Privado	Baja	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0521M150	30.000.000	2	10,18	2,019	12,65	10,18	118	
29	CARMEN ELIZABETH JIMENEZ CABRERA	1,001E+09	Privado	Baja	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0513M113	30.000.000	1	19,95	19,95	16,46	9,95	126	
30	JUAN BAUTISTA INGA LANDI	1,001E+09	Privado	Baja	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0522M051	30.000.000	2	21,94	20,88	25,83	21,94	166	
31	LUIS MARIO POMAVILLA POMAVILLA	1,001E+09	Privado	Baja	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0514M293	30.000.000	1	17,58	15,72	7,01	7,58	79	
32	ESPERANZA DEL ROCIO PALMA CHILAN	1,001E+09	Privado	Baja	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0515M276	10.000.000	0	25,99	0	42,41	25,99	393	
33	EDGAR HERMEL VIVAR MORLA	1,001E+09	Privado	Baja	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0515M275	30.000.000	1	133,97	141,46	31,5	33,97	259	
34	JHON XAVIER JARRO CORREA	1E+09	Privado	Baja	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0521M147	30.000.000	3	31,43	391,94	21,92	31,43	104	
35	GINA MERCEDÉS BRIONES BRAVO	1E+09	Privado	Baja	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	BT Comercial	Bifásico	3	Comercial	URBANO	0513M113	10.000.000	2	289,22	1.854,4	88,42	89,22	6.754,375	
36	RIGOBERTO DE JESUS RIERA JARA	1E+09	Privado	Baja	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0521M150	30.000.000	2	15,7	237,22	25,48	15,7	209	
37	FREDDY ARSALON QUITIJAZCA SANGURIM	1,001E+09	Privado	Baja	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0517M107	30.000.000	1	15,33	16,39	4,91	5,33	16	
38	EDDY MARCELO MALU RODAS	1E+09	Privado	Baja	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0521M151	30.000.000	3	321,6	317,55	35,99	21,6	219	
39	HERMINIA GUEVARA ROSA	1,001E+09	Privado	Baja	CAÑAR	LA TRONCAL	MANUEL J. CALLE	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	RURAL	0515M190	30.000.000	2	4,02	2,09	5,88	4,02	74	
40	LUIS ANTONIO ANDRADE ILESASCAS	17548406	Privado	Media	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	MT Comercial ca	Bifásico	3	Comercial	URBANO	5_01E+43	#####	0	273,58	0	251,48	273,58	1.857	
41	JOSE LEONARDO PUGO GÓMEZ	1E+09	Privado	Baja	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0521M148	30.000.000	4	5,25	4	18,08	4,46	5,25	18
42	CELIA HERMOGENA CORREA CORREA	1E+09	Privado	Baja	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0521M148	30.000.000	2	243,56	2	100,341	43,56	237	
43	DELIA BEATRIZ HERRERA AUCANCELA	1,001E+09	Privado	Baja	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0518M131	30.000.000	1	7,78	7,78	7,67	7,78	68	
44	DELIA BEATRIZ HERRERA AUCANCELA	1,001E+09	Privado	Baja	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0518M131	30.000.000	1	10,19	10,19	11,89	10,19	113	
45	DIEGO EDUARDO CASTRO ARANGO	1,001E+09	Privado	Baja	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0514M295	30.000.000	6	6,86	7,35	3,49	3,86	271.333,333	
46	JOSE RUPERTO MUÑOZ CEDENO	1E+09	Privado	Baja	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0521M148	30.000.000	2	4,57	2,81	4,32	4,57	35	
47	MARLENE VICTORIA CAJAMARCA CAJAMARCA	1,001E+09	Privado	Baja	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0521M148	30.000.000	1	19,69	17,62	10,12	9,69	104	
48	TOMAS ZUÑIGA VILLAGÓMEZ	1,001E+09	Privado	Baja	CAÑAR	LA TRONCAL	MANUEL J. CALLE	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	RURAL	0515M063	30.000.000	0	31,76	0	30,21	31,76	2.826.666.666	
49	JESUS YUNGA MONTESDEOC	1,001E+09	Privado	Baja	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0521M148	30.000.000	0	40,91	0	31,69	40,91	206	
50	ANGEL GILBERTO PAREDES ORTIZ	1,001E+09	Privado	Baja	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	BT Comercial	Bifásico	3	Comercial	URBANO	0521M142	30.000.000	1	125,74	117,98	22,53	25,74	146,2	
51	ISABEL FLOR GÓMEZ	1E+09	Privado	Baja	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0521M148	30.000.000	1	10,87	113,63	12,46	10,87	1.059.285,714	
52	BLANCA ESTHELA POMAVILLA SARMIENTO	1E+09	Privado	Baja	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0521M148	30.000.000	1	16,18	122,77	43,24	16,18	238	
53	MARCO EMILIO RODAS VICUÑA	1,001E+09	Privado	Baja	CAÑAR	LA TRONCAL	MANUEL J. CALLE	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	RURAL	0515M189	30.000.000	0	20,84	0	29,31	20,84	195	
54	VICTOR ANTONIO HERRERA ASPIAZU	1E+09	Privado	Baja	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0								



# ANEXO 3.- Extracto de tabla de datos de depurada de los clientes ubicados en Morona Santiago,

1	Cliente	Medidor	TConsumo	Tension	Provincia	Canton	Parroquia	Descripcion Tarifa	Tipo Med	Hilos	Grupo de Consumo	Ruralidad	MRU	Carga Contratada	Meses Pendientes	Valor Ultima Factura	Planillas Pendientes	Deuda Actual (USD)	Promocion Facturacion 6 Meses	Ultimo Valor a Pagar (USD)	Promedio 12 Meses (kWh)
2	JORGE GUSTAVO SICHIA LANDI	1000589199	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	LOGROÑO	LOGROÑO	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0515M277	30.000.000	0	13.96	0	19.53	13.96	138.2	
3	TELMO IVAN SICHE ORELLANA CALLE	1000469581	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	SUCÚA	SUCÚA	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0519M110	30.000.000	0	21.09	0	19.16	21.09	125	
4	KLEVER IRAN SICHIA LANDA	1000531891	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	LOGROÑO	LOGROÑO	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0515M277	30.000.000	16.45	16.45	6.78	6.45	76		
5	MAYRA ANGELICA CEVALLOS MALDONADO	1000034288	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	SUCÚA	HUAMBI	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	RURAL	0513M236	30.000.000	0	3.94	0	0.34	3.94	29	
6	DORILA ELIZABET ARCHABASA ORTIZ	1000041156	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0516M278	30.000.000	69.42	69.42	150.35	19.67	9.42	1.766.153.846	
7	ANDRES OREGON JOSE	2601003116	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	BT Residencial	Monofásico	2	Residencial	URBANO	0521M286	30.000.000	17.136.58	18.237.29	143.95	136.58	906		
8	ELADIO GUALBERTO MANOABANDA RECALDE	2015001305	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	LOGROÑO	LOGROÑO	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0515M277	30.000.000	1.91	1.91	4.31	3.91	30		
9	RENE EFRAIN ZHICAY LUNA	2015040746	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	LOGROÑO	LOGROÑO	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0515M277	30.000.000	1.933	1.178	22.84	19.33	114		
10	ANTONIO JUAN BOSCO JUANGA GUARI	1000037784	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	MORONA	SEVILLA DON BOSCO	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	RURAL	0511M045	30.000.000	0	3.63	0	0.82	3.63	192.307.692	
11	GABRIELA DE LOS ANGELES PACHECO TELLO	2014227347	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0519M185	30.000.000	2.349	2.688	25.34	34.09	126		
12	MANUEL HUMBERTO BRITO CHUCA	2015032813	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	MORONA	SAN ISIDRO	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	RURAL	0518M006	30.000.000	1.404	1.404	7.74	4.04	946.666.666		
13	LUIS GERARDO ORELLANA ALVAREZ	1000041200	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0516M280	30.000.000	13.86	13.86	16.14	13.86	105		
14	ROSA HERMELIND VASQUEZ SALINAS	1000595572	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	SUCÚA	SANTA MARIANITA DE	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	RURAL	0517M160	30.000.000	14.79	14.79	16.54	14.79	1.681.333.333		
15	COMPANIA TELEVISION DEL PACIFICO TELEO	1001860892	Privado	Media	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	BT Comercial	Bifásico	3	Comercial	URBANO	5.01E-50	30.000.000	5.268.99	5.1186.11	249.92	268.99	2.583		
16	LIGIA MARGOT CRUZ MONTENEGRO	2011120862	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	BT Comercial	Monofásico	2	Comercial	URBANO	0530M334	10.000.000	6.143.31	7.87.88	16.58	14.31	986.666.666		
17	ABEL ANTONIO JARAMILLO CARVAJAL	1000598323	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	BT Comercial	Bifásico	3	Comercial	URBANO	0519M189	10.000.000	11.25	11.19	7.89	11.25	4		
18	TERESA DE JESUS BERMEO REMACHE	1000035826	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	SAN JUAN BO	SAN JUAN BOSCO	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0517M166	30.000.000	1.209	1.2196	16.88	23.09	902.352.941		
19	RAFAEL ANTONIO AMBAMA MACATE	520231659	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	MORONA	SEVILLA DON BOSCO	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	RURAL	0512M245	30.000.000	0	22.26	0	22.25	22.26	143	
20	MANUEL ESPIRITU PASATO SIRANAULA	80059	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	BT Industrial	Bifásico	3	Industrial	URBANO	0518M332	10.000.000	1.305	1.305	4.22	30.5	350		
21	FELIX ARCESIO ORELLANA VALLEJO	1000494695	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0519M188	30.000.000	17.432	17.432	61.04	74.32	3.907.333.333		
22	ZOLA BIANNA ZHUÑO MAITA	1000563931	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	BT Comercial	Bifásico	3	Comercial	URBANO	0519M188	10.000.000	14.767	15.108.01	7.75	7.67	0.6		
23	FAUSTO ALEJANDRO SOTO GOMEZ	1002175488	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	BT Comercial	Bifásico	3	Comercial	URBANO	0519M188	10.000.000	2.183	2.296.64	24.08	18.31	135		
24	MARIA OLIVIA SANJON CARDENAS	1000595674	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0521M286	30.000.000	2.184	2.37.02	20.2	18.4	145		
25	MANUEL MARIA ASITIMBAY CARCHI	2010120859	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	SAN JUAN BO	SAN JUAN BOSCO	BT Residencial	Monofásico	2	Residencial	URBANO	0517M157	30.000.000	6.956	7.29.51	4.49	3.56	31		
26	MIGUEL IGNACIO CASTRO CASTRO	1000486419	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	MORONA	GENERAL PROAÑO	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	RURAL	0521M284	30.000.000	1.858	1.858	7.57	8.58	1.026.153.846		
27	HENRY LUIS RIVADENEIRA FLOR	1000517867	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0520M336	30.000.000	1.504	1.504	11.26	5.04	845.384.615		
28	JOSE JUAN LUCERO INGA	2010122848	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	SAN JUAN BO	SAN JUAN BOSCO	BT Residencial	Monofásico	2	Residencial	URBANO	0517M166	10.000.000	1.404	1.404	5.97	4.04	60		
29	LUIS ALBERTO CONDOM PROCEL	1000037791	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	MORONA	SEVILLA DON BOSCO	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	RURAL	0511M043	30.000.000	17.134	17.134	17.23	17.34	125		
30	CARLOS REMIGIO REMACHE BERMEO	13437459	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	SAN JUAN BO	SAN JUAN BOSCO	BT Residencial	Monofásico	2	Residencial	URBANO	0517M166	10.000.000	1.361	1.361	3.39	3.61	29		
31	EDGAR VINICIO MONTERO ROJAS	2010124898	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	SAN JUAN BO	SAN JUAN BOSCO	BT Residencial	Monofásico	2	Residencial	URBANO	0517M166	30.000.000	18.57	18.57	5.5	8.57	57		
32	JOSE GABRIEL RIVADENEIRA RIVADENEIRA	1000032538	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0516M277	30.000.000	3.561	4.89.85	3.65	5.61	19		
33	RUFPO DIRLANDO GUZMAN JARA	2014221987	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	MORONA	SEVILLA DON BOSCO	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	RURAL	0513M121	30.000.000	2.494	2.105	8.95	4.94	57		
34	SEGUNDO MANUEL JESUS LUGUIN JADAN	2011320404	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0516M278	30.000.000	144.24	144.24	45.47	44.24	378		
35	JOSE MATEOS LANDI SAPATANGA	2010122598	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	SAN JUAN BO	SAN JUAN BOSCO	BT Residencial	Monofásico	2	Residencial	URBANO	0517M166	30.000.000	1.361	1.361	3.71	3.61	8		
36	GABRIEL MARIAS ZABALA ZABALA	1000030081	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	MORONA	SEVILLA DON BOSCO	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	RURAL	0511M043	30.000.000	0.722	0	10.81	7.22	91		
37	LUIS MANUEL CAGUANA CABRERA	1000535865	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	MORONA	SEVILLA DON BOSCO	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	RURAL	0511M042	30.000.000	0.748	0	0.78	7.48	26		
38	CELIA MERCEDES REINOZO MOLINA	1000569024	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	MORONA	RÍO BLANCO	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	RURAL	0517M157	30.000.000	4.227	4.84.91	23.23	22.07	171		
39	WILMA YOLANDA LOPEZ CHOCHO	1000034760	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	MORONA	SEVILLA DON BOSCO	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	RURAL	0511M043	30.000.000	0.3301	0	47.49	33.01	306		
40	ANGEL ENRIQUE CHIMBO SICHIA	2010129523	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	SAN JUAN BO	SAN JUAN BOSCO	BT Residencial	Monofásico	2	Residencial	URBANO	0520M328	30.000.000	17.33	17.33	3.92	7.33	16		
41	FELIPE SALVADOR CAJILEMA LEMACHE	1000486787	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	MORONA	GENERAL PROAÑO	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	RURAL	0521M284	30.000.000	1.588	1.588	49.48	58.89	801		
42	PAULA PETA RIVADENEIRA ZABALA	2014226922	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	MORONA	GENERAL PROAÑO	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	RURAL	0521M284	30.000.000	1.727	1.514	7.3	7.27	305		
43	MARIA ROSA ELVIRA KOJANA DIAZ	1000032347	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0517M128	30.000.000	1	17	17	21.06	17		
44	JUAN ISAIRO VALINIEA VALLEJO	1000534138	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0518M334	30.000.000	1.536	1.536	5.01	5.36	30		
45	JOSE JUAN ALVINO MIRANDA RAMON	2011120184	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	BT Residencial	Monofásico	2	Residencial	URBANO	0521M157	30.000.000	4.263.1	5.99.41	25.53	26.31	177		
46	JULIO ARTURO CARDENAS GARCIA	1000457800	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	GUALAQUIZA	GUALAQUIZA	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0517M157	30.000.000	4.07	0	4.01	4.07	346.952.941		
47	MILTON IBARRO RODRIGUEZ ESPINOZA	1000494821	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	MORONA	GENERAL PROAÑO	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	RURAL	0521M284	30.000.000	1.315	1.315	3.79	3.15	11		
48	JOSE ELIAS CHIRIBOGA BARRERA	1000034517	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0518M332	30.000.000	1.623	1.623	23.23	62.23	546		
49	GUEDELA MARIA LOPEZ RIVADENEIRA	1000511501	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	BT Comercial	Bifásico	3	Comercial	URBANO	0520M334	30.000.000	1.5335	1.5335	65.14	53.35	4.121.538.461		
50	SAUL RIGOBERTO RAMON CARDENAS	83623	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0518M333	30.000.000	1.9052	1.9052	66.9	90.52	585		
51	SAUEL ENRIQUE MOLINA MOLINA	1000507871	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	SANTIAGO	SANTIAGO DE MENDE	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0519M105	30.000.000	3.27.68	3.94.63	22.56	27.68	2.177.333.333		
52	RAFAEL JUAN RIVADENEIRA RIVADENEIRA	82575	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0519M189	30.000.000	1.1537	1.1537	18.59	15.37	1.077.333.333		
53	TEOFILO ANTONIO RUIZ RODRIGUEZ	520224740	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	SANTIAGO	SANTIAGO DE MENDE	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0519M104	30.000.000	3.434	3.212.4	4.62	4.34	41		
54	EPHRAIM JARAMILLO RIVADENEIRA	1000494684	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0519M188	30.000.000	2.1887	2.1884	8.2	18.87	51		
55	MARIA FELIPA ONCE CAJILMA	1000492112	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	SANTIAGO	COPAL	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	RURAL	0520M107	30.000.000	0.26	0	6.39	6.26	59		
56	JOSE ANTONIO CHANALATA CAJAS	1000604784	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	BT Residencial	Bifásico	3	Residencial	URBANO	0521M286	30.000.000	1.367	1.367	32.56	3.67	263		



## ANEXO 4.- Script del programa en Python realizado para la segmentación de los clientes con respecto a su consumo, facturación y deuda (Elaboración Propia)

```
#Developed by Juan Bermeo
#La idea de este programa es poder segmentar los clientes según, su consumo, facturación
y deuda y entender su comportamiento en el mercado
#Copyright© 2021
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
import os
#!pip install ipynb
#!conda install -y nodejs
#!pip install --upgrade jupyterlab
#!jupyter labextension install @jupyter-widgets/jupyterlab-manager
#!jupyter labextension install jupyter-matplotlib
#!jupyter nbextension enable --py widgetsnbextension

df = pd.read_csv('catastro-procesado-morona.csv',encoding = "ISO-8859-1") #Se puede ir
cambiando los archivos

df.columns

#Solo para comprobar el orden de la información del Catastro
df.head()

plt.figure(figsize=(10,6))
plt.title("Frecuencia de Meses Pendientes",fontsize=(18))
sns.axes_style("dark")
sns.violinplot(y=df['Meses Pendientes'])
plt.ylabel("Meses Pendientes",fontsize=(15))
plt.show()

8#Categorizacion por Consumo KWh
Consumo1_60 = df['Promedio 12 Meses (kWh)'][(df['Promedio 12 Meses (kWh)'] <= 60) &
(df['Promedio 12 Meses (kWh)'] >= 0)]
Consumo61_110 = df['Promedio 12 Meses (kWh)'][(df['Promedio 12 Meses (kWh)'] <= 110) &
(df['Promedio 12 Meses (kWh)'] >= 61)]
Consumo111_180 = df['Promedio 12 Meses (kWh)'][(df['Promedio 12 Meses (kWh)'] <= 180) &
(df['Promedio 12 Meses (kWh)'] >= 111)]
Consumo181_310 = df['Promedio 12 Meses (kWh)'][(df['Promedio 12 Meses (kWh)'] <= 310) &
(df['Promedio 12 Meses (kWh)'] >= 181)]
Consumo311_500 = df['Promedio 12 Meses (kWh)'][(df['Promedio 12 Meses (kWh)'] <= 500) &
(df['Promedio 12 Meses (kWh)'] >= 311)]
Consumo501_1000 = df['Promedio 12 Meses (kWh)'][(df['Promedio 12 Meses (kWh)'] <= 1000) &
(df['Promedio 12 Meses (kWh)'] >= 501)]
Consumo_1001 = df['Promedio 12 Meses (kWh)'][(df['Promedio 12 Meses (kWh)'] > 1001)]

x = ['1-60', '61-110', '111-180', '181-310', '311-500', '501-1000', '>1001']
```



```
y =
[ len(Consumo1_60.values), len(Consumo61_110.values), len(Consumo111_180.values), len(Consumo
181_310.values), len(Consumo311_500.values), \
  len(Consumo501_1000.values), len(Consumo_1001.values)]

plt.figure(figsize=(15,6))
sns.barplot(x=x, y=y, palette="rocket")
plt.title("Consumo Promedio 12 Meses por Categorias", fontsize=(18))
plt.xlabel("Rango de Consumo (KWh)", fontsize=(15))
plt.ylabel("Numero de Clientes", fontsize=(15))
plt.show()

#Categorizacion por Facturacion (USD)
facturacion1_20 = df["Promedio Facturacion 6 Meses (USD)"][ (df["Promedio Facturacion 6
Meses (USD)"] >= 0) & (df["Promedio Facturacion 6 Meses (USD)"] <= 20)]
facturacion21_40 = df["Promedio Facturacion 6 Meses (USD)"][ (df["Promedio Facturacion 6
Meses (USD)"] >= 21) & (df["Promedio Facturacion 6 Meses (USD)"] <= 40)]
facturacion41_60 = df["Promedio Facturacion 6 Meses (USD)"][ (df["Promedio Facturacion 6
Meses (USD)"] >= 41) & (df["Promedio Facturacion 6 Meses (USD)"] <= 60)]
facturacion61_100 = df["Promedio Facturacion 6 Meses (USD)"][ (df["Promedio Facturacion 6
Meses (USD)"] >= 61) & (df["Promedio Facturacion 6 Meses (USD)"] <= 100)]
facturacion_101 = df["Promedio Facturacion 6 Meses (USD)"][ (df["Promedio Facturacion 6
Meses (USD)"] > 100)]

ssx = ["0-20", '21-40', '41-60', '61-100', '>100' ]
ssy =
[ len(facturacion1_20.values), len(facturacion21_40.values), len(facturacion41_60.values), le
n(facturacion61_100.values), len(facturacion_101.values)]

plt.figure(figsize=(15,6))
sns.barplot(x=ssx, y=ssy, palette="nipy_spectral_r")
plt.title("Promedio de Facturacion de 6 Meses (USD)", fontsize=(18))
plt.xlabel("Rango", fontsize=(15))
plt.ylabel("Numero de Clientes", fontsize=(15))
plt.show()

#Categorizacion por Deuda (USD)
deuda0 = df["Deuda Actual (USD)"][ (df["Deuda Actual (USD)"] == 0)]
deuda1_10 = df["Deuda Actual (USD)"][ (df["Deuda Actual (USD)"] > 0) & (df["Deuda Actual
(USD)"] <= 10)]
deuda11_30 = df["Deuda Actual (USD)"][ (df["Deuda Actual (USD)"] >= 11) & (df["Deuda
Actual (USD)"] <= 30)]
deuda31_60 = df["Deuda Actual (USD)"][ (df["Deuda Actual (USD)"] >= 31) & (df["Deuda
Actual (USD)"] <= 60)]
deuda61_100 = df["Deuda Actual (USD)"][ (df["Deuda Actual (USD)"] >= 61) & (df["Deuda
Actual (USD)"] <= 100)]
deuda101 = df["Deuda Actual (USD)"][ (df["Deuda Actual (USD)"] >= 101)]

aix = ['Sin Deuda', '1 - 10', '11 - 30', '31 - 60', '61 - 100', '> 100' ]
aiy =
[ len(deuda0.values), len(deuda1_10.values), len(deuda11_30.values), len(deuda31_60.values), l
en(deuda61_100.values), len(deuda101.values)]

plt.figure(figsize=(15,6))
sns.barplot(x=aix, y=aiy, palette="Set2")
plt.title("Deuda Actual (USD)", fontsize=(18))
plt.xlabel("Rango", fontsize=(15))
plt.ylabel("Numero de clientes", fontsize=(15))
plt.show()
```





```
#condiciona el Catastro Para una mejor lectura y procesamiento de los datos
df.columns
print(df.shape)

#df1=df
#Condicion por Consumo KWh, Condicion por Deuda (USD) y Condicion por Facturacion (USD),
respectivamente
df1=df[(df['Promedio 12 Meses (kWh)'] >= 60) & (df['Promedio 12 Meses (kWh)'] <= 300) &\
      (df['Deuda Actual (USD)'] >= 10) & (df['Deuda Actual (USD)'] <= 100) &\
      (df['Promedio Facturacion 6 Meses (USD)'] >= 10) & (df['Promedio Facturacion 6
Meses (USD)'] <= 100)]

df1=df1.dropna() #Elimina Celdas que no contengan datos, generalmente no son muchos,
pero son clientes que no se pueden procesar

#Asegura que los datos sean de tipo Float64
pd.to_numeric(df1['Promedio 12 Meses (kWh)'])
pd.to_numeric(df1['Promedio Facturacion 6 Meses (USD)'])
pd.to_numeric(df1['Deuda Actual (USD)'])

print(df1.shape)
df1.head()

2#Grafica todos las muestra en un espacio muestral en 3 dimensiones.
from mpl_toolkits.mplot3d import Axes3D

sns.set_style("white")
fig = plt.figure(figsize=(30,30))
ax = fig.add_subplot(111, projection='3d')
ax.scatter(df1['Promedio Facturacion 6 Meses (USD)'], df1['Promedio 12 Meses (kWh)'],
df1['Deuda Actual (USD)'], c='blue', s=30)
ax.view_init(20, 210)
plt.xlabel("Promedio Facturacion 6 Meses (USD)",fontsize=(25))
plt.ylabel("Promedio 12 Meses (KWh)",fontsize=(25))
ax.set_zlabel('Deuda Actual (USD)',fontsize=(25))
plt.show()

#Elimina Columnas que no son necesarias en nuestro catastro
df1.drop(["Meses Pendientes"], axis = 1, inplace=True)
df1.drop(["Valor Ultima Factura (USD)"], axis = 1, inplace=True)
df1.drop(["Planillas Pendientes"], axis = 1, inplace=True)
df1.drop(["Ultimo Valor a Pagar (USD)"], axis = 1, inplace=True)

df1.shape

df1.columns

from sklearn.cluster import KMeans

wcss = []
for k in range(1,11):
    kmeans = KMeans(n_clusters=k, init="k-means++")
    kmeans.fit(df1.iloc[:,14:])
    wcss.append(kmeans.inertia_)
plt.figure(figsize=(12,6))
plt.grid()
plt.plot(range(1,11),wcss, linewidth=2, color="red", marker ="8")
plt.xlabel("K Value",fontsize=(15))
plt.xticks(np.arange(1,11,1))
```



```
plt.ylabel("WCSS",fontsize=(15))
plt.show()

km = KMeans(n_clusters=4)
clusters = km.fit_predict(df1.iloc[:,14:])
df1["label"] = clusters

from mpl_toolkits.mplot3d import Axes3D
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
import pandas as pd
#import ipyml

from matplotlib import interactive
interactive(True)

%matplotlib qt
%matplotlib inline
#Puedes comentar la linea anterior y ver la data en 3D

fig = plt.figure(figsize=(30,30))
ax = fig.add_subplot(111, projection='3d')

ax.scatter(df1['Promedio Facturacion 6 Meses (USD)'][df1.label == 0], df1['Promedio 12
Meses (kWh)'][df1.label == 0], df1['Deuda Actual (USD)'][df1.label == 0], c='blue', s=30)
ax.scatter(df1['Promedio Facturacion 6 Meses (USD)'][df1.label == 1], df1['Promedio 12
Meses (kWh)'][df1.label == 1], df1['Deuda Actual (USD)'][df1.label == 1], c='red', s=30)
ax.scatter(df1['Promedio Facturacion 6 Meses (USD)'][df1.label == 2], df1['Promedio 12
Meses (kWh)'][df1.label == 2], df1['Deuda Actual (USD)'][df1.label == 2], c='green',
s=30)
ax.scatter(df1['Promedio Facturacion 6 Meses (USD)'][df1.label == 3], df1['Promedio 12
Meses (kWh)'][df1.label == 3], df1['Deuda Actual (USD)'][df1.label == 3], c='orange',
s=30)
ax.scatter(df1['Promedio Facturacion 6 Meses (USD)'][df1.label == 4], df1['Promedio 12
Meses (kWh)'][df1.label == 4], df1['Deuda Actual (USD)'][df1.label == 4], c='purple',
s=30)
ax.view_init(20, 210) #20,210
plt.xlabel("Promedio Facturacion 6 Meses (USD)",fontsize=(25))
plt.ylabel("Promedio 12 Meses (kWh)",fontsize=(25))
ax.set_zlabel('Deuda Actual (USD)',fontsize=(25))
plt.show()

df1.to_csv('catastro-clustered.csv', index = False)

df1.head()
```



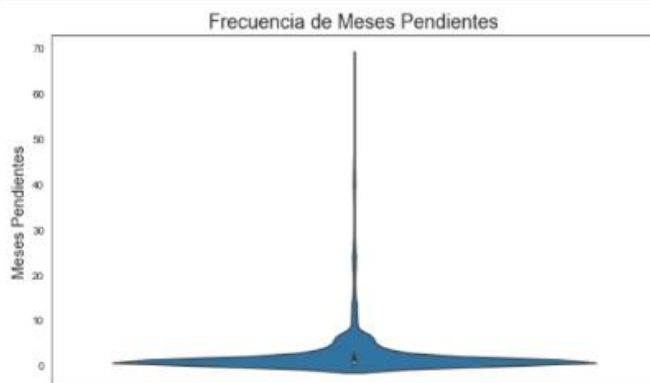
## ANEXO 5.- Captura de pantalla de los resultados obtenidos en Phytion.

Out[31]:

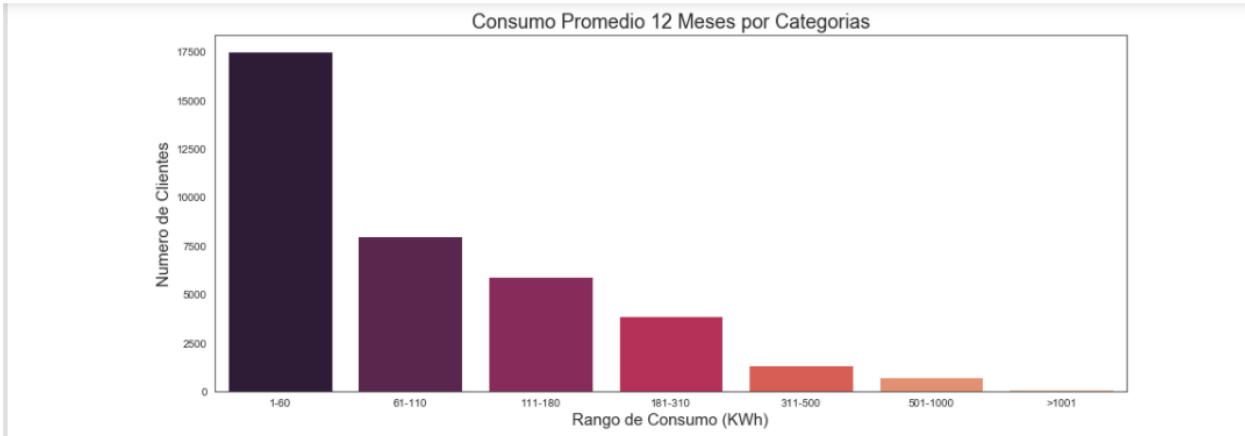
	Cliente	Medidor	TConsumo	Tension	Provincia	Canton	Parroquia	Descripcion Tarifa	Tipo Med	Hilos	...	Ruralidad	MRU	Can Contrata
0	JORGE GUSTAVO SICHÁ LANDI	000000001000589199	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	LOGROÑO	LOGROÑO	BT Residencial	Bifásico	3.0	...	URBANO	0515M277	:
1	TELMO GERARDO ORELLANA CALLE	000000001000469581	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	SUCÚA	SUCÚA	BT Residencial	Bifásico	3.0	...	URBANO	0519M110	:
2	KLEVER IVAN SICHÁ LANDA	000000001000531891	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	LOGROÑO	LOGROÑO	BT Residencial	Bifásico	3.0	...	URBANO	0515M277	:
3	MAYRA ANGELICA CEVALLOS MALDONADO	000000001000034288	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	SUCÚA	HUAMBI	BT Residencial	Bifásico	3.0	...	RURAL	0513M236	:
4	DORILA ELIZABET ARICHABALA ORTIZ	000000001000041156	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	BT Residencial	Bifásico	3.0	...	URBANO	0516M278	:

5 rows × 21 columns

```
In [32]: plt.figure(figsize=(10,6))  
plt.title("Frecuencia de Meses Pendientes",fontsize=(18))
```



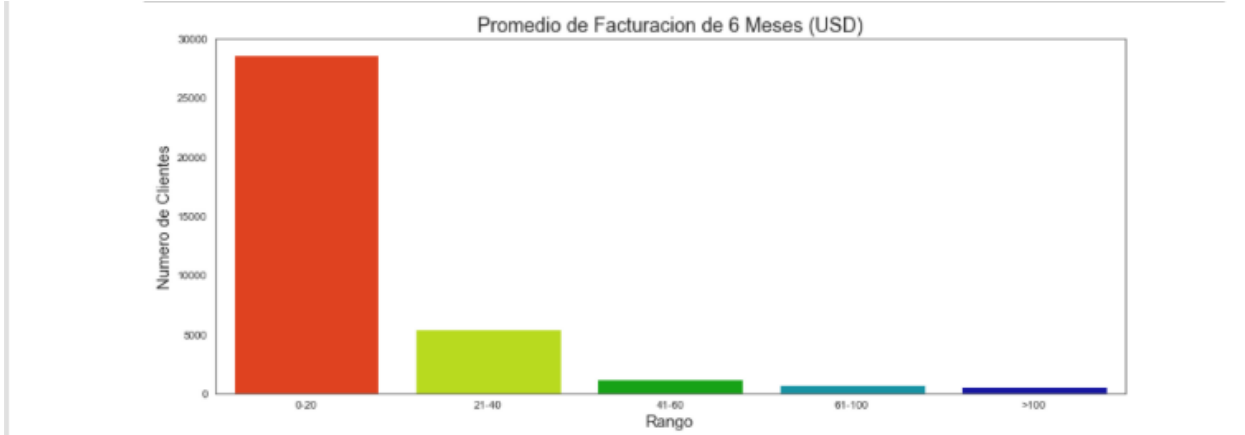
```
In [33]: ##Categorizacion por Consumo kWh  
Consumo1_60 = df['Promedio 12 Meses (kWh)'][(df['Promedio 12 Meses (kWh)'] <= 60) & (df['Promedio 12 Meses (kWh)'] >= 0)]  
Consumo61_110 = df['Promedio 12 Meses (kWh)'][(df['Promedio 12 Meses (kWh)'] <= 110) & (df['Promedio 12 Meses (kWh)'] >= 61)]  
Consumo111_180 = df['Promedio 12 Meses (kWh)'][(df['Promedio 12 Meses (kWh)'] <= 180) & (df['Promedio 12 Meses (kWh)'] >= 111)]  
Consumo181_310 = df['Promedio 12 Meses (kWh)'][(df['Promedio 12 Meses (kWh)'] <= 310) & (df['Promedio 12 Meses (kWh)'] >= 181)]  
Consumo311_500 = df['Promedio 12 Meses (kWh)'][(df['Promedio 12 Meses (kWh)'] <= 500) & (df['Promedio 12 Meses (kWh)'] >= 311)]  
Consumo501_1000 = df['Promedio 12 Meses (kWh)'][(df['Promedio 12 Meses (kWh)'] <= 1000) & (df['Promedio 12 Meses (kWh)'] >= 501)]  
Consumo_1001 = df['Promedio 12 Meses (kWh)'][(df['Promedio 12 Meses (kWh)'] > 1001)]  
  
x = ['1-60', '61-110', '111-180', '181-310', '311-500', '501-1000', '>1001']  
y = [len(Consumo1_60.values), len(Consumo61_110.values), len(Consumo111_180.values), len(Consumo181_310.values), len(Consumo311_500.values),  
len(Consumo501_1000.values), len(Consumo_1001.values)]  
  
plt.figure(figsize=(15,6))  
sns.barplot(x=x, y=y, palette="rocket")  
plt.title("Consumo Promedio 12 Meses por Categorías",fontsize=(18))  
plt.xlabel("Rango de Consumo (kWh)",fontsize=(15))  
plt.ylabel("Numero de Clientes",fontsize=(15))  
plt.show()
```



```
In [34]: #Categorizacion por Facturacion (USD)
facturacion1_20 = df["Promedio Facturacion 6 Meses (USD)"][(df["Promedio Facturacion 6 Meses (USD)"] >= 0) & (df["Promedio Facturacion 6 Meses (USD)"] <= 20)]
facturacion21_40 = df["Promedio Facturacion 6 Meses (USD)"][(df["Promedio Facturacion 6 Meses (USD)"] >= 21) & (df["Promedio Facturacion 6 Meses (USD)"] <= 40)]
facturacion41_60 = df["Promedio Facturacion 6 Meses (USD)"][(df["Promedio Facturacion 6 Meses (USD)"] >= 41) & (df["Promedio Facturacion 6 Meses (USD)"] <= 60)]
facturacion61_100 = df["Promedio Facturacion 6 Meses (USD)"][(df["Promedio Facturacion 6 Meses (USD)"] >= 61) & (df["Promedio Facturacion 6 Meses (USD)"] <= 100)]
facturacion101 = df["Promedio Facturacion 6 Meses (USD)"][(df["Promedio Facturacion 6 Meses (USD)"] > 100)]

ssx = ["0-20", '21-40', '41-60', '61-100', '>100']
ssy = [len(facturacion1_20.values), len(facturacion21_40.values), len(facturacion41_60.values), len(facturacion61_100.values), len(facturacion101.values)]

plt.figure(figsize=(15,6))
sns.barplot(x=ssx, y=ssy, palette="nipy_spectral_r")
plt.title("Promedio de Facturacion de 6 Meses (USD)", fontsize=(18))
plt.xlabel("Rango", fontsize=(15))
plt.ylabel("Numero de Clientes", fontsize=(15))
plt.show()
```

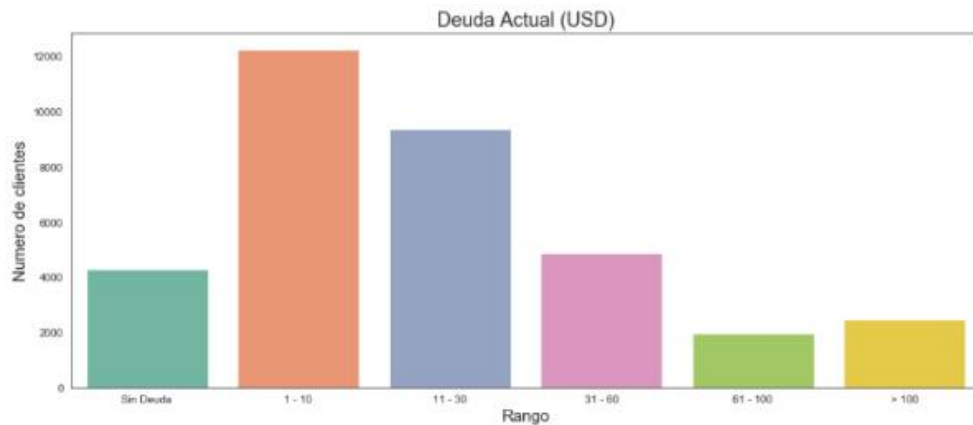


```
In [35]: #Categorizacion por Deuda (USD)
deuda0 = df["Deuda Actual (USD)"][(df["Deuda Actual (USD)"] == 0)]
deuda1_10 = df["Deuda Actual (USD)"][(df["Deuda Actual (USD)"] > 0) & (df["Deuda Actual (USD)"] <= 10)]
deuda11_30 = df["Deuda Actual (USD)"][(df["Deuda Actual (USD)"] >= 11) & (df["Deuda Actual (USD)"] <= 30)]
deuda31_60 = df["Deuda Actual (USD)"][(df["Deuda Actual (USD)"] >= 31) & (df["Deuda Actual (USD)"] <= 60)]
deuda61_100 = df["Deuda Actual (USD)"][(df["Deuda Actual (USD)"] >= 61) & (df["Deuda Actual (USD)"] <= 100)]
deuda101 = df["Deuda Actual (USD)"][(df["Deuda Actual (USD)"] >= 101)]

aix = ['Sin Deuda', '1 - 10', '11 - 30', '31 - 60', '61 - 100', '> 100']
aiy = [len(deuda0.values), len(deuda1_10.values), len(deuda11_30.values), len(deuda31_60.values), len(deuda61_100.values), len(deuda101.values)]

plt.figure(figsize=(15,6))
sns.barplot(x=aix, y=aiy, palette="Set2")
plt.title("Deuda Actual (USD)", fontsize=(18))
plt.xlabel("Rango", fontsize=(15))
plt.ylabel("Numero de clientes", fontsize=(15))
plt.show()
```





```
In [36]: #condicionamos el Catastro Para una mejor lectura y procesamiento de Los datos
df.columns
print(df.shape)

#df1=df
#Condicion por Consumo Kwh, Condicion por Deuda (USD) y Condicion por Facturacion (USD), respectivamente
df1=df[(df['Promedio 12 Meses (kwh)'] >= 60) & (df['Promedio 12 Meses (kwh)'] <= 300) & \
(df['Deuda Actual (USD)'] >= 10) & (df['Deuda Actual (USD)'] <= 100) & \
(df['Promedio Facturacion 6 Meses (USD)'] >= 10) & (df['Promedio Facturacion 6 Meses (USD)'] <= 100)]

df1=df1.dropna() #Eliminamos Celdas que no contengan datos, generalmente no son muchas, pero son clientes que no se pueden proc

#Aseguramos que los datos sean de tipo Float64
pd.to_numeric(df1['Promedio 12 Meses (kwh)'])
pd.to_numeric(df1['Promedio Facturacion 6 Meses (USD)'])
pd.to_numeric(df1['Deuda Actual (USD)'])

print(df1.shape)
df1.head()
```

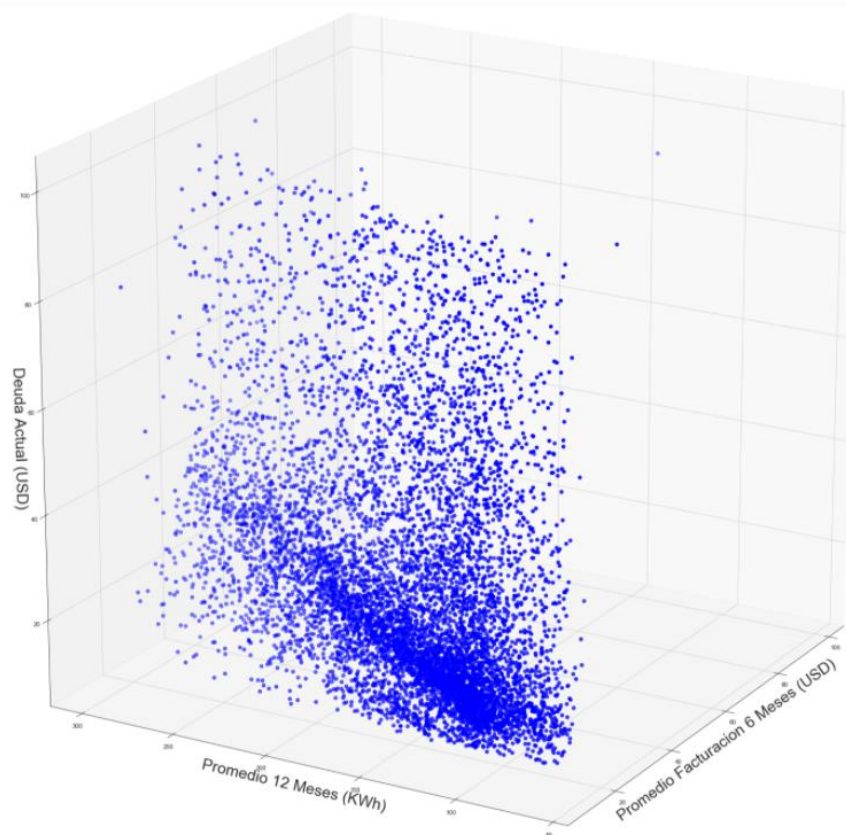
Out[36]:

	Cliente	Medidor	TConsumo	Tension	Provincia	Canton	Parroquia	Descripcion Tarifa	Tipo Med	Hilos	...	Ruralidad	MRU	Cr
7	RENE EFRAIN ZHICAY LUNA	000000002015040746	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	LOGROÑO	LOGROÑO	BT Residencial	Bifásico	3.0	...	URBANO	0515M277	
9	GABRIELA DE LOS ANGELES PACHECO TELLO	000000002014227347	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	BT Residencial	Bifásico	3.0	...	URBANO	0519M185	
11	LUIS GERARDO ORELLANA ALVAREZ	000000001000041200	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	BT Residencial	Bifásico	3.0	...	URBANO	0516M280	
12	ROSA HERMELIND VASQUEZ SALINAS	000000001000595372	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	SUCÚA	SANTA MARIANITA DE JESÚS	BT Residencial	Bifásico	3.0	...	RURAL	0517M160	
14	LIGIA MARGOT CRUZ MONTENEGRO	000000002011120862	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	BT Comercial	Monofásico	2.0	...	URBANO	0520M334	

5 rows x 21 columns

```
In [37]: 2#Graficamos todos las muestra en un espacio muestral en 3 dimensiones.
from mpl_toolkits.mplot3d import Axes3D

sns.set_style("white")
fig = plt.figure(figsize=(30,30))
ax = fig.add_subplot(111, projection='3d')
ax.scatter(df1['Promedio Facturacion 6 Meses (USD)'], df1['Promedio 12 Meses (kWh)'], df1['Deuda Actual (USD)'], c='blue', s=30)
ax.view_init(20, 210)
plt.xlabel("Promedio Facturacion 6 Meses (USD)",fontSize=(25))
plt.ylabel("Promedio 12 Meses (Kwh)",fontSize=(25))
ax.set_zlabel('Deuda Actual (USD)',fontSize=(25))
plt.show()
```



```
In [38]: #Eliminamos Columnas que no son necesarias en nuestro catastro
df1.drop(["Meses Pendientes"], axis = 1, inplace=True)
df1.drop(["Valor Ultima Factura (USD)"], axis = 1, inplace=True)
df1.drop(["Planillas Pendientes"], axis = 1, inplace=True)
df1.drop(["Ultimo Valor a Pagar (USD)"], axis = 1, inplace=True)

df1.shape
```

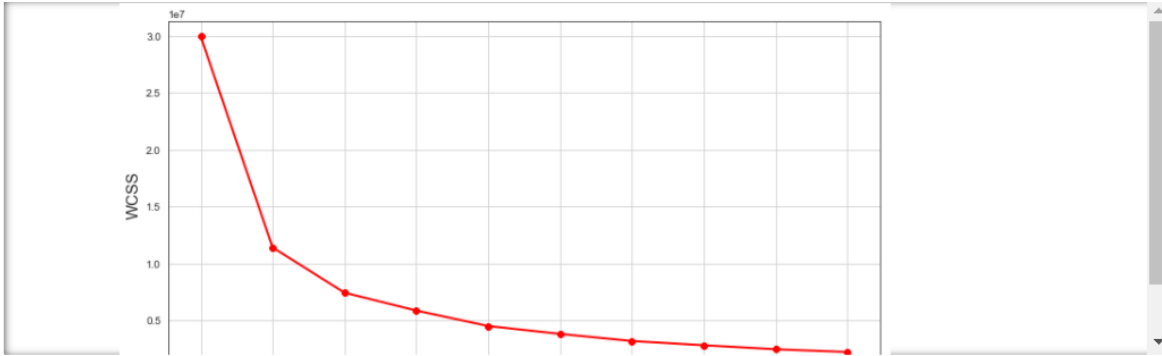
Out[38]: (8412, 17)

```
In [39]: df1.columns
```

```
Out[39]: Index(['Cliente', 'Medidor', 'TConsumo', 'Tension', 'Provincia', 'Canton',
               'Parroquia', 'Descripcion Tarifa', 'Tipo Med', 'Hilos',
               'Grupo de Consumo', 'Ruralidad', 'HRU', 'Carga Contratada',
               'Deuda Actual (USD)', 'Promedio Facturacion 6 Meses (USD)',
               'Promedio 12 Meses (kwh)'],
              dtype='object')
```

```
In [40]: from sklearn.cluster import KMeans

wcss = []
for k in range(1,11):
    kmeans = KMeans(n_clusters=k, init="k-means++")
    kmeans.fit(df1.iloc[:,14:])
    wcss.append(kmeans.inertia_)
plt.figure(figsize=(12,6))
plt.grid()
plt.plot(range(1,11),wcss, linewidth=2, color="red", marker="8")
plt.xlabel("K Value",fontsize=(15))
plt.xticks(np.arange(1,11,1))
plt.ylabel("WCSS",fontsize=(15))
plt.show()
```



```
In [41]: km = KMeans(n_clusters=4)
clusters = km.fit_predict(df1.iloc[:,14:])
df1["label"] = clusters
```

```
In [42]: from mpl_toolkits.mplot3d import Axes3D
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
import pandas as pd
#import ipynb

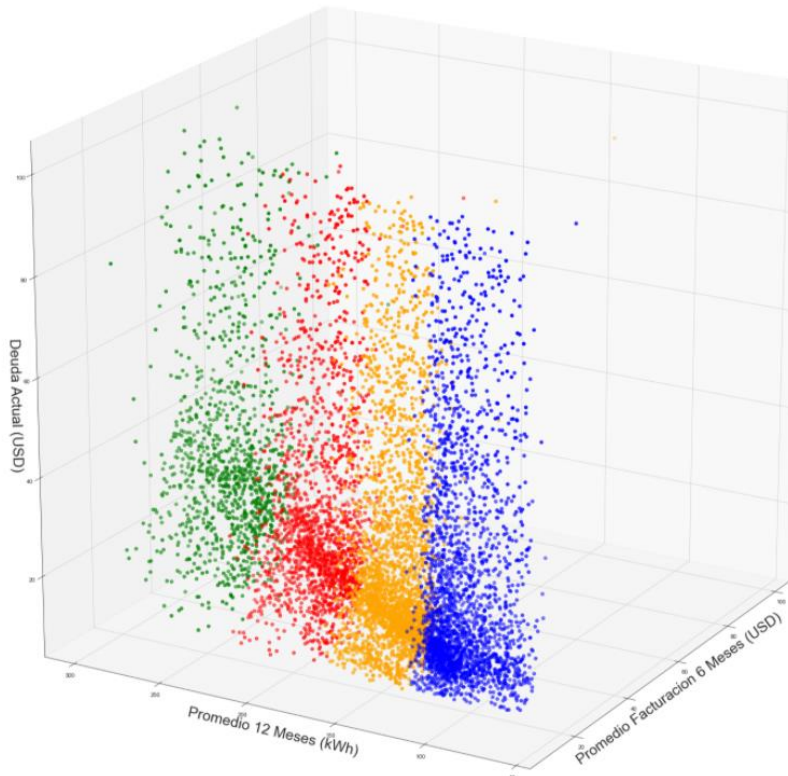
from matplotlib import interactive
interactive(True)

%matplotlib qt
%matplotlib inline
#Puedes comentar La línea anterior y ver la data en 3D

fig = plt.figure(figsize=(30,30))
ax = fig.add_subplot(111, projection='3d')

ax.scatter(df1['Promedio Facturacion 6 Meses (USD)'][df1.label == 0], df1['Promedio 12 Meses (kWh)'][df1.label == 0], df1['Deuda Actual (USD)'][df1.label == 0])
ax.scatter(df1['Promedio Facturacion 6 Meses (USD)'][df1.label == 1], df1['Promedio 12 Meses (kWh)'][df1.label == 1], df1['Deuda Actual (USD)'][df1.label == 1])
ax.scatter(df1['Promedio Facturacion 6 Meses (USD)'][df1.label == 2], df1['Promedio 12 Meses (kWh)'][df1.label == 2], df1['Deuda Actual (USD)'][df1.label == 2])
ax.scatter(df1['Promedio Facturacion 6 Meses (USD)'][df1.label == 3], df1['Promedio 12 Meses (kWh)'][df1.label == 3], df1['Deuda Actual (USD)'][df1.label == 3])
ax.scatter(df1['Promedio Facturacion 6 Meses (USD)'][df1.label == 4], df1['Promedio 12 Meses (kWh)'][df1.label == 4], df1['Deuda Actual (USD)'][df1.label == 4])

ax.view_init(20, 210) #20, 210
plt.xlabel("Promedio Facturacion 6 Meses (USD)",fontsize=(25))
plt.ylabel("Promedio 12 Meses (kWh)",fontsize=(25))
ax.set_zlabel('Deuda Actual (USD)',fontsize=(25))
plt.show()
```





In [43]: `df1.to_csv('catastro-clustered.csv', index = False)`

In [44]: `df1.head()`

Out[44]:

	Cliente	Medidor	TConsumo	Tension	Provincia	Canton	Parroquia	Descripcion Tarifa	Tipo Med	Hilos	Grupo de Consumo	Ruralidad	
7	RENE EFRAIN ZHICAY LUNA	000000002015040746	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	LOGROÑO	LOGROÑO	BT Residencial	Bifásico	3.0	Residencial	URBANO	0515
9	GABRIELA DE LOS ANGELES PACHECO TELLO	000000002014227347	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	BT Residencial	Bifásico	3.0	Residencial	URBANO	0519
11	LUIS GERARDO ORELLANA ALVAREZ	000000001000041200	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	BT Residencial	Bifásico	3.0	Residencial	URBANO	0516
12	ROSA HERMELIND VASQUEZ SALINAS	000000001000595372	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	SUCÚA	SANTA MARIANITA DE JESUS	BT Residencial	Bifásico	3.0	Residencial	RURAL	0517
14	LIGIA MARGOT CRUZ MONTENEGRO	000000002011120862	Privado	Baja	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	BT Comercial	Monofásico	2.0	Comercial	URBANO	0520

In [ ]:

In [ ]:

In [ ]:



## ANEXO 6.- Extracto de los resultados de segmentación de los clientes de Azuay-Cañar (17.090)

Cliente	Medidor	Provincia	Canton	Parroquia	Deuda Actual (USD)	Promedio Facturacion 6 Meses (USD)	Promedio 12 Meses (kWh)	Nro Cluster
LUCIANO GERARDO SANCHEZ PARRA	231116	AZUAY	CUENCA	GIL RAMÍREZ DÁVALOS	31,45	29,61	21,31	0
MARIA DEIFILIA PESANTEZ IDROVO	11897646	AZUAY	CUENCA	SAN SEBASTIÁN	50,95	37,59	212.0	0
JOSE REINALDO ASTUDILLO BANEGAS	244923	AZUAY	CUENCA	GIL RAMÍREZ DÁVALOS	36,02	40,67	270.2	1
MARIA LUZ BRIGIDA ANDRADE SOLANO	1000440584	AZUAY	CUENCA	SAN SEBASTIÁN	42,07	46,75	295.2	1
GALO SANTIAGO PATIÑO ORDOÑEZ	232470	AZUAY	CUENCA	GIL RAMÍREZ DÁVALOS	39,83	39,34	244375,00	2
ITALO MARCELO LIONEL VALLEJO AMBROSI	2412013976	AZUAY	CUENCA	SAN BLAS	28,17	61,42	2926666660000000,00	1
MERCEDES VICTORIA OCHOA SEGARRA	201225074	AZUAY	CUENCA	SAN BLAS	33,19	42,52	199.8	3
MARIO ANTONIO SARMIENTO SARMIENTO	9001810	AZUAY	CUENCA	GIL RAMÍREZ DÁVALOS	80,56	46,97	22266666659999900,00	4
DOLORES PIEDAD RODRIGUEZ VAZQUEZ	2014200273	AZUAY	CUENCA	SAN BLAS	66,87	41,90	2535333333,00	2
FREDDY JAVIER ANDRADE HUIRACOA	2012203509	AZUAY	CUENCA	EL SAGRARIO	39,06	38,31	2665625,00	2
FELIPE ALFREDO MACHUCA BARROS	85285	AZUAY	CUENCA	SAN BLAS	25,55	51,45	284.8	1
JULIA MARIA ASTUDILLO VANEGAS	2014210191	AZUAY	CUENCA	VALLE	15,68	18,48	2069333333000000,00	3
MARCELO ALFONSO WEBSTER COELLO	85104	AZUAY	CUENCA	SAN BLAS	34,81	36,36	2057333333,00	0
BERTHA MARGARITA GAVILANES ESPINOZA	701009066	AZUAY	CUENCA	EL SAGRARIO	45,21	37,59	2715333333000000,00	1
FROILAN SAMUEL ORELLANA PRADO	806005645	AZUAY	CUENCA	VALLE	29,28	34,21	236.4	2
MARIA LUZMILA GUAMAN MUÑOZ	2015024336	AZUAY	CUENCA	CAÑARIBAMBA	30,49	32,14	1875333333,00	3
JOSE JOAQUIN VILLAVICENCIO .	85411	AZUAY	CUENCA	CAÑARIBAMBA	21,59	37,20	206.0	0
FANNY NELLY NIETO BUSTAMANTE	2015030935	AZUAY	CUENCA	CAÑARIBAMBA	28,25	31,28	184.8	3
OLGA DE LA NUBE SALAMEA CORDERO	1000598899	AZUAY	CUENCA	EL SAGRARIO	30,28	31,75	2704428571,00	2
MARIA DORILA ALVAREZ BENALCAZAR	4578929	AZUAY	CUENCA	GIL RAMÍREZ DÁVALOS	34,81	44,56	2379333333000000,00	2
JOSE FAUSTO CABRERA RIVERA	5000939	AZUAY	CUENCA	SAN BLAS	35,43	29,94	295.0	1
ANA CARLINA BARRERO ALARCON	806007066	AZUAY	CUENCA	SAN BLAS	44,24	43,51	25306666659999900,00	2
JULIO CESAR BERMEO MEJIA	2012300985	AZUAY	CUENCA	SAN BLAS	21,21	21,87	1992666666,00	3
MARIA DORILA ALVAREZ BENALCAZAR	244885	AZUAY	CUENCA	GIL RAMÍREZ DÁVALOS	22,94	35,84	1819333333000000,00	3



FELIX GOMEZ CHIRIBOGA	10004371 03	AZUA Y	CUEN CA	SAN SEBASTIÁN	88,16	43,52	223333333000 0000,00	4
LUIS GONZALO GUALLPA HERAS	10004690 89	AZUA Y	CUEN CA	SAN BLAS	22,31	21,80	2291333333,00	0
HOMERO LEDESMA LEDESMA	20150414 85	AZUA Y	CUEN CA	CAÑARIBAMBA	40,08	44,88	2412666665999 9900,00	2
XAVIER FRANCISCO BRITO TELLO	20150096 74	AZUA Y	CUEN CA	CAÑARIBAMBA	48,50	47,83	2729285713999 9900,00	1
MARIA CARMELINA BONILLA MENESES	20150193 72	AZUA Y	CUEN CA	CAÑARIBAMBA	41,58	29,70	184.8	3
CARMEN COLOMBIANA MENDIETA BARRERA	20150459 84	AZUA Y	CUEN CA	SAN BLAS	19,15	21,07	2135333333,00	0
MARIA MERCEDES BRITO SANTOS	10004396 75	AZUA Y	CUEN CA	PACCHA	29,25	33,94	2082666666,00	0
JUAN CARLOS PESANTEZ VALDIVIEZO	20150000 49	AZUA Y	CUEN CA	CAÑARIBAMBA	38,53	41,47	2469333333000 0000,00	2
SONIA MARITZA ABAD GONZALEZ	20150000 62	AZUA Y	CUEN CA	CAÑARIBAMBA	48,50	45,89	2548666665999 9900,00	2
ALFONSO MARIA JIMENEZ AUCAPIÁ'A	10004397 04	AZUA Y	CUEN CA	VALLE	31,97	33,93	2081333333,00	0
MELIDA ESPERANZA TOGRA JARA	20150511 96	AZUA Y	CUEN CA	CAÑARIBAMBA	49,26	45,07	277.16	1
MARIA ANGELES TIMBE ORTIZ	10004810 08	AZUA Y	CUEN CA	CAÑARIBAMBA	42,21	30,78	1856666665999 9900,00	3
GABRIELA ISABEL IÁ'IGUEZ ZUÁ'IGA	20142416 93	AZUA Y	CUEN CA	CAÑARIBAMBA	53,45	51,80	2535384615,00	2
LINA FABIOLA MALDONADO LAZO	10004860 19	AZUA Y	CUEN CA	SAN BLAS	30,81	37,13	201.3	3
EFRAIN GENARO VINTIMILLA IDROVO	10004883 82	AZUA Y	CUEN CA	SAN BLAS	13,50	17,76	210.8	0
BLANCA LUCRECIA CRIOLLO PAÁ'1	10006038 25	AZUA Y	CUEN CA	VALLE	34,14	38,79	2787266666000 0000,00	1
MARIA TERESA LOPEZ CARDENAS	20142046 54	AZUA Y	CUEN CA	SAN BLAS	55,56	50,54	283.6	1
ROSA LEONOR RODRIGUEZ YANZA	1603142	AZUA Y	CUEN CA	CAÑARIBAMBA	18,17	23,42	1897333333,00	3
MARIA FLORESMILA PATIÁ'O JADAN	20150096 75	AZUA Y	CUEN CA	CAÑARIBAMBA	42,58	54,01	274.2	1
JULIO RENE SEMPETEQU JARAMILLO	10004977 28	AZUA Y	CUEN CA	CAÑARIBAMBA	35,93	36,39	223.8	0
JORGE ROBERTO LOYA CHILUISA	20111136 69	AZUA Y	CUEN CA	MACHÁ'NGAR A	29,31	31,15	2011428571,00	3
IGNACIO ROJAS ROJAS	52020907 5	AZUA Y	CUEN CA	LLACAO	29,72	30,74	2012142856999 9900,00	3
MANUEL JESUS GOMEZ ROCANO	20142230 25	AZUA Y	CUEN CA	PACCHA	10,36	17,65	192.4	3
CARMEN ELVIRA VANEGAS TENESACA	20143013 05	AZUA Y	CUEN CA	SAN BLAS	31,30	33,47	2228266665999 9900,00	0
ROSAURA SEGOVIA LOZANO	70100832 1	AZUA Y	CUEN CA	SAN BLAS	23,60	23,04	1865333333,00	3
PIEDAD DEL CARMEN ABRIL ABRIL	10005186 22	AZUA Y	CUEN CA	SAN SEBASTIÁN	50,81	47,73	2541333333,00	2
CRISTIAM GREGORIO SAQUICELA GALARZA	245654	AZUA Y	CUEN CA	GIL RAMÍ'NEZ DÁ'VALOS	41,55	52,23	2392307691999 9900,00	2
GUIDO NIVARDO PEÁ'AHERRERA CORONEL	20150478 00	AZUA Y	CUEN CA	CAÑARIBAMBA	30,68	29,89	2189333333000 0000,00	0
CARLOS ENRIQUE PAREDES ROLDAN	83000	AZUA Y	CUEN CA	SAN BLAS	37,65	34,02	2694666666,00	1
ZOILA ALICIA JERVES RODAS	10004977 22	AZUA Y	CUEN CA	CAÑARIBAMBA	36,48	27,62	2863333333,00	1
BERTHA MARLENE TORAL GUERRERO	20142455 79	AZUA Y	CUEN CA	SAN BLAS	41,93	41,43	2479333333000 0000,00	2



BERTHA MARLENE TORAL GUERRERO	2014245580	AZUA Y	CUENCA	SAN BLAS	40,31	44,72	2436666665999900,00	2
LUZ HERMINIA MEJIA PATIÁ'O	2015045976	AZUA Y	CUENCA	SAN BLAS	43,17	35,51	2399333333000000,00	2
ANGEL REMIGIO ESPINOZA AMBROSI	1000453798	AZUA Y	CUENCA	CAÑARIBAMBA	34,91	34,11	2750666666,00	1
VICTOR MANUEL PESANTEZ ORDOÁ'EZ	1000564518	AZUA Y	CUENCA	PACCHA	29,85	37,96	1943333333000000,00	3
MANUEL ADELINO BRAVO ZUÁ'A	1000037082	AZUA Y	CUENCA	CAÑARIBAMBA	38,31	34,57	193.6	3
MERCEDES ISABEL PESANTEZ MANZANO	2015027876	AZUA Y	CUENCA	SAN BLAS	27,75	29,33	2013333333000000,00	3
CARLOS ENRIQUE CUMBE FARFAN	2014216223	AZUA Y	CUENCA	VALLE	28,91	31,18	202.4	3
FAUSTO OSWALDO GUILLEN COELLO	4579039	AZUA Y	CUENCA	SAN BLAS	50,88	57,77	290.0	1
JUAN MANUEL CRIOLLO GUAMAN	2013217136	AZUA Y	CUENCA	SAN BLAS	36,15	35,52	2181333333,00	0
JOSE RAMIRO TUZA QUILLI	1001944863	AZUA Y	CUENCA	VALLE	34,81	38,55	198.4	3
GUIDO ARCANGEL PORTILLA ANDRADE	201214952	AZUA Y	CUENCA	EL SAGRARIO	15,80	48,56	20515384609999900,00	0
MANUEL ADOLFO BARROS SARMIENTO	1000570655	AZUA Y	CUENCA	TURI	22,84	89,85	247.5	2
ISABEL DE JESUS ORDOÁ'EZ QUEZADA	6656805	AZUA Y	CUENCA	MACHÁ'NGAR A	78,91	75,00	27742857139999900,00	1
VLADIMIR SALVADOR IDROVO QUEZADA	2012300352	AZUA Y	CUENCA	CAÑARIBAMBA	77,26	40,30	1840666666,00	4
AUGUSTO CORDERO TORAL	1000534237	AZUA Y	CUENCA	MACHÁ'NGAR A	38,11	52,85	1966428571,00	3
EDMUNDO ANTONIO RAMIREZ CORDERO	83108	AZUA Y	CUENCA	CAÑARIBAMBA	22,12	37,38	18866666659999900,00	3
DAVID ALCIBIADES MOSCOSO PACHECO	1000435983	AZUA Y	CUENCA	CAÑARIBAMBA	56,63	51,55	2955333333000000,00	1
JOSE GERARDO ESQUIVEL REINO	83227	AZUA Y	CUENCA	CAÑARIBAMBA	36,08	35,64	2000666666,00	3
MARIA ELENA CONTRERAS ULLOA	201217200	AZUA Y	CUENCA	CAÑARIBAMBA	34,32	37,85	23306666659999900,00	0
BLANCA ESPERANZA CASTILLO ROMERO	1000032266	AZUA Y	CUENCA	CAÑARIBAMBA	35,28	33,85	1963333333000000,00	3
ANTONIO GUILLERMO MOLINA PESANTEZ	1000435990	AZUA Y	CUENCA	CAÑARIBAMBA	23,75	24,02	1890666666,00	3
WILSON PATRICIO LOJANO CHAPA	1000569069	AZUA Y	CUENCA	TURI	33,51	30,83	2373571428000000,00	2
YOLANDA MARIA BUENO CELLERI	1000465443	AZUA Y	CUENCA	CAÑARIBAMBA	28,55	23,04	1805384615,00	3
ROSA AYORA CARMEN	2015045973	AZUA Y	CUENCA	SAN BLAS	35,87	38,79	202.8	3





## ANEXO 7.- Extracto de los resultados de segmentación de los clientes de La Troncal (6.942)

Cliente	Medidor	Provincia	Canton	Parroquia	Deuda Actual (USD)	Promedio Facturación 6 Meses (USD)	Promedio 12 Meses (kWh)	Etiqueta
ALFREDO ARMANDO ALVARADO ARCOS	1000559070	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	50,73	31,42	224	0
JUAN ALBERTO DUCHE GALEAS	1000559279	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	25,56	27,49	204	0
ROMULO PATRICIO ANGULO URGILES	1000559274	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	34,47	19,58	1.212.666.666	3
CARLOS LANDI MANUEL	1000559241	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	35,32	14,86	1.214.375	3
ZAIGOVER	1000477385	CAÑAR	LA TRONCAL	MANUEL J. CALLE	13,95	37,86	262.625	2
ZAIGOVER	1000454207	CAÑAR	LA TRONCAL	MANUEL J. CALLE	12,54	24,59	159	1
JOSE DANIEL TORRES GOMEZ	1000559275	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	19,71	31,5	213	0
FRANCISCA HOLANDA OTERO GOROTIZA	1000558985	CAÑAR	LA TRONCAL	MANUEL J. CALLE	50,67	27,5	194	0
LUIS ANTONIO AGUILAR REMACHE	1000477429	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	20,91	12,65	118	3
JUAN BAUTISTA INGA LANDI	1000559282	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	50,88	25,83	166	1
EDGAR HERMEL VIVAR MORA	1000558905	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	41,46	31,5	259	2
JHON XAVIER JARRO CORREA	1000477419	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	91,94	21,92	104	3
RIGOBERTO DE JESUS RIERA JARA	1000477133	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	37,22	25,48	209	0
EDDY MARCELO NAULA RODAS	1000477276	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	77,55	29,99	219	0
CELIA HERMOCINA CORREA CORREA	1000454253	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	100	33,41	237	2
DELIA BEATRIZ HERRERA AUCANCELA	1000559030	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	10,19	11,89	113	3
ANGEL GILBERTO PAREDES ORTIZ	1000558973	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	17,98	22,53	146,2	1
ISABEL FLOR GOMEZ	1000454120	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	13,63	12,46	#####	3
BLANCA ESTHELA POMAVILLA SARMIENTO	1000454258	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	22,77	43,24	238	2
VICTOR ANTONIO HERRERA ASPIAZU	1000454118	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	46,09	11,17	151	1
JOSE FELIX CARRASCO SANDOVAL	1000454262	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	22,61	21,19	#####	1
JUAN MATIAS CHUQUI MAYANCELA	1000558869	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	26,11	31,84	209	0
ELSA EMPERATRIZ TROYA PERALTA	1000454257	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	34,06	22,37	160	1
ELIZABETH MARIA GUAMAN ALVACORA	1000454261	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	21,22	31,69	280	2
ARTURO MASACELA PAUCAR	1000559027	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	66,15	17,7	114,8	3





JORGE MILCIADES ZAMBRANO HIDALGO	1000454 249	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	39,32	37,62	274	2
WALTER GEOVANNY DEMERA ROMAN	1000559 071	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	20,5	21,36	199	0
MARIA FRIDOLINA CANTOS PAREDES	1000558 863	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	17,6	28,86	142	1
MARIA FRIDOLINA CANTOS PAREDES	1000559 203	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	35,46	21,75	129	1
MARIA FRIDOLINA CANTOS PAREDES	1000558 864	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	77,03	49,21	2.935.625	2
AMARILIS ANGELITA MORAN CARRERA	1000558 876	CAÑAR	LA TRONCAL	PANCHO NEGRO	32,21	15,78	110	3
BLANCA ESTELA BUESTAN GUAMAN	1000559 151	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	52,19	31,08	202	0
VICENTE MAXIMO ALTAMIRANO ALTAMIRANO	1000463 157	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	36,45	36,97	228	0
WASHINGTON BENJAMIN CABRERA QUISHPE	1000558 979	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	27,83	22,69	140	1
LUIS BENIGNO PIZARRO SUQUI	1000479 919	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	20,48	22,25	138	1
JULIA BOLIVIA CHOGLLO PESANTEZ	1000570 376	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	28,48	33,07	230	2
PATRICIO ALFONSO GUZHÁ'AY MATUTE	1000559 138	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	49,72	29,77	213	0
ALEJANDRO ADALMIRO PATIÁ'O ARIAS	1000479 923	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	11	10,22	91	3
KARIN YADIRA PEÁ'AFIEL GUERRERO	1000559 334	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	64,6	39,27	280	2
MANUEL MARIA ENCALADA ANDRADE	1000605 107	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	66,73	37,66	205	0
LIAO QINGZHOU	1000479 913	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	33,13	20,66	195	0
DEISI ARACELI MORA VELECELA	1000559 129	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	63,89	12,04	106.375	3
MARIA INES DE LA NUBE GONZALEZ AREVALO	1000495 836	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	47,29	22,54	113	3
SEGUNDO AURELIO ORTIZ ORTIZ	1000559 349	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	22,74	20,96	143	1
GLORIA ISABEL BURI MACANCELA	1000559 204	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	25,22	31,56	227	0
ZOILA ISABEL YASCARIBAY GARCIA	1000559 102	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	40,99	27,44	164	1
JAIME ROLANDO CAÑAR FLORES	1000558 893	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	19,24	14,4	120	3
MATILDE GUADALUPE MENDIETA OCHOA	1000558 872	CAÑAR	LA TRONCAL	PANCHO NEGRO	30,42	25,19	209	0
ANGEL ROGERIO JARA MIRANDA	1000454 264	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	61,38	20,01	1.656.875	1
GUIDO FABIAN CORDERO MONTESDEOCA	1000477 279	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	19,1	15,24	105,6	3
WILSON JAVIER LEON HERAS	1000559 107	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	17,86	19,47	125	3
LOURDES ELIZABETH PEÁ'A TENESACA	1000477 422	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	18,64	22,03	125	3
MARINA CONCEPCION SILVA BORJA	1000477 418	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	27,27	10,14	123	3
SANDRA MIRELLA MORAN ARICHAVALA	1000558 903	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	55,11	35,23	231	2
JULIA ESPERANZA CORDOVA VARGAS	1000558 871	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	13,55	23,49	112	3
DIGNA HORTENCIA BRAVO PEÁ'AFIEL	1000559 329	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	53,91	43,57	288,6	2



MIRIAM XIMENA COLCHA LOPEZ	1000558 939	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	27,47	20,2	1.135.714.285	3
WELLINGTON PATRICIO ZURITA AROCA	1000559 008	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	34,53	26,39	180	0
ROMAN ISAIAS MEDINA CARDENAS	1000479 609	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	24,19	22,17	159	1
JORGE HERMINIO GONZALEZ URGILES	1000558 877	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	59,57	27,35	165	1
MARCIA LIDUVINA LEMA AGUILAR	1000559 261	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	28,97	20,3	129	1
MARIA PATRICIA CAICEDO BONE	1000479 924	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	65,42	26,64	179	0
RUTH ESPERANZA CORONEL ORELLANA	1000559 262	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	19,21	15,52	1.283.333.333	1
DIANA DEL PILAR REGALADO SIGUENCIA	1000559 303	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	78,55	28,2	187	0
ELVIS GUZMAN DOMINGUEZ	1000479 614	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	34,39	34,24	1.894.285.714	0
ELVIS GUZMAN DOMINGUEZ	1000479 621	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	22,86	21,12	1.380.714.285	1
LOURDES MIRELLA MAGALLANES CORNEJO	1000586 516	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	36,38	20,77	261	2
ALBERTO GUSTAVINO ENCALADA VASQUEZ	1000530 863	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	27,36	10,11	61	3
NILDA NORA CAMPOVERDE REGALADO	1000570 773	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	36,07	28,95	207	0
JOSE FRANCISCO CELA CHAVEZ	1000586 544	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	21,79	24,49	223	0
MARISABEL PATRICIA GUANANGA LOPEZ	1000570 716	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	17,56	24,17	148	1
RONALD FERNANDO CARDENAS CEDEÑO	1000570 701	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	18,78	10,58	1.775.714.285	0
CESAR OSWALDO AVILA FLORES	1000570 698	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	18,66	26,3	144	1
ANDREA GLADIS GONZALES LARA	1000570 522	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	65,58	25,21	149,4	1
JEFFERSON BIRMAK ESPINOZA ORELLANA	1000570 802	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	21,83	33	176	0
SARA GUILLERMINA BRAVO SAQUICILI	1000570 799	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	82,62	32,87	179	0
MARIA LEONOR ZAMBRANO MONTESDEOCA	1000570 415	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	31,25	22,56	144	1
CARMEN DOLORES ONCE VIVAR	2015019 436	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	30,39	28,92	208	0
BETTY PETRONILA SOLORZANO VILLON	1000570 666	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	55,29	22,81	177	0
CESAR MARCELO ROMO LOYOLA	1000586 515	CAÑAR	LA TRONCAL	LA TRONCAL	42,62	16,85	79.625	3



## ANEXO 8.- Extracto de los resultados de segmentación de los clientes de la Morona Santiago (17.090)

Ciente	Medidor	Provincia	Canton	Parroquia	Deuda Actual (USD)	Promedio Facturacion 6 Meses (USD)	Promedio 12 Meses (kWh)	la b el
RENE EFRAIN ZHICAY LUNA	20150407 46	MORONA SANTIAGO	LOGROÑO	LOGROÑO	17,8	22,84	114	0
GABRIELA DE LOS ANGELES PACHECO TELLO	20142273 47	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	68,98	25,34	126	2
ROSA HERMELIND VASQUEZ SALINAS	10005953 72	MORONA SANTIAGO	SUCÚA	SANTA MARIANITA DE JESÚS	18,94	16,54	##### #	1
FAUSTO ALEJANDRO SOTO GOMEZ	10021754 88	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	29,64	24,08	135	0
MARIA OLIVIA RAMON CARDENAS	10005956 74	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	37,02	20,2	145	0
LUIS ALBERTO CONDOR PROCEL	10000377 91	MORONA SANTIAGO	MORONA	SEVILLA DON BOSCO	17,34	17,23	125	0
CELIA MERCEDES REINOZO MOLINA	10005690 24	MORONA SANTIAGO	MORONA	RÍO BLANCO	84,91	23,23	171	2
MARIA ROSA ELVIRA ROJANA DIAZ	10000323 47	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	17	21,06	155	0
JOSE JUAN ALVINO MIRANDA RAMON	20111201 84	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	99,41	25,53	177	2
SAMUEL ENRIQUE MOLINA MOLINA	10005078 71	MORONA SANTIAGO	SANTIAGO	SANTIAGO DE MÉNDEZ	94,63	22,56	##### #	3
MARCIA BERNARDA GUARTAZACA BAUTISTA	10005980 95	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	12,95	22,65	150	0
ZOILA ESPERANZA ORTEGA ORTEGA	20142101 42	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	18,05	19,07	135	0
ESTHELA TEOLINDA MACERA CARVAJAL	10004697 52	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	22,92	26,65	220	1
ROSA CARMELA NAJAMTAI JUWA	20142242 39	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	28,35	24,96	131	0
GLORIA LUZMILA SARMIENTO URDIALEZ	10005933 46	MORONA SANTIAGO	SUCÚA	SUCÚA	21,55	21,13	139	0
ARCADIO FERNANDO SOLIZ CALLE	10004751 43	MORONA SANTIAGO	SUCÚA	SUCÚA	19,72	29,99	235	3
BLANCA ALEJANDRINA ALVEAR MEJIA	10005247 52	MORONA SANTIAGO	SANTIAGO	SAN FRANCISCO DE CHINIMBIMBI	20,84	21,69	127,8	0
RAIMUNDA BALVINA PIZARRO LEON	10004923 70	MORONA SANTIAGO	LOGROÑO	LOGROÑO	20,32	20,48	117	0
JULIO SANTIAGO ZHINGRI SAQUICELA	10005317 73	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	38,45	28,11	222	1
CAROLA AMANDA MACERA CARVAJAL	10005199 99	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	39,81	28,87	184.076.92 3	1



MARIA DORALIZA GALARZA SAMANIEGO	10005574 35	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	77,34	36,13	266	3
MANUEL SANTOS CHAVEZ YUNGA	10000349 83	MORONA SANTIAGO	MORONA	SEVILLA DON BOSCO	25,59	21,37	168	1
MARIA JUANA BONILLA TIGRE	20142464 02	MORONA SANTIAGO	LOGROÑO	LOGROÑO	25,33	15,44	180	1
LIVIA MARIANA DE JESUS PRADO DAVILA	10004976 21	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	69,69	24,44	182	2
LUIS VICENTE RAMONES RAMONES	20132068 87	MORONA SANTIAGO	SUCÚA	SUCÚA	21,9	20,18	153	0
SEGUNDO EMILIANO CARCHIPULLA ASTUDILLO	10005111 26	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	38,32	36,68	253	3
MIGUEL ANGEL MARQUEZ CALLE	10004947 74	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	13,96	21,24	129	0
SANDRO JOSE RAMONES RAMON	10000401 27	MORONA SANTIAGO	SUCÚA	HUAMBI	53,83	18,98	##### #	2
SEGUNDO JOSE TOLEDO TAPIA	14127167 33	MORONA SANTIAGO	SUCÚA	HUAMBI	26,75	27,88	229	3
FAUSTO RODOLFO PIDRU YAMBISA	20150255 08	MORONA SANTIAGO	MORONA	SEVILLA DON BOSCO	17,95	17,91	128	0
MARCIA DOLORES OREJUELA GALEAS	10004771 74	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	21,07	28,1	209	1
MANUEL CARLOS MARTINEZ BARRERA	10000398 11	MORONA SANTIAGO	SUCÚA	HUAMBI	18,4	31,59	225	1
MARIA GLADIS PEÑA ARANDA VALVERDE	10005055 85	MORONA SANTIAGO	LIMÓN INDANZA	GENERAL LEONIDAS PLAZA GUTIÉRREZ (LIMÓN)	24,76	17,88	148	0
FRANCISCO CUÑAS QUINGUE	10004974 32	MORONA SANTIAGO	MORONA	SAN ISIDRO	27,53	30,09	216	1
FANNY ELEONOR PORTILLA LOPEZ	10000348 98	MORONA SANTIAGO	SUCÚA	HUAMBI	10,91	14,73	112	0
OSWALDO RAMIRO GALLEGOS TACURI	10005250 30	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	32,02	31,58	##### #	3
BRAULIO EDMUNDO GOMEZ YANZA	10005929 40	MORONA SANTIAGO	SUCÚA	SUCÚA	27,02	28,9	203	1
SEGUNDO ALEJANDRO MOROCHO AHOÑA	20142274 92	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	27,75	45,98	242	3
CLARA ESPERANZA FIALLOS VILLEGAS	10005080 64	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	19,56	19,81	##### #	0
NESTOR GONZALO HERMIDA LOPEZ	20132094 36	MORONA SANTIAGO	MORONA	SEVILLA DON BOSCO	69,31	40,08	292	3
ANGEL GUSTAVO BERNAL NECTA	10005605 02	MORONA SANTIAGO	SUCÚA	SUCÚA	18,28	18,79	132	0
MIGUEL ALBERTO TORRES ATIENCIA	10005691 73	MORONA SANTIAGO	SUCÚA	SUCÚA	49,59	35,91	155	2
MIGUEL ANGEL LOJA SUCONOTA	20142107 20	MORONA SANTIAGO	SUCÚA	SUCÚA	21,2	18,75	224	1
KLEVER ALEJANDRO TAPIA LEON	25120002 42	MORONA SANTIAGO	SUCÚA	SUCÚA	87,7	18,66	129	2
CLARA MARIANA SERRANO VILLAVICEN	10005829 89	MORONA SANTIAGO	SUCÚA	SUCÚA	21,47	22	148	0
LUCRECIA AMERICA CHIMBORAZO PEREZ	10021725 89	MORONA SANTIAGO	SUCÚA	SUCÚA	32,63	32,02	281	3



MARIA TRANSITO NAMBEL VIZHÁ'AY	1000464088	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	15,54	16,9	213	1
CARLOS RAMIRO CONDO CHIMBORAZO	1000598349	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	19,2	19,3	150	0
JOAQUIN ADOLFO VELEZ JARAMILLO	1000464858	MORONA SANTIAGO	SANTIAGO	SANTIAGO DE MÉNDEZ	27,31	27,09	##### #	3
MERCI MARIELA DELGADO SARMIENTO	1000036931	MORONA SANTIAGO	SANTIAGO	SANTIAGO DE MÉNDEZ	27,72	35,99	205	1
JUAN BAUTISTA ALVARADO ORDOÑ'EZ	1000032442	MORONA SANTIAGO	MORONA	SEVILLA DON BOSCO	85,68	15,54	##### #	2
NORA ENIT RIVADENEIR TORRES	1000032275	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	18,51	19,28	132	0
LAURO ANGELITO JARA VALVERDE	84840	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	29,04	25,69	##### #	1
OTTO GIOVANNI TORRES ATIENCIA	9004824	MORONA SANTIAGO	SUCÚA	SUCÚA	23,21	23,75	137	0
ROSA INES CAMPOS SANTOS	1000034466	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	43,63	35,22	257	3
WILSON GEOVANNY CARDENAS VERA	1000524426	MORONA SANTIAGO	SANTIAGO	SAN FRANCISCO DE CHINIMBIM I	26,44	28,06	202	1
DINA RAQUEL ESPINOZA CABRERA	2015030094	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	37,14	32,11	242	3
ROMULO HIPOLITO RIERA NARANJO	1000034740	MORONA SANTIAGO	SUCÚA	HUAMBI	36,79	33,14	##### #	3
MIGUEL ANTONIO MARCA ZHICAY	1000513606	MORONA SANTIAGO	SUCÚA	HUAMBI	52,98	21,44	##### #	2
LUIS ALFONSO PAREDES PARRA	1000034738	MORONA SANTIAGO	SUCÚA	HUAMBI	11,33	12,72	136	0
LUISA FABIOLA SANCHEZ JARAMILLO	1000603718	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	48,08	18,36	##### #	0
JUAN BAUTISTA PELAEZ MARIN	1000511462	MORONA SANTIAGO	LIMÓN INDANZA	GENERAL LEONIDAS PLAZA GUTIÉRREZ (LIMÓN)	11,32	11,68	120	0
LAURA LEONOR PATIÁ'O PLACENCIA	1000036358	MORONA SANTIAGO	LIMÓN INDANZA	GENERAL LEONIDAS PLAZA GUTIÉRREZ (LIMÓN)	49,5	28,97	267	3
JUAN GONZALO COLLAGUAZO ASTUDILLO	1000041289	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	15,84	19,32	144	0
MANUEL FAUSTO LASSO LOPEZ	2011113425	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	32,96	35,61	172	1
LUZ ELVIRA CHACON CABRERA	1000504118	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	41,55	17,3	242	3
HUMBERTO MANUEL ANDRADE AMOROSO	2015030093	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	27,99	32,64	275	3
CARLOS HUMBERTO AGUILAR LOJANO	2014213900	MORONA SANTIAGO	MORONA	MACAS	15,15	21,46	142	0