



UNIVERSIDAD TÉCNICA DE COTOPAXI

FACULTAD DE CIENCIAS DE LA INGENIERÍA Y APLICADAS

CARRERA DE INGENIERÍA ELECTROMECAÁNICA

PROPUESTA TECNOLÓGICA

“DIAGNÓSTICO ENERGÉTICO PARA OBTENCIÓN DE LAS CURVAS DE DEMANDA DE LOS BLOQUES A Y B DEL CAMPUS MATRIZ DE LA UNIVERSIDAD TÉCNICA DE COTOPAXI”

Proyecto de Titulación presentado previo a la obtención del Título de Ingeniero en
Electromecánica

Autores:

Andache Guananga Jofre Wladimir

Chávez Contreras Johana Rocío

Tutor Académico:

Ing. Luis Rolando Cruz Panchi M.Sc.

Latacunga – Ecuador

2021



DECLARACIÓN DE AUTORÍA

Nosotros, Andache Guananga Jofre Wladimir y Chávez Contreras Johana Rocío declaramos ser autores de la presente propuesta tecnológica: **“DIAGNÓSTICO ENERGÉTICO PARA OBTENCIÓN DE LAS CURVAS DE DEMANDA DE LOS BLOQUES A Y B DEL CAMPUS MATRIZ DE LA UNIVERSIDAD TÉCNICA DE COTOPAXI”**, siendo el Ing. MSc. Luis Rolando Cruz Panchi tutor del presente trabajo; y eximimos expresamente a la Universidad Técnica de Cotopaxi y a sus representantes legales de posibles reclamos o acciones legales.

Además, certificamos que las ideas, conceptos, procedimientos y resultados vertidos en el presente trabajo investigativo, son de nuestra exclusiva responsabilidad.

Latacunga, agosto 2021

.....
Andache Guananga Jofre Wladimir

CC: 1804919031

.....
Chávez Contreras Johana Rocío

CC: 2300403827



AVAL DEL TUTOR DE PROYECTO DE TITULACIÓN

En calidad de Tutor del Trabajo de Investigación sobre el título: **“DIAGNÓSTICO ENERGÉTICO PARA OBTENCIÓN DE LAS CURVAS DE DEMANDA DE LOS BLOQUES A Y B DEL CAMPUS MATRIZ DE LA UNIVERSIDAD TÉCNICA DE COTOPAXI”**, de Andache Guananga Jofre Wladimir y Chávez Contreras Johana Rocío, estudiantes de la Carrera de Ingeniería Electromecánica, considero que dicho Informe Investigativo cumple con los requerimientos metodológicos y aportes científico-técnicos suficientes para ser sometidos a la evaluación del Tribunal de Validación de Proyecto que el Consejo Directivo de la Facultad de Ciencias de la Ingeniería y Aplicadas de la Universidad Técnica de Cotopaxi designe, para su correspondiente estudio y calificación.

Latacunga, agosto del 2021

Ing. Luis Rolando Cruz Panchi M.Sc.
C.C. 050259517-6



APROBACIÓN DEL TRIBUNAL DE TITULACIÓN

En calidad de Tribunal de Lectores, aprueban el presente Informe Tecnológico de acuerdo a las disposiciones reglamentarias emitidas por la Universidad Técnica de Cotopaxi, y por la Facultad de Ciencias de la Ingeniería y Aplicadas; por cuanto, los postulantes: Andache Guananga Jofre Wladimir y Chávez Contreras Johana Rocío con el título de Proyecto de Titulación: **“DIAGNÓSTICO ENERGÉTICO PARA OBTENCIÓN DE LAS CURVAS DE DEMANDA DE LOS BLOQUES A Y B DEL CAMPUS MATRIZ DE LA UNIVERSIDAD TÉCNICA DE COTOPAXI”**, han considerado las recomendaciones emitidas oportunamente y reúne los méritos suficientes para ser sometido al acto de Sustentación de Proyecto.

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

Latacunga, agosto del 2021

Para constancia firman:

Lector 1 (Presidente)
Ing. Edwin Homero Moreano Martínez M.Sc.
CC: 0502607500

Lector 2
Ing. Cristian Fabian Gallardo Molina M.Sc.
CC: 0502847692

Lector 3
Ing. Veronica Paulina Freire Andrade M.Sc.
CC: 0502056229



AGRADECIMIENTO

En primera instancia agradezco a Dios por guiarme y darme la sabiduría para tomar buenas decisiones y poder cumplir con esta meta tan anhelada, luego a mis padres Segundo y Corina por enseñarme a ser un hombre de bien con sus consejos y ejemplo, siendo el eje principal apoyándome a lo largo de todo este proceso de preparación, también agradezco a mis hermanas por brindarme su gran apoyo incondicional.

A la Universidad Técnica de Cotopaxi y sus docentes que han impartido sus conocimientos dentro de mi formación profesional con una educación de calidad y excelencia. A los compañeros y amigos que conocí en el transcurso de la vida universitaria.

Jofre Andache



AGRADECIMIENTO

Agradezco a Dios por darme la oportunidad de haber concluido este trabajo y las fuerzas para no rendirme en los obstáculos que se presentaron a lo largo de este camino, luego a mis padres José y Marcia por ser esa motivación de seguir adelante y el ejemplo de perseverancia para hacer realidad los sueños.

A la Universidad Técnica de Cotopaxi y sus docentes de manera especial a mi tutor de tesis el Ing. Luis Cruz por su colaboración activa y consejos valiosos en el análisis de datos energéticos. También agradecer a mis compañeros y amigos que de cierta manera formaron parte de este proceso académico.

Johana Chávez



DEDICATORIA

Este trabajo es dedicado principalmente para mis padres y hermanas quienes fueron parte fundamental de este proceso de preparación con su apoyo y consejos para seguir adelante, superando las dificultades que presentó en el trayecto de mi vida universitaria.

También para mis primos Ángel y Lilian quienes me apoyaron durante el inicio de mi vida universitaria. A mi hija Ailin por ser la fuente de inspiración para seguir adelante.

Jofre Andache



DEDICATORIA

Este trabajo es dedicado a mis padres por su gran esfuerzo y consejos. Sobre todo, porque siempre confiaron en mí.

Johana Chávez

ÍNDICE GENERAL

DECLARACIÓN DE AUTORÍA	i
AVAL DEL TUTOR DE PROYECTO DE TITULACIÓN	ii
APROBACIÓN DEL TRIBUNAL DE TITULACIÓN.....	iii
AGRADECIMIENTO	iv
DEDICATORIA.....	vi
ÍNDICE GENERAL	viii
ÍNDICE DE FIGURAS	xi
ÍNDICE DE TABLAS.....	xii
RESUMEN.....	xiv
ABSTRACT	xv
AVAL DE TRADUCCIÓN.....	xvi
1. INFORMACIÓN GENERAL	1
2. INTRODUCCIÓN.....	3
2.1. EL PROBLEMA	3
2.1.1. SITUACIÓN PROBLÉMICA.....	3
2.1.2. FORMULACIÓN DEL PROBLEMA	4
2.3. OBJETO DE ESTUDIO Y CAMPO DE ACCIÓN	4
2.3.1. Objeto de estudio.....	4
2.3.2. Campo de acción	4
2.4. BENEFICIARIOS	5
2.5. JUSTIFICACIÓN	5
2.6. HIPÓTESIS	5
2.7. OBJETIVOS	6
2.7.1. Objetivo general	6
2.7.2. Objetivos específicos.....	6
2.8. SISTEMA DE TAREAS	7
3. MARCO TEÓRICO	9
3.1. ANTECEDENTES	9
3.2. DEMANDA DE ENERGÍA ELÉCTRICA	10
3.3. SITUACIÓN ACTUAL DE LA DEMANDA ELÉCTRICA EN EL ECUADOR	10
3.3.1. Demanda comercial.....	11

3.3.2. Edificios en el sector comercial	11
3.4. CURVA DE LA DEMANDA ELÉCTRICA	12
3.5. DEMANDA	12
3.5.1. Parámetros de la demanda.....	13
3.6. MÉTODOS PARA DETERMINAR LA DEMANDA MÁXIMA	13
3.7. MÉTODOS DE CARACTERIZACIÓN DE LA DEMANDA ENERGÉTICA.....	14
3.7.1. Métodos de ingeniería	15
3.7.2. Métodos estadísticos	15
3.7.3. Métodos artificiales	18
3.7.5. Métodos híbridos.....	20
3.7.6. Métodos basados en la factura	21
3.7.7. Métodos de monitorización.....	21
3.8. Medidor de energía eléctrica.....	22
3.8.1. Tipos de Medidores.....	22
3.8.2. Contadores inteligentes	22
3.8.3. Tendencias de los sistemas de medición inteligente.....	23
3.9. LOS SISTEMAS DE RED INTELIGENTE Y MEDIDORES INTELIGENTES.....	23
Medidor de energía convencional	24
Sistema de medidor inteligente	24
3.10. RECOMENDACIONES TÉCNICAS PARA LA SELECCIÓN DE MEDIDORES INTELIGENTE SEGÚN LA NORMA ANSI.....	24
3.11. ARQUITECTURA DE UN SISTEMA DE MEDICIÓN INTELIGENTE.....	26
4. MATERIALES Y MÉTODOS.....	27
4.1. Declaración de variables	27
4.1.1. Operacionalización de las variables	27
4.1.2. Procedimientos, métodos y materiales	28
4.2. MATERIAL.....	28
4.2.1. La demanda de electricidad en los bloques A y B de la Universidad Técnica de Cotopaxi	28
4.2.2. Instalación de un sistema de medición inteligente en los edificios universitarios	29
4.2.3. Selección de los puntos de medida.....	29
4.2.4. Consideraciones en la selección del medidor inteligente.....	30
4.2.5. Selección del medidor inteligente	31

4.2.6. Selección de los TCs	31
4.2.7 Características técnicas de los equipos seleccionados.....	32
Puesta en marcha del sistema de medición inteligente	35
4.2.9. Software SPSS “Statistics”	36
4.3. MÉTODOS	37
4.3.1. Datos históricos del consumo eléctrico.....	37
4.3.2. Análisis de los datos	39
4.3.3. Distribución normal.....	40
4.3.4. Reconocimiento de anomalías.....	41
4.3.5. Histograma	42
4.3.6. La prueba de bondad de ajuste	43
4.3.7. Ajuste de los datos a la distribución normal	44
4.3.8. Extracción de características	45
5. ANÁLISIS Y DISCUSIÓN DE LOS RESULTADOS	46
5.1. DEMANDA DE CONSUMO ANUAL.....	46
5.1.2. Análisis del consumo energético anual en los edificios institucionales.....	46
5.1.3. Curva de demanda anual típica	49
5.1.4. Pruebas no paramétricas.....	50
5.1.5. Distribución de frecuencia y gráfico de probabilidad normal del conjunto de datos anuales transformados	51
5.2. CURVA DE DEMANDA MENSUAL	53
5.2.1. Curva de demanda mensual típica.....	53
5.2.2. Pruebas no paramétricas para los datos mensuales	56
5.2.3. Distribución de frecuencia y gráficos de probabilidad normal del conjunto de datos mensuales transformados.	56
5.2.4. Análisis de la demanda para los datos originales vs datos transformados	58
5.3. ANÁLISIS DE PRESUPUESTOS	60
5.3.1. Presupuesto.....	60
5.4. ANÁLISIS DE IMPACTOS.....	62
5.4.1. Impacto ambiental	62
5.4.2. Impacto tecnológico	62
5.4.3. Impacto social	62
6. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	63

6.1. CONCLUSIONES	63
6.2 RECOMENDACIONES	65
7. REFERENCIAS	66
8. ANEXOS	69

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 3.1.	Evolución histórica y proyección de usuarios comerciales	11
Figura 3.2.	Ejemplo de perfil de demanda diario	12
Figura 3.3.	Esquema de los métodos de modelización energética	14
Figura 3.4.	Ejemplo de regresión multivariada con dos variables de entrada.....	16
Figura 3.5.	Proceso de predicción convencional.....	18
Figura 3.6.	Arquitectura de una red neuronal.....	19
Figura 3.7.	Evolución del medidor inteligente	23
Figura 3.8.	Arquitecturas de medición de un contador de energía convencional y un Smart meter.....	24
Figura 4.1.	Fotografía de los edificios de la Universidad Técnica de Cotopaxi.	28
Figura 4.2.	Diagrama unifilar del tablero principal de la Universidad Técnica de Cotopaxi.	29
Figura 4.3.	Tablero de distribución principal.	30
Figura 4.4.	Medidor inteligente marca EKM METERING.....	32
Figura 4.5.	TC's de núcleo dividido.....	33
Figura 4.6.	Funcionamiento del nodo inalámbrico Zigbee.	34
Figura 4.7.	Concentrador de datos marca EKM.....	35
Figura 4.8.	Estructura del sistema de medición inteligente.....	35
Figura 4.9.	Interfaz de la plataforma web de los medidores inteligentes.....	36
Figura 4.10.	Interfaz gráfica del software SPSS.	36
Figura 4.11.	Diagrama de flujo de la caracterización de la demanda eléctrica método de distribución normal.....	41
Figura 4.12.	Ilustración de un perfil de carga eléctrica diaria.....	42
Figura 4.13.	Ilustración de datos en un histograma junto a la curva de distribución normal... ..	43
Figura 5.1.	a) Demanda anual del año 2016-2020 y b) Previsión de la demanda por el método de (ARIMA).....	46

Figura 5.2.	Curva anual de demanda de energía eléctrica.....	47
Figura 5.3.	Perfil típico de demanda anual.....	48
Figura 5.4.	Ajuste de los datos a una distribución normal (2016-2020).....	50
Figura 5.5.	Curva típica del conjunto de datos ajustados por la distribución normal estándar para el período de tiempo observado (2016-2020).....	52
Figura 5.6.	Curvas de distribuciones de frecuencia (histogramas) del conjunto de datos brutos ajustado por la distribución de probabilidad normal para el período (2016-2020).....	55
Figura 5.7.	Curvas típicas mensuales de conjuntos de datos transformados período (2016-2020).....	57
Figura 5.8.	Curvas caracterizadas de la demanda eléctrica datos originales y transformados.....	59

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 2.1.	Objetivos y actividades a realizar.....	7
Tabla 3.1.	Resumen de los métodos para el análisis de la demanda.	14
Tabla 3.2.	Ventajas y desventajas del método de ingeniería.	15
Tabla 3.3.	Ventajas y desventajas de los enfoques para la elaboración de perfiles de demanda eléctrica	17
Tabla 3.4.	Ventajas y desventajas del método basado en redes neuronales.	20
Tabla 3.5.	Ventajas y desventajas del método híbrido.	20
Tabla 3.6.	Parámetros principales para medidores de la serie GE I-21.....	25
Tabla 3.7.	Parámetros principales de los medidores de la serie GE KV2c.	26
Tabla 4.1.	Variable independiente.....	27
Tabla 4.2.	Variable dependiente.	27
Tabla 4.3.	Procedimientos, métodos y materiales.	28
Tabla 4.4.	Parámetros eléctricos más importantes en la selección de los medidores.....	30
Tabla 4.5.	Criterios de evaluación de los medidores.....	31
Tabla 4.6.	Corrientes máximas del tablero principal.....	31
Tabla 4.7.	Datos obtenidos de las facturas eléctricas del Año 2016.....	37
Tabla 4.8.	Datos obtenidos de las facturas eléctricas del Año 2017.....	38
Tabla 4.9.	Datos obtenidos de las facturas eléctricas del Año 2018.....	38
Tabla 4.10.	Datos obtenidos de las facturas eléctricas del Año 2019.	39

Tabla 4.11.	Datos obtenidos de las facturas eléctricas del Año 2020.....	39
Tabla 5.1.	Estadísticas descriptivas y resultados de los datos típicos de demanda eléctrica de los años (2016-2020) datos brutos.....	47
Tabla 5.2.	Estadística descriptiva de la variabilidad de la demanda a una escala anual.	48
Tabla 5.3.	Análisis estadístico de la curva de distribución normal datos brutos.	49
Tabla 5.4.	Prueba de ajuste por el método Kolmogorov-Smirnov (K-S).	51
Tabla 5.5.	Estadística descriptiva de los datos transformados a la curva de normalidad.	52
Tabla 5.6.	Estadística descriptiva de la prueba de normalidad de los datos transformados anuales.....	53
Tabla 5.7.	Estadísticas descriptivas y resultados de las pruebas de normalidad para todos los meses datos brutos.	54
Tabla 5.8.	Estadística descriptiva y pruebas de normalidad del conjunto de datos transformados para todos los meses.	56
Tabla 5.9.	Estadística descriptiva de la prueba de normalidad de datos transformados mensual.....	58
Tabla 5.10.	Estadística descriptiva de los datos brutos y normalizados.	59
Tabla 5.11.	Estadística descriptiva de la demanda eléctrica para un año típico en la UTC....	60
Tabla 5.12.	Presupuesto del proyecto.	60
Tabla 5.13.	Lista de equipos y materiales.	61
Tabla 5.14.	Gastos indirectos.	61



UNIVERSIDAD TÉCNICA DE COTOPAXI

FACULTAD DE CIENCIAS DE LA INGENIERÍA Y APLICADAS

TÍTULO: DIAGNÓSTICO ENERGÉTICO PARA OBTENCIÓN DE CURVAS DE DEMANDA DE LOS BLOQUES A Y B DEL CAMPUS MATRIZ DE LA UNIVERSIDAD TÉCNICA DE COTOPAXI

Autores:

Andache Guananga Jofre Wladimir

Chávez Contreras Johana Rocío

RESUMEN

La identificación de los cambios del consumo y el tratamiento de los datos de la demanda eléctrica es un factor esencial para la planificación de proyectos de energías renovables. Los edificios universitarios en la actualidad juegan un papel importante en la demanda de electricidad. Por ello este trabajo propone un método estadístico para la caracterización de las curvas de demanda eléctrica mensuales y anuales, basados en datos históricos recolectados en un periodo de 5 años. Los datos del consumo de energía es la base para resolver servicios energéticos, sin embargo, los datos brutos pueden no ser aplicados directamente en un proceso de optimización; la razón es que contienen datos atípicos y distorsionan la efectividad del método, esto puede conducir a una caracterización inexacta de la demanda eléctrica. El método propuesto se ha centrado en determinar los patrones de demanda eléctrica, la detección de datos típicos y atípicos, el análisis de la variabilidad de la demanda tanto mensual como anual, con el fin de obtener la curva de demanda eléctrica representada con los datos de la demanda máxima, media y mínima para un año típico. Para distinguir estos datos típicos y atípicos de la demanda eléctrica se aplicó el método de la distribución normal esto ha producido un conjunto de datos normalizados. Al igual el método estadístico ha sido validado por pruebas no paramétricas, entre ellos el test de Kolmogorov Smirnov que se empleó para los datos brutos y transformados, al final el test dio un resultado de normalidad satisfactorio. Por lo tanto, el método demostró que caracteriza los datos de la demanda eléctrica con alta confiabilidad y además puede emplearse para el procesamiento de los datos proporcionados por los medidores inteligentes que actualmente se están implementado en la institución.

Palabras claves: curva de demanda, análisis estadístico, cambios de consumo, datos normalizados



TECHNICAL UNIVERSITY OF COTOPAXI
ENGINEERING AND APPLIED SCIENCES SCHOOL

THEME: ENERGY DIAGNOSIS TO OBTAIN DEMAND CURVES OF A AND B BUILDINGS OF THE MAIN CAMPUS OF TECHNICAL UNIVERSITY OF COTOPAXI

Authors:

Andache Guananga Jofre Wladimir

Chávez Contreras Johana Rocío

ABSTRACT

The identification of changes in consumption and the treatment of electricity demand data is an essential factor for planning renewable energy projects. University buildings today play an important role in the demand for electricity. For this reason, this work proposes a statistical method for the characterization of the monthly and annual electricity demand curves, based on historical data collected in a period of 5 years. The energy consumption data is the base for solving energy services, however, the raw data may not be applied directly in an optimization process; the reason is that they contain atypical data and distort the effectiveness of the method, this can lead to an inaccurate characterization of the electricity demand. The proposed method has centered on determining the patterns of electricity demand, the detection of typical and atypical data, the analysis of the variability of both monthly and annual demand, in order to obtain the electricity demand curve represented with the data from the maximum, average and minimum demand for a typical year. To distinguish these typical and atypical data from electricity demand, the normal distribution method was applied, which has produced a set of normalized data. The statistical method has been validated by non-parametric tests, including the Kolmogorov Smirnov test that was used for the raw and transformed data, in the end the test gave a satisfactory normality result. Therefore, the method demonstrated that it characterizes the electricity demand data with high confiability and it can also be used to process data provided by the smart meters that are currently being implemented in the institution.

Keywords: demand curve, statistical analysis, consumption changes, normalized data



Ingeniería
Electromecánica

AVAL DE TRADUCCIÓN

En calidad de Docente del Idioma Inglés del Centro de Idiomas de la Universidad Técnica de Cotopaxi; en forma legal **CERTIFICO** que:

La traducción del resumen al idioma Inglés del proyecto de investigación cuyo título versa: **“DIAGNÓSTICO ENERGÉTICO PARA OBTENCIÓN DE LAS CURVAS DE DEMANDA DE LOS BLOQUES A Y B DEL CAMPUS MATRIZ DE LA UNIVERSIDAD TÉCNICA DE COTOPAXI”** presentado por: **Andache Guananga Jofre Wladimir y Chávez Contreras Johana Rocío**, egresados de la Carrera de: **Ingeniería Electromecánica** pertenecientes a la **Facultad de Ciencias de la Ingeniería y Aplicadas**, lo realizaron bajo mi supervisión y cumple con una correcta estructura gramatical del Idioma.

Es todo cuanto puedo certificar en honor a la verdad y autorizo a los peticionarios hacer usodel presente aval para los fines académicos legales.

Latacunga, agosto del 2021

Atentamente,

LIC. **CECILIA BORJA SARAZAI** ING.
**DOCENTE CENTRO DE IDIOMAS-
UTCCI: 0502161094**



1. INFORMACIÓN GENERAL

Título:

Diagnóstico energético para obtención de las curvas de demanda de los bloques A y B del campus matriz de la Universidad Técnica de Cotopaxi

Tipo de Proyecto Tecnológico:

El tipo de proyecto tecnológico responde al diagnóstico energético para la obtención de la curva de demanda, en base de los datos obtenidos con la finalidad de analizar el comportamiento del consumo eléctrico.

Fecha de inicio:

Abril 2021

Fecha de finalización:

Agosto 2021

Lugar de ejecución:

El proyecto se desarrolla en el Cuarto Eléctrico de la Universidad Técnica de Cotopaxi, campus Matriz, en la Provincia de Cotopaxi, Cantón Latacunga, Parroquia San Felipe.

Facultad que auspicia:

Facultad de Ciencias de la Ingeniería y Aplicadas.

Carrera que auspicia:

Ingeniería Electromecánica

Equipo de trabajo:

Tutor

Apellidos: Cruz Panchi

Nombres: Luis Rolando

Cédula de Identidad: 0502595176

Email: luis.cruz@utc.edu.ec

Ponente 1

Apellidos: Andache Guananga

Nombres: Jofre Wladimir

Cédula de Identidad: 1804919031

Email: jofre.andache9031@utc.edu.ec

Ponente 2

Apellidos: Chávez Contreras

Nombres: Johana Rocio

Cédula de Identidad: 2300403827

Email: johana.chavez3827@utc.edu.ec

Área de Conocimiento:

Tomando como referencia a la norma CINE – UNESCO las áreas de conocimiento del proyecto se detallan continuación:

Campos amplio

330000. Ciencias Tecnológicas

Campos específicos

3306. Ingeniería y Tecnología Eléctricas

3311. Tecnología de la Instrumentación

Campos detallados

3306.02 Aplicaciones Eléctricas

3311.05 Equipos Eléctricos de Control

3311.06 Instrumentos Eléctricos

Línea de investigación:

Eficiencia Energética en Sistemas Electromecánicos y Uso de Fuentes Renovables.

Sub líneas de investigación de la Carrera:

Energética en sistemas electromecánicos y uso de fuentes renovables de energía.

2. INTRODUCCIÓN

2.1. EL PROBLEMA

Una de las principales necesidades energéticas de nuestra institución educativa es la falta de caracterización de la demanda eléctrica que identifique cambios en el consumo de la energía; a pesar de la disponibilidad de datos proporcionados por la empresa suministradora o datos obtenidos por los contadores de energía, si los datos no son previamente analizados con herramientas estadísticas, no forman parte de un sistema que contribuya en la planificación de los servicios energéticos a corto, mediano y largo plazo. La variabilidad del consumo de energía depende de parámetros aleatorios como la hora, clima, perfiles ocupacionales en los edificios, siendo este un problema cuando se requiere incluir el uso de fuentes de energía renovable; esto se puede solucionar con la caracterización de datos típicos y atípicos respectivamente plasmados en una curva de demanda.

2.1.1. SITUACIÓN PROBLÉMICA

El diagnóstico energético en edificios es una actividad promovida por países pertenecientes a Europa, Norteamérica y algunos países de Asia. Estos tres continentes concentran la mayoría de artículos científicos que evalúan el consumo de energía, en comparación con Centroamérica, Sudamérica, África, Oceanía y gran parte de Asia, el diagnóstico energético está lejos de ser una actividad cotidiana [1]. Según estudios realizados, se estima que casi del 30-45 % de la demanda de energía mundial, se consume en edificios comerciales y universitarios [2]. Actualmente en el Ecuador el 12% de consumo de energía, abarca al sector comercial y público, es decir el consumo de energía eléctrica evidentemente está en constante crecimiento, con la aparición de nuevas tecnologías y el aumento de la población; causa variaciones en la tendencia del consumo, afectando la demanda eléctrica, por eso es necesario evitar una diferencia entre la demanda de energía eléctrica requerida por los usuarios y la capacidad instalada por parte de las empresas comercializadoras de energía. Entre las medidas a tomar, se encuentra administrar el consumo de la energía, desde el lado del usuario [3]. En este contexto la planificación de un sistema de generación fotovoltaico ayuda a mitigar las emisiones de carbono que produce la generación eléctrica por usuarios con mayor demanda entre ellos están los consumidores industriales y comerciales.

Existen investigaciones desarrolladas en edificios universitarios que han fracasado en la gestión del consumo de energía y en la elaboración de presupuestos debido a la falta de datos procesados y al uso de metodologías poco eficientes. Para ello antes de diseñar servicios energéticos que puedan conducir a modificaciones de la demanda eléctrica, debe realizarse un análisis adecuado de los datos que evalúen los perfiles típicos de la curva de carga eléctrica en diferentes periodos [4].

PLANEE (Plan Nacional de Eficiencia Energética del Ecuador) además de incentivar procedimientos y metodologías que evalúen el consumo energético, exige a nuevas edificaciones tanto en el sector público y privado optimizar los recursos energéticos. A pesar de la escasa información que presenta el análisis de datos energéticos, se presenta la caracterización de curvas de demanda eléctrica en dos edificios bloque A y B.

2.1.2. FORMULACIÓN DEL PROBLEMA

La carencia de datos procesados en las curvas de la demanda de energía eléctrica que identifiquen los cambios en el consumo de los bloques A y B de la Universidad Técnica de Cotopaxi con el fin de implementar fuentes de energía renovables.

2.3. OBJETO DE ESTUDIO Y CAMPO DE ACCIÓN

2.3.1. Objeto de estudio

Curvas de demanda eléctrica de los bloques A y B.

2.3.2. Campo de acción

Las estrategias del diagnóstico energético y la implementación de un sistema de medición inteligente realizan el control energético, enfocado al desarrollo de energías renovables, eficiencia energética.

2.4. BENEFICIARIOS

Directos: Colectividad universitaria, estudiantes, docentes de los bloques A y B de la Universidad Técnica de Cotopaxi.

Indirectos: Comunidad científica externa.

2.5. JUSTIFICACIÓN

La presente propuesta tecnológica pretende realizar un diagnóstico energético que se basa fundamentalmente en conocer el comportamiento del consumo de la energía mediante la caracterización de las curvas demanda de energía con datos históricos en un periodo de 5 años, el procesamiento de estos datos tienen varios usos entre lo más importantes la confiabilidad de los datos para futuros proyectos, como el dimensionamiento de un sistema solar fotovoltaico, eólica, que se pueden implementar en la UTC [5],[6]. Con el fin de construir una cultura ecológica y el impacto que genera la optimización de los recursos energéticos, se presenta, la implementación de un diseño metodológico que realiza el procesamiento adecuado de los datos lo cual es fundamental en este estudio. Para ello se propone el método de distribución normal esto resulta útil ya que permite conocer el patrón de demanda, la variabilidad de la demanda máxima media y mínima a una escala anual [7]. En este contexto se requiere una medición de datos en pequeños intervalos de tiempo para una mejor previsión de los picos diarios y al igual una mayor precisión en el diseño de un sistema de generación fotovoltaica, es por eso que actualmente se implementa un sistema de medición inteligente para que recolecte datos históricos, de esta manera el método propuesto tendrá una mayor confiabilidad de los datos en la demanda de energía eléctrica [7]. Este hecho ofrece oportunidades a la institución, de adoptar medidas para hacer frente a los picos de demanda de electricidad, generando así un equilibrio del sistema eléctrico, los precios y el desarrollo futuro de la red.

2.6. HIPÓTESIS

“El Desarrollo de un diagnóstico energético mediante un método estadístico, permitirá determinar el comportamiento de las curvas demanda energética en los bloques A y B de la Universidad Técnica de Cotopaxi”

2.7. OBJETIVOS

2.7.1. Objetivo general

Desarrollar un diagnóstico energético para la obtención de las curvas de demanda en los bloques A y B de la Universidad Técnica de Cotopaxi mediante el procesamiento de datos históricos.

2.7.2. Objetivos específicos

- Investigar los conceptos teóricos de la demanda eléctrica, y los métodos estadísticos relacionados al tratamiento de datos que permitan caracterizar una curva típica.
- Desarrollar un modelo estadístico que me permita obtener las curvas de demanda anuales y mensuales.
- Implementar un sistema de adquisición de datos basado en medidores inteligentes para recolectar datos en tiempo real de la demanda diaria.
- Evaluar las características de las curvas de demanda obtenidas para identificar la demanda máxima, media y mínima.

2.8. SISTEMA DE TAREAS

Tabla 2.1. Objetivos y actividades a realizar.

OBJETIVOS ESPECÍFICOS	ACTIVIDADES	RESULTADOS	TÉCNICAS MEDIOS E INSTRUMENTOS
Investigar los conceptos teóricos de la demanda eléctrica, y los métodos estadísticos relacionados al tratamiento de datos que permitan caracterizar una curva típica	1. Recopilación bibliográfica de los parámetros de la curva de demanda	Fórmulas de la demanda máxima demanda media y demanda mínima	Método científico
	Revisión documental de los métodos de caracterización de la demanda	Selección del método estadísticos para la caracterización de la curva de demanda	Método comparativo
Emplear un modelo estadístico que me permita obtener las curvas de demanda anuales y mensuales	Recopilación de los datos de consumo de los últimos 5 años.	Tabla de datos recopilados	-Facturas de consumo eléctrico -Excel
	Procesamiento de datos mediante el método estadístico	Las curvas de demanda anual y mensual.	-Pruebas no paramétricas - Ley de distribución normal (gaussianas)

Implementar un sistema de adquisición de datos basado en medidores inteligentes para obtener curvas de demanda diaria.	Selección de los medidores inteligentes, TCs, concentrador de datos y nodo inalámbrico	Compra e instalación de los materiales seleccionados.	-Parámetros eléctricos de los puntos seleccionados -Norma ANSI -Tiendas virtuales -Herramientas para trabajo eléctrico
	Puesta en marcha del sistema de medición inteligente	Recolección de datos de la demanda eléctrica diaria.	Software del fabricante
Evaluar las características de las curvas de demanda obtenidas	Caracterización de las curvas típicas mensuales y anuales	Patrones de consumo. Variabilidad de la demanda eléctrica	Perfil típico de la demanda anual mensual
	Análisis de la media, desviación estándar, asimetría y curtosis de las curvas de demanda	Detección de la demanda media mínima y máxima para un año típico	Gráficas de probabilidad de distribución normal

3. MARCO TEÓRICO

3.1. ANTECEDENTES

Desde sus inicios los sistemas gestión de la energía han obtenido un rápido reconocimiento en el sector de la enseñanza superior y con el surgimiento de los medidores eléctricos la evaluación y gestión de los datos del consumo diario se convierte cada vez frecuente en la mayoría de países, en su mayor acogida ha sido en europeos y asiáticos es así que en estas universidades poseen sistemas de monitoreo y equipos de gestión de la energía que trabajan constantemente para alcanzar objetivos.

En el año 2017 estudiantes de Reino Unido propusieron una metodología en la universidad de Southwark of London South Bank University, que determina su consumo diario a partir de datos reales basados en cinco años, conjuntamente desarrollaron una ecuación matemática para predecir su demanda diaria usando técnicas de regresión múltiple, los resultados que se obtuvieron generaron impactos como fue la implementación de plantas de cogeneración (eólico y solar), es así que el consumo de electricidad de la red a disminuido en un 1,57% anualmente [4]. Esto demuestra que el método implementado resultó ser eficiente y puede aplicarse a edificios con diferentes ocupaciones.

El estudio presentado por Edgar Figueroa, en el año 2015 situado en el Ecuador, relaciona al diagnóstico energético basado en un análisis de registros de datos de consumo eléctrico, mediante analizadores de redes, estos datos se miden en un periodo de ocho días en intervalos 5 minutos, lo que determina la curva de carga diaria de los edificios, de la Universidad Técnica de Ambato Campus Huachi bloque A y B. Para conocer la demanda eléctrica, es a partir de datos recopilados durante un año de las tarifas de la Empresa Eléctrica Ambato S.A. [8]. En este contexto el proyecto se enfocó en determinar la eficiencia de las instalaciones y buscar los puntos críticos donde se puede reducir el consumo de energía eléctrica de dicha institución, sin embargo, no cuentan con medidores de energía eléctrica para cada edificio, por tanto, se desconocen los valores reales de consumo diario que tiene la Facultad, dificultando el manejo ideal de dichos recursos.

Otra investigación en el año 2017, ubicado en México fue analizar la factibilidad de instalar un sistema de energía limpia (fotovoltaica) interconectadas a la red eléctrica para alimentar el consumo energético de un edificio en el Instituto Tecnológico Superior de La Venta [9], a partir de

un análisis de consumo teórico del edificio, lo cual esta metodología no representa una alta precisión de los datos del consumo eléctrico.

Por otra parte, la investigación realizada por M. Deleg y J. Uguña, con el tema “Análisis de la curva de demanda de potencia eléctrica de red debido a la incorporación de generación fotovoltaica en el edificio Cornelio Merchán de la Universidad Politécnica Salesiana”, tras la implementación de un Registrador fluke, se obtienen los registros de datos cada 10 minutos, además este instrumento fue instalado en el tablero de distribución principal del edificio para su respectivo análisis de la demanda consumida tanto mensual, como semanal, lo cual a sustentación de los autores concluyen que este procedimiento permitió evaluar gráficamente la curvas de potencia activa, reactiva y aparente a la vez determinaron que las curvas de potencia varían de acuerdo a la cantidad de energía que se demande en el edificio universitario [10].

Finalmente con las situaciones mencionadas anteriormente se ha generado el interés de implementar nuevas herramientas de medición en la red eléctrica de la comunidad universitaria UTC, para una planificación eficiente de la gestión y control de la demanda, lo que también estos procedimientos representan la capacidad de conectar a fuentes de energía renovables a la red, permitiendo un mejor control, monitoreo, administración, supervisión de condiciones de calidad y confiabilidad hacia el consumidor final de la energía eléctrica.

3.2. DEMANDA DE ENERGÍA ELÉCTRICA

Como punto de partida principal se analizan los conceptos básicos de la demanda eléctrica, y las características de las cargas eléctricas para su respectivo estudio de las curvas de cargas, además de exponer algunas herramientas de los métodos para la caracterización de la demanda energética, que contribuya con el análisis de los perfiles de carga.

3.3. SITUACIÓN ACTUAL DE LA DEMANDA ELÉCTRICA EN EL ECUADOR

Durante los últimos años el consumo de energía eléctrica en el país se ha incrementado significativamente, pero en el año 2020 durante la pandemia del COVID-19 la demanda de energía eléctrica disminuyó en un 10% de lo establecido, a causa de la paralización de las actividades que contrajo el virus, en su mayoría por parte del sector comercial. A medida que el país se recuperaba de la pandemia la tendencia del consumo cambió e incrementó las cifras a un 3%, que equivale 2004,7 gigavatios-hora (GWh), frente a los 1946,2 GWh registrados en septiembre del 2019 [11].

3.3.1. Demanda comercial

En este sentido el sector comercial actualmente representa un 20% en promedio del consumo total de energía, se estima que en este sector la proyección de la demanda en los periodos 2019 -2027 incremente un 3,27% con el crecimiento de la población, en lo cual el grupo comercial alcanzaría 6.322 GWh en el 2027, tal y como se lo señala en la figura 3.1 [12].

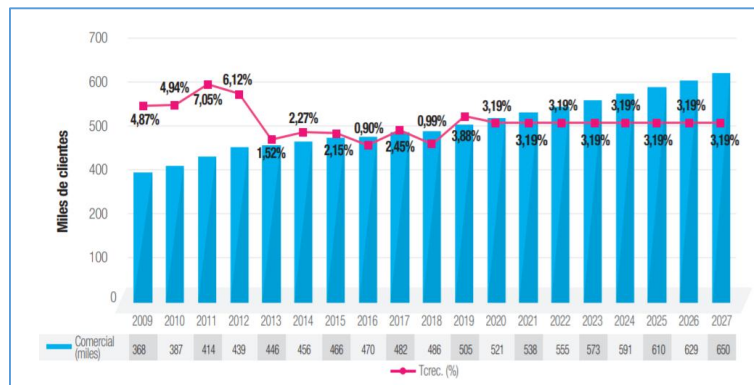


Figura 3.1. Evolución histórica y proyección de usuarios comerciales [12].

La proyección de la demanda actualmente en el país se enfrenta a grandes escenarios para el futuro, de manera que es necesario invertir en generación, transmisión y distribución en donde se garantice el abastecimiento de la energía.

3.3.2. Edificios en el sector comercial

Los edificios comerciales suelen ser empresas con fines de lucro o aquellas que brindan varios servicios. La energía se consume en los edificios comerciales por calefacción, iluminación, refrigeración, funcionamiento del sistema informático y de información, etc. Los edificios comerciales incluyen hospitales, oficinas, instituciones educativas, comisarías, almacenes, hoteles, restaurantes, centros comerciales, entre otros [13].

3.4. CURVA DE LA DEMANDA ELÉCTRICA

La curva de demanda eléctrica es una representación visual de la cantidad de energía consumida que varía en función de la hora del día, semana o estación del año como resultado tiene una variación de la carga eléctrica, y se representa en la figura 3.2.

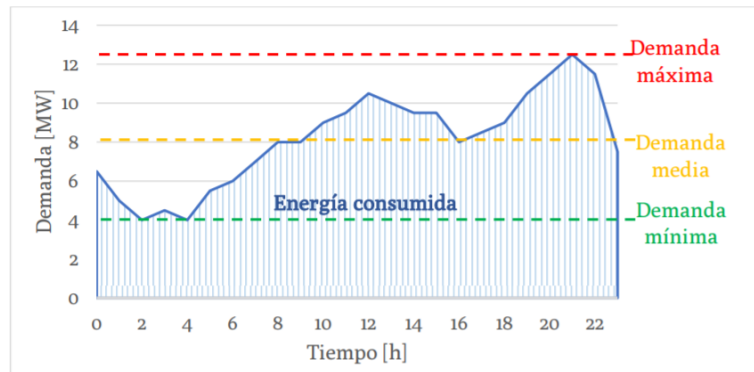


Figura 3.2. Ejemplo de perfil de demanda diario [14].

En la figura anterior se puede observar la representación del tiempo en las ordenadas de la potencia eléctrica. La energía consumida o también conocida como el consumo eléctrico, representa el área bajo la curva.

3.5. DEMANDA

Se denomina demanda eléctrica de un sistema a la intensidad de corriente, o potencia eléctrica, promediada en un intervalo de tiempo dado, por lo general el intervalo de demanda se toma en base de 15 a 60 minutos, pero puede medirse en intervalos de un minuto, 30 minutos, diariamente, mensual y anualmente. La unidad de medida de la demanda puede darse en KW, KVA, KVAR. La demanda se describe como la integral de la curva de carga de un sistema, se representa matemáticamente de la siguiente manera.

$$D = \frac{1}{T} \int_0^T D(t) \cdot dt = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^K D_i \cdot \Delta t \quad (3.1)$$

3.5.1. Parámetros de la demanda

Las características de la demanda eléctrica a analizar en un periodo determinado son las siguientes:

- a. **Demanda máxima:** El pico de la demanda de electricidad y es el periodo donde requiere mayor capacidad de generación.

$$D_{Div}(t) = \frac{\sum_{i=1}^n d_i(t)}{n} \quad (3.2)$$

- b. **Carga instalada:** Corresponde a las potencias nominales de los equipos conectados en un periodo determinado.

- c. **Factor de demanda:** Es la demanda máxima de un sistema que se divide para la carga instalada conectada en el sistema.

$$fD = \frac{\text{Demanda Max}}{\text{Carga Instalada}} \quad (3.3)$$

- d. **Factor de carga:** Es la relación entre la demanda promedio a la demanda máxima [15].

$$0 < FC = \frac{D_m}{D_M} < 1 \quad (3.4)$$

3.6. MÉTODOS PARA DETERMINAR LA DEMANDA MÁXIMA

La estimación de la demanda máxima de energía diferenciada en el tiempo puede requerir de una gran variedad de técnicas. Estos enfoques también se los relaciona para aprovechar la información disponible de los datos. Algunos enfoques para estimar la energía son los siguientes:

- Algoritmos de ingeniería
- Modelado de simulación de edificios por horas
- Análisis de datos del medidor de intervalos
- Análisis de datos medidos de uso final
- Datos de encuestas sobre la hora de uso

Los ahorros máximos se estiman durante un período pico. Este período puede variar desde una hora al año hasta varias horas al día durante una temporada.

La Tabla 3.1 presenta un resumen de algunos métodos de acuerdo a su precisión y costo que requiere tales procedimientos. En todos los casos la precisión lograda depende de la calidad del análisis.

Tabla 3.1. Resumen de los métodos para el análisis de la demanda [16].

Métodos	Costos	Precisión	Comentarios
Ingeniería Algoritmos	bajo	Bajo	La precisión depende de la calidad de los datos de entrada, así como del algoritmo
Análisis de datos de Facturación	Moderado	Moderado	Por lo general no es útil para la demanda máxima o el análisis de energía en horas pico
Análisis de Datos obtenidos del medidor en intervalos de tiempo	Moderado	Elevado	Los datos no están disponibles para todos los usuarios, sin embargo, con la implementación de contadores inteligentes resulta factible
Análisis de los datos medidos	Elevado	Elevado	Requiere un muestreo cuidadoso y la consideración del periodo a medir

3.7. MÉTODOS DE CARACTERIZACIÓN DE LA DEMANDA ENERGÉTICA

La modelización energética en edificios busca cuantificar el consumo de energía en función de los parámetros de entrada, con el objetivo de prever la demanda de energía, caracterizar los factores que influyen en la demanda y predecir el impacto energético que generan las nuevas tecnologías. En los últimos años, se han realizado un gran número de estudios para la modelización energética en diferentes tipos de edificios e instalaciones [17]. En resumen, pueden clasificarse en enfoques basados en el cálculo y enfoques basados en la medición, como se muestra en la Figura 3.3.

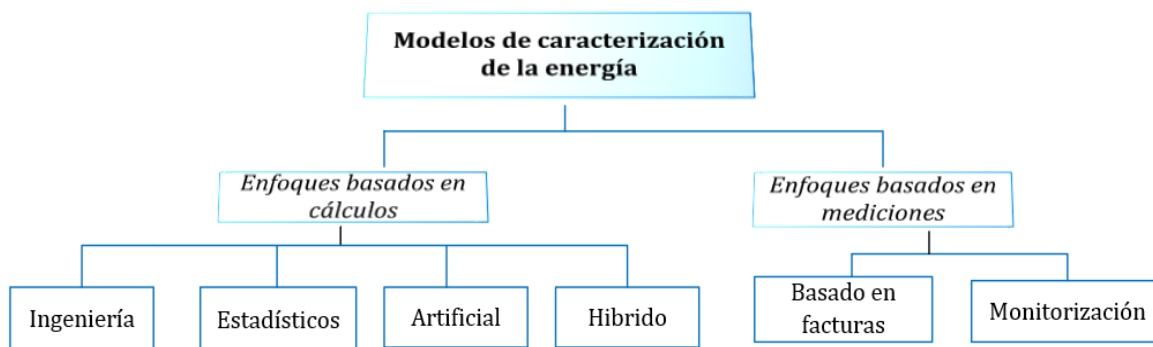


Figura 3.3. Esquema de los métodos de modelización energética [17].

Los enfoques basados en el cálculo utilizan herramientas matemáticas para calcular o simular el consumo energético de los edificios, y sus métodos pueden clasificarse en formas de ingeniería, estadísticas, artificiales e híbridas.

3.7.1. Métodos de ingeniería

Estos métodos de ingeniería utilizan principios físicos y relaciones termodinámicas para predecir el rendimiento energético de todo el edificio o ciertas áreas. Se pueden clasificar en subgrupos según el tipo de las ecuaciones físicas o termodinámicas. Esta metodología requiere mucho detalle y un alto nivel de conocimientos técnicos, ya que es necesario desarrollar modelos adecuados cuya precisión aumenta a medida que se dispone de más información y datos sobre las características del sistema. Para solventar este inconveniente técnico, se han desarrollado métodos simplificados como el método de grados-día o el método de los recipientes [18], a continuación analizaremos en la tabla 3.2 las ventajas y desventajas de la aplicación de este método.

Tabla 3.2. Ventajas y desventajas del método de ingeniería [18].

Ventajas	Desventajas
No se basan en datos históricos, sin embargo, pueden utilizarse para aumentar su precisión	Puede requerir de mucha información en comparación con otros métodos como el estadístico
Tienen la capacidad de modelar diferentes fuentes de energía como por ejemplo la generación fotovoltaica	Si ciertos datos no están disponibles, los resultados de simulación pueden ser tediosos y requieren la asistencia de expertos
Flexible, explícito, fácil de usar, bien integrado y altamente interoperable con CAD / BIM sistemas que hacen que su adopción sea ampliamente aceptada en la zona urbanista	El modelo del comportamiento a las curvas de carga es deficiente e inexacto debido a las "estandarizaciones" del método.

3.7.2. Métodos estadísticos

Se caracteriza por que no requieren de datos físicos sobre el sistema evaluado. Se conocen tanto las entradas como las salidas; los datos históricos se utilizan para definir la descripción matemática del sistema mediante métodos estadísticos cuyas variables no tienen significado físico. Ejemplos de estos modelos estadísticos serían la regresión lineal simple o múltiple [19].

Métodos de regresión

Lineal: El modelo se describe como

$$L_k = a_1 t_k + a_0 \quad (3.5)$$

Donde

L_k : es la carga estimada basada en el método seleccionado.

t_k : es el espacio temporal de la carga puede ser día, hora, semana.

a_0 : son las incógnitas del modelo a estimar.

k : es el índice de datos.

Las incógnitas se representan en la siguiente función

$$\begin{pmatrix} a_0 \\ a_1 \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} N & \sum_{k=1}^N t_k \\ \sum_{k=1}^N t_k & \sum_{k=1}^N t_k^2 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \sum_{k=1}^N L_k \\ \sum_{k=1}^N L_k t_k \end{bmatrix} \quad (3.6)$$

Polinomial: El modelo se describe de la siguiente manera

$$L_k = \sum_{m=0}^p a_m t_k^m \quad (3.7)$$

Multivariable: El modelo se describe de la siguiente manera

$$L_k = b_0 + b_1 X_1 + b_2 X_2 + \dots + b_p X_p \quad (3.8)$$

L_k : es la carga estimada basada en el modelo seleccionado.

X_i : son las variables independientes y las b se denominan coeficientes de regresión a estimar.

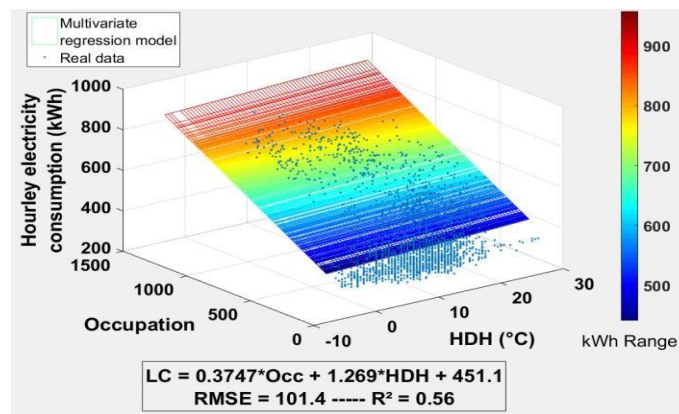


Figura 3.4. Ejemplo de regresión multivariada con dos variables de entrada [20].

Los métodos estadísticos se utilizan ampliamente en muchas ramas de la previsión para el pronóstico de la demanda de electricidad, estos métodos funcionan bien en condiciones normales, sin embargo, su desempeño empeora durante cambios en el medio ambiente como temperatura, humedad entre otros.

Series de tiempo

Las series de tiempo también es un método estadístico que se emplean para caracterizar los perfiles de demanda eléctrica por lo general hacen uso de los siguientes modelos matemáticos: transformadas de Fourier, redes neuronales y procesos gaussianos en función de tiempo y magnitud [21]. A continuación, la tabla 3.3 presentan las principales ventajas y desventajas de cada enfoque.

Tabla 3.3. Ventajas y desventajas de los enfoques para la elaboración de perfiles de demanda eléctrica [21].

Enfoques	Ventajas	Desventajas
Series de Fourier	Tiempo y magnitud son componentes representados en los coeficientes de las variables	Las transformadas de Fourier son pobres en caracterizar pequeños intervalos de la demanda de electricidad
Redes neuronales	Bueno para caracterizar altamente relaciones no lineales en los perfiles de carga	Estos coeficientes variables no representan el tiempo y magnitud de un perfil de carga de electricidad
Procesos gaussianos	Bueno para aproximar pequeños intervalos de demanda de electricidad.	Menos eficaz para aproximarse al perfil promedio de la demanda de electricidad
Autorregresivo	Ampliamente utilizado en la desagregación de las curvas de demanda del sistema eléctrico	Los coeficientes variables varían impredeciblemente con pequeños cambios en la forma del perfil

Los procesos gaussianos proporcionan una representación mucho más simple de la forma del perfil de demanda. Cada perfil se caracteriza por tres momentos media, desviación estándar, y un coeficiente de variación que describe cada distribución de probabilidad. En comparación con las transformadas de Fourier, los procesos gaussianos pueden caracterizar muestras de pequeños intervalos en los datos de demanda eléctrica. Sin embargo, debe tenerse en cuenta que la caracterización de este método necesita una cuidadosa consideración con el ajuste de los datos [21].

Los enfoques autorregresivos están bien establecidos en el perfil de carga de demanda del sistema eléctrico. Usualmente están combinados con procesos de media móvil para formar un autorregresivo media móvil (ARMA) o movimiento integrado autorregresivo promedio (ARIMA). Debido a la aleatoriedad de la demanda eléctrica, los procesos autorregresivos tienen dificultades en la caracterización de los perfiles, no obstante, el método de ARIMA es eficaz y ampliamente utilizado para la previsión de la demanda eléctrica [21].

3.7.3. Métodos artificiales

Estos métodos como en el caso de los métodos estadísticos, utilizan datos históricos para modelar el sistema eléctrico, y son herramientas muy útiles para resolver problemas no lineales del consumo energético. Los métodos artificiales o inteligencia artificial, en el proceso de predicción de energía generalmente se comprende de cuatro pasos; recopilación de datos, preprocesamiento de datos, entrenamiento de modelos y pruebas de modelos [18], lo cual están representados en la figura 3.5.

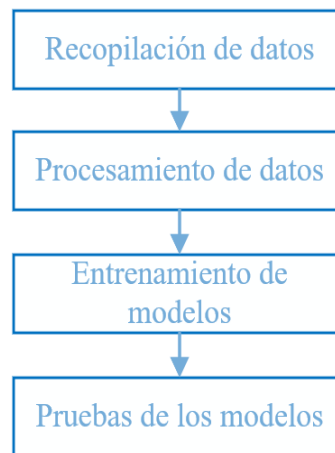


Figura 3.5. Proceso de predicción convencional [18].

El proceso comienza con la adquisición de datos históricos que contienen entradas y salidas correlacionadas, los datos recopilados varían de una hora o semanas, según el proyecto se analiza el tiempo y los recursos. Una vez que se recopilan los datos, la fase de preprocesamiento el sistema analiza y aplica algunas técnicas a los datos para mejorar su calidad.

A esto le seguirá una fase de formación que comprende la selección de los parámetros apropiados determinados por el usuario en función del tamaño de los datos de entrenamiento y la selección de las variables de entrada.

3.7.4. Redes neuronales

Los métodos de redes neuronales artificiales (RNA) se han utilizado ampliamente como técnica de pronóstico de carga eléctrica a corto y largo plazo. Los métodos RNA generalmente se aplican para realizar ajustes de curvas no lineales, se consideran estáticos porque su arquitectura está apta para encontrar relaciones entre patrones de entrada y salida, independientemente de la variable del tiempo. Para aplicarlo en la rama de la predicción debe obtenerse el patrón de entrada y cierta historia de ese patrón, la cual se representa utilizando una secuencia finita temporal, su arquitectura está representada en la figura 3.6 [22].

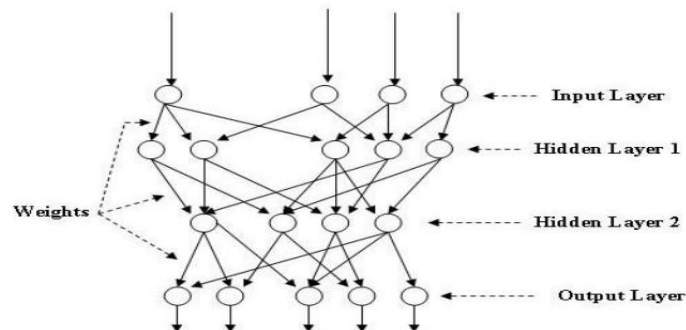


Figura 3.6. Arquitectura de una red neuronal [19].

Además de la predicción de carga, los modelos RNA también se han utilizado para optimizar el rendimiento de sistemas de gestión energética. Por ejemplo, para ahorrar la electricidad algunos modelos RNA generan un cronograma de operación para un grupo residencial, entrenando los modelos con tarifas históricas, temperatura ambiente, índices de humedad, y datos de tiempo hora, día, etc. A continuación en la tabla 3.4 se analizan las ventajas y desventajas del método RNA [22].

Tabla 3.4. Ventajas y desventajas del método basado en redes neuronales [18].

Ventajas	Desventajas
Los RNA tienen una mayor precisión debido a su capacidad para identificar implícitamente todas las relaciones no lineales entre entradas y salida	Tienen una capacidad limitada para explicar relaciones explícitas entre variables y no pueden lidiar con las incertidumbres
Los modelos RNA desarrollados mostraron su capacidad para la evaluación de los factores socioeconómicos en el uso de energía final.	El modelado RNA no es rentable debido a la enorme cantidad de datos históricos y recursos computacionales requeridos.
	A diferencia de los enfoques de ingeniería, los modelos RNA no se pueden emplear en diferentes edificios, por condiciones como el clima, ocupación, etc.

3.7.5. Métodos híbridos

Los modelos híbridos se utilizan principalmente para la estimación de parámetros físicos que benefician a la predicción del consumo. Sin embargo, a pesar de no estar directamente relacionado con la predicción energética; el modelado, la determinación y optimización de dichos parámetros ayudan en la planificación del ahorro de consumo de energía. También se denominan de caja gris y utilizan una física detallada para simular el comportamiento de los sistemas, minimizando así la necesidad de datos de entrenamiento y el tiempo de cálculo, en la tabla 3.5 se analiza las ventajas y desventajas de este método [17].

Tabla 3.5. Ventajas y desventajas del método híbrido [18].

Ventajas	Desventajas
Los modelos híbridos son una buena alternativa a los modelos ANN y de regresión estadística cuando hay un número limitado de parámetros o muestras de datos	Los modelos híbridos requieren una cantidad considerable de tiempo y recursos de cálculos
A diferencia de los métodos de ingeniería, los híbridos no requieren una descripción detallada del edificio	Pueden requerir cierto apoyo y capacitación debido al hecho de que combinan dos enfoques distintos
Sus resultados se pueden interpretar desde un punto de vista físico	

En cambio, los enfoques basados en la medición, miden el consumo de energía de los edificios o de algunas infraestructuras, desde los métodos más sencillos basados en la factura hasta los métodos de monitorización. A continuación, se explican algunos de ellos:

3.7.6. Métodos basados en la factura

Esta sería la forma más sencilla de modelar y cuantificar el uso de la energía porque las facturas de electricidad están disponibles para la mayoría de los propietarios. Sin embargo, estos datos suelen recogerse con una frecuencia mensual, es decir no proporcionan suficiente información para la evaluación de la variabilidad de la demanda energética, ya que dichos datos están intrínsecamente agregados entre los usos finales [17].

3.7.7. Métodos de monitorización

Permiten un mejor control energético de los edificios, así como la cuantificación de la eficiencia energética y la detección de fallos en las instalaciones. Pueden clasificarse en métodos de submedición, lo cual son métodos de monitorización de las cargas no intrusivas y métodos basados en sistemas de gestión de la energía de los edificios.

Los métodos de submedición

Con la ayuda de hardware la medición de cada sistema evaluado, va obteniendo el uso de energía de las cargas individuales. Estos métodos se utilizan principalmente porque son una forma precisa de obtener datos energéticos exactos para las investigaciones energéticas, aunque normalmente se consideran demasiado caros para los edificios convencionales. El método de monitorización de cargas no intrusivo es un método basado en el reconocimiento de patrones que es capaz de analizar el consumo de energía colocando sólo una pequeña cantidad de hardware [17].

Este método específicamente sobresale ante los demás por su manera de ayudar a gestionar, controlar y supervisar el consumo energético de los dispositivos utilizados. También proporcionan la información y las herramientas necesarias para comprender el comportamiento energético de los edificios de esta manera permite controlar y mejorar la eficiencia energética. Este perfil de carga eléctrica es simplemente un registro de la energía eléctrica consumida en un momento dado. Los datos suelen recogerse cada 5-15 minutos, por lo que, con el tiempo, la gran cantidad de datos recogidos proporciona información muy detallada sobre el uso de la energía en la instalación, y es una herramienta muy útil para optimizar el uso de la energía. El análisis de estos perfiles de carga eléctrica permite determinar si puede haber algún patrón periódico durante un periodo de tiempo concreto, determinando así sus patrones de demanda energética.

3.8. Medidor de energía eléctrica

Un medidor de energía eléctrica mide la cantidad de energía eléctrica consumida o producida. Un medidor de energía eléctrica facilita la medición de la electricidad proporcionada a los consumidores, ya que la electricidad es un servicio facturable. Los medidores de energía funcionan midiendo continuamente el voltaje instantáneo (voltios) y corriente (amperios) y potencia eléctrica instantánea (vatios) que luego se integra contra el tiempo para dar energía utilizada (en julios, kilovatios-hora, etc.) [23].

3.8.1. Tipos de Medidores

Los medidores se dividen en dos categorías básicas

- electromecánico
- electrónico

Las empresas eléctricas en su mayoría utilizan medidores electromecánicos, mientras que los medidores electrónicos algunos de ellos con comunicación AMR generalmente se utilizan para grandes consumidores.

3.8.2. Contadores inteligentes

El contador inteligente es uno de los dispositivos más importantes utilizado en la red inteligente que obtiene información de la carga de los usuarios y mide el consumo de energía de los consumidores. Varios sensores y dispositivos de control, se interconectan entre sí para que la comunicación sea la requerida, las funciones típicas de un medidor inteligente son las siguientes:

- La función de comunicación bidireccional.
- La función de recopilación de datos.
- La función de grabación de datos.
- La función de almacenamiento de datos.
- La función de control de carga.
- La función de programación.
- La función de seguridad.
- La función de visualización.
- La función de facturación.

3.8.3. Tendencias de los sistemas de medición inteligente

Un medidor inteligente es un sucesor lógico del medidor electromecánico, al igual que las tecnologías ambiguas, como el teléfono de marcación y las máquinas de escribir son reemplazadas por alternativas digitales y más inteligentes. Los primeros intentos de automatización de la medición, o Lectura Automática de Medidores (AMR), permitieron a los servicios públicos leer de forma remota los registros del consumo eléctrico. Debido a su sistema de comunicación unidireccional, AMR se limita a la lectura remota y no puede ejecutar aplicaciones adicionales, lo que impulsó a las utilidades a avanzar hacia la medición inteligente o avanzada Infraestructura de medición (AMI). Smart Metering proporciona a las empresas de servicios públicos comunicación bidireccional como también la capacidad de evaluar el estado de la red [24], [25]. En la figura 3.7 se muestra la evolución de los sistemas de medición en los medidores eléctricos.

Sistema del medidor inteligente	Funcionalidad	Aportes
AMI	<ul style="list-style-type: none"> -Datos basados en tiempo real -Calidad de energía -Interfaz LAN 	<ul style="list-style-type: none"> -Previsión de carga -Análisis de la variabilidad de la demanda eléctrica -Caracterización de la demanda eléctrica -Dimensionamiento de energías renovables
AMR	<ul style="list-style-type: none"> -Lectura de datos mensuales -Detección unidireccional -Perfil de carga 	<ul style="list-style-type: none"> -Servicios de facturación -Servicio al cliente

Figura 3.7. Evolución del medidor inteligente [25].

3.9. LOS SISTEMAS DE RED INTELIGENTE Y MEDIDORES INTELIGENTES

La red inteligente es esencialmente la modernización de los aspectos de transmisión y distribución de la red eléctrica funcionalmente, no obstante, un sistema de energía eléctrica automatizado que monitorea y controla las actividades de la red, asegura el flujo de la electricidad e información entre las plantas de energía y los consumidores.

En redes eléctricas tradicionales, la energía eléctrica se transporta desde los generadores centrales a un gran número de centros de carga con usuarios o clientes de electricidad [26]. Una red

inteligente es un nuevo tipo de red eléctrica en desarrollo, para crear una entrega de energía automática y distribuida avanzada a la red. La figura 3.8 muestra una breve comparación entre la red existente y la red inteligente.

Medidor de energía convencional



Sistema de medidor inteligente

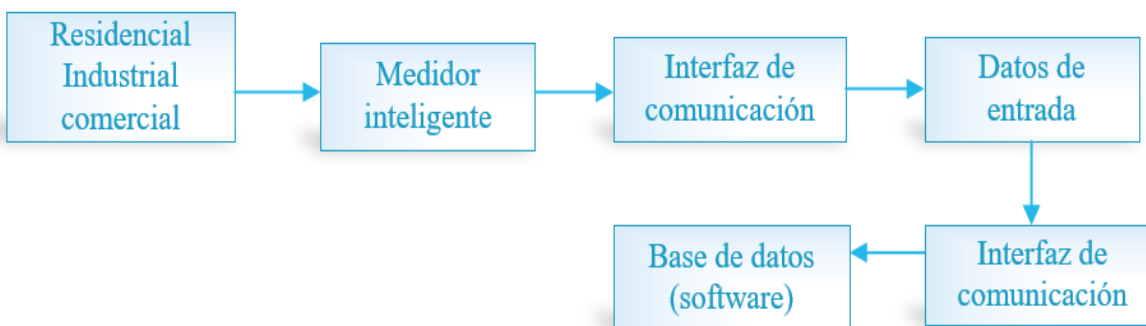


Figura 3.8. Arquitecturas de medición de un contador de energía convencional y un Smart meter [27].

El despliegue de un sistema de medidor inteligente comienza con la selección de la tecnología y la planificación para su instalación, operación y mantenimiento. El proceso de implementación incluye muchos elementos de gestión, control y cumplimiento para respaldar la implementación del proyecto.

3.10. RECOMENDACIONES TÉCNICAS PARA LA SELECCIÓN DE MEDIDORES INTELIGENTE SEGÚN LA NORMA ANSI

Compañía General Electric (GE) ha estado ofreciendo medidores inteligentes de dos estándares, que son el estándar ANSI (American National Standard Institute) y la norma IEC (International

Electrotechnical Comisión). Para cada estándar tiene algunos productos de serie diseñados para grupos de residencial, comercial e industrial.

Tipos de medidores según la norma ANSI serie GE I-21

Los medidores residenciales de la serie I-210 según sea su modelo de negocio o requisitos reglamentarios de los clientes, para ello la norma ANSI cita algunos de los principales parámetros de esta serie que muestran la tabla 3.6.

Tabla 3.6. Parámetros principales para medidores de la serie GE I-21[27].

Características de producto	I-210 + c	I-210 +	I-210
Voltaje nominal	120V-240 V	120V-240 V	120V-240 V
Frecuencia nominal	50Hz o 60 Hz	50 Hz o 60 Hz	50 Hz o 60 Hz
Voltaje de arranque	5,0 V	5,0 V	5,0 V
Pérdidas de voltaje	0,7 V	0,7 V	0,7 V
Precisión típica	Dentro de +/- 0,2%	Dentro de +/- 0,2%	Dentro de +/- 0,2%
Rango de voltaje operativo	+/- 20%	+/- 20%	+/- 20%
Temperatura de funcionamiento	-40 o C hasta +85 o C	-40 o C hasta +85 o C	-40 o C hasta +85 o C
Tipo de comunicación	AMR Malla RF PLC	AMR Malla RF PLC	AMR

Los medidores comerciales e industriales de la serie kV2c tiene la función de cinco medidas de la demanda, precios en tiempo real y monitoreo de datos en tiempo real, que ofrece actualizaciones funcionales fáciles y potentes para cumplir con la medición. Hay 2 modelos (KV2c y KV2c +) de productos kV2c ofrecen más opciones para aplicaciones que incluyen una opción polifásica para un voltaje de 600V.

Tabla 3.7. Parámetros principales de los medidores de la serie GE KV2c [27].

Características de producto	KV2c	KV2c+
Voltaje nominal	120 V-480 V	57 V-120 V, 600V
Frecuencia de clasificación	50 Hz o 60 Hz	50 Hz o 60 Hz
Precisión típica	Dentro de +/- 0,2%	Dentro de +/- 0,2%
Rango de voltaje de funcionamiento	+ 10% a -20%	+ 10% a -20%
Temperatura de funcionamiento	-40 o C hasta +85 o C	-40 o C hasta +85 o C
Tipo de comunicación	AMR Malla RF	AMR Malla RF

Para el medidor inteligente estándar IEC:

El medidor inteligente de la serie SGM3000 es el medidor más popular de la serie comprende capacidades avanzadas. Contiene ocho medidores de la serie tanto para uso residencial como demanda comercial, incluyendo monofásico, polifásico, lo que podemos presentar algunas ventajas[27].

- Mejora de la eficiencia energética.
- Aplicaciones de cogeneración avanzadas que utilizan configuraciones, medidas de cuadrante completo.
- Comunicaciones modulares con opciones reemplazables en campo.
- Amplias configuraciones de relés y elementos múltiples para flexibilidad de aplicación.
- Medición escalable y preparada para el futuro con amplia integración de recursos.

3.11. ARQUITECTURA DE UN SISTEMA DE MEDICIÓN INTELIGENTE

Un sistema de medición inteligente implica el despliegue de una infraestructura compleja lo cual no es una tarea sencilla, incluye dispositivos de medición, redes de comunicación y sistemas de recopilación y procesamiento de datos, así como tareas asociadas a la instalación. Un sistema de medición inteligente se basa en cuatro pilares principales [25]:

- Un dispositivo de medición inteligente, Smart Meter (SM).
- Un dispositivo de recopilación de datos, Concentrador de datos (DC).
- Un sistema de comunicación utilizado para el flujo de datos.
- Un sistema de gestión y control centralizado, Centro de Control (CC).

4. MATERIALES Y MÉTODOS

La implementación de un método estadístico que analice las curvas típicas de la demanda energética conlleva aspectos teóricos y técnicos, los cuales están sustentados en base a diferentes artículos e investigaciones relacionados al tema. En el capítulo anterior se investigó las diferentes técnicas que se emplean para la caracterización de la demanda energética mediante métodos estocásticos.

Los métodos a emplearse en el diagnóstico energético son de carácter estadístico y deductivo. Estadístico porque realiza de manera general la limpieza de los datos y permite conocer el patrón de la demanda eléctrica, la variabilidad, el mes con la demanda máxima, media, y mínima. En cuanto al método deductivo permite la aplicación del modelo estadístico para obtener las curvas de demanda caracterizadas y la comparación de los datos originales con los datos transformados. Por lo tanto, los datos de la demanda eléctrica y la caracterización de las curvas de demanda son variables que representan información de partida en esta tesis.

4.1. Declaración de variables

- **Variable Independiente**
Demanda kW
- **Variable dependiente**
Curvas de demanda

4.1.1. Operacionalización de las variables

Tabla 4.1. Variable independiente.

Variable independiente	Unidad de medida	Instrumento de medición
Demanda	kW	facturas eléctricas, medidor inteligente

Tabla 4.2. Variable dependiente.

Variable dependiente	Unidad de medida	Instrumento de medición
Curvas de consumo	kWh mes, año	SPSS Statistics

4.1.2. Procedimientos, métodos y materiales

Tabla 4.3. Procedimientos, métodos y materiales.

Procedimiento	Método	Materiales o instrumentos
Implementación de un sistema MI	Experimental	Medidores Inteligentes Concentrador de datos Nodo inalámbrico (Zigbee)
Implementación del modelo estadístico	Deductivo	Software SPSS Computador personal
Evaluación de la demanda eléctrica	Estadístico	Parámetros de la demanda

4.2. MATERIAL

4.2.1. La demanda de electricidad en los bloques A y B de la Universidad Técnica de Cotopaxi

Los edificios seleccionados para el estudio están situados en el campus la matriz, ciudad de Latacunga, parroquia San Felipe entre la av. Simón Rodríguez. Se denominan bloque B1 y B2 respectivamente lo cual está compuesto por oficinas administrativas, aulas de estudio, laboratorios entre otros.



Figura 4.1. Fotografía de los edificios de la Universidad Técnica de Cotopaxi.

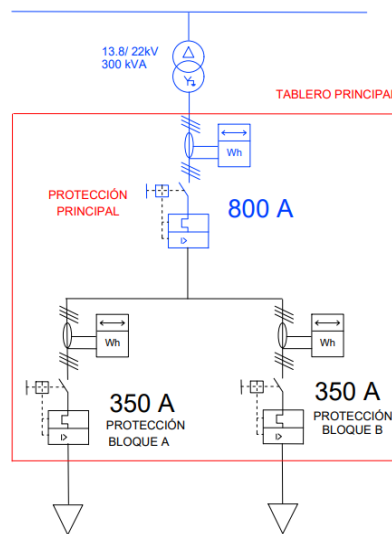


Figura 4.2. Diagrama unifilar del tablero principal de la Universidad Técnica de Cotopaxi.

Para la continuación de futuros proyectos relacionados a la demanda eléctrica y la planificación de un sistema de generación fotovoltaica conectado a la red, es necesario hacer el uso de materiales que proporcionen la medición de datos en pequeños intervalos de tiempo. Por ello, se realiza la implementación de medidores inteligentes que permiten monitorizar datos del consumo eléctrico en tiempo real. A continuación, se describe el proceso de selección e instalación de las herramientas necesarias para el sistema de medición inteligente (MI).

4.2.2. Instalación de un sistema de medición inteligente en los edificios universitarios

Los sistemas de medición inteligente son implementaciones con diferentes requisitos y características ya que dependen en gran medida del uso previsto. En este caso los datos que se buscan obtener es la demanda de energía eléctrica que son esenciales en el desarrollo de un futuro dimensionamiento PV ya que proveen la información de la variabilidad y los patrones de la demanda eléctrica.

4.2.3. Selección de los puntos de medida

Se realiza una inspección visual del tablero de control principal de la universidad. En la figura 4.3 se muestra el lugar donde se va a instalar los medidores inteligentes, también se encuentra las fuentes de energía eléctrica que van hacia los bloques A y B, lo cuales están alimentados por un transformador de 300 kVA.



Figura 4.3. Tablero de distribución principal.

Después de los respectivos análisis de la cantidad de corriente y voltaje que requiere cada bloque se procede a la selección de los equipos a utilizar.

4.2.4. Consideraciones en la selección del medidor inteligente

Las características que se deben tomar en cuenta para la selección e instalación de los medidores inteligentes son varios. El punto de medición seleccionado para la instalación de los medidores inteligentes se ubica en la entrada principal de baja tensión que sale del transformador a los bloques A y B, los parámetros principales que se toma en cuenta en este punto son los siguientes: voltaje, corriente, frecuencia, número de fases. Luego de esto se selecciona la precisión del medidor de acuerdo a la norma ANSI, por último, se investiga el sistema de medición inteligente que facilite la adquisición de datos entre ellos está la interfaz de usuario, comunicación y precios, estos parámetros se detallan en la tabla 4.4:

Tabla 4.4. Parámetros eléctricos más importantes en la selección de los medidores.

Parámetros	Características
Voltaje	220/127 V
Corriente	787A
Número de fases	3 fases, a 4 hilos
Clase Precisión	Dentro de +/- 0,2%
Frecuencia	60 HZ
Comunicación	RS485
Interfaz de usuario	Software web
Precio	Medio

4.2.5. Selección del medidor inteligente

Respecto a los parámetros eléctricos detallados en la tabla anterior, se realiza en la tabla 4.5 la comparación de los medidores inteligentes accesibles en el mercado que cumplan con las características mencionadas anteriormente.

Tabla 4.5. Criterios de evaluación de los medidores.

VARIABLES DEL MEDIDOR	EKM Metering Pulse v.4	DAE P254-200 3CT-2000SB	Energy Meter Emerson
Voltaje	✓	✓	✓
Corriente	✓	X	X
Número de fases	✓	✓	✓
Clase de precisión	X	X	X
Frecuencia	✓	✓	✓
Interfaz de usuario	✓	✓	✓
Conexión RS485	✓	✓	✓
Fácil instalación	✓	X	✓
Precio	✓	X	✓
Aceptación	88,88%	55,55%	77,77%

En base al análisis de evaluación de criterios que se realizó en la tabla anterior, se optó por el medidor EKM metering Pulse v.4, ya que cumple con las características para ser instalado en el tablero principal e ingresar en funcionamiento para la adquisición de los datos eléctricos.

4.2.6. Selección de los TCs

La medición de la intensidad de corriente eléctrica en los puntos mencionados anteriormente permite seleccionar transformadores de corriente (TCs) adecuados para cada caso. La entrada principal cuenta con un transformador trifásico, por lo que es necesario instalar los TC's más precisos a su corriente nominal. En la tabla 4.6 se detallan las corrientes máximas tomadas en los tres puntos a instalar los medidores inteligentes.

Tabla 4.6. Corrientes máximas del tablero principal.

Puntos a instalar	Amperaje TCs
Entrada principal	780A
Bloque A	350A
Bloque B	350A

4.2.7 Características técnicas de los equipos seleccionados

Medidor inteligente

Los medidores inteligentes a implementar son los encargados de recolectar los datos del consumo eléctrico de los bloques A y B de la Universidad Técnica de Cotopaxi. Para este proyecto se elige un medidor inteligente marca EKM METERING modelo v.4.



Figura 4.4. Medidor inteligente marca EKM METERING.

Especificaciones técnicas del medidor inteligente

- **Voltaje:** 120 voltios, 120/240 voltios, 120/208 voltios, 230 voltios, 277 voltios, 480 voltios
- **Amperaje:** hasta 5000 amperios
- **Tipo:** CT externo, 50 o 60 Hz
- **Sistema:** monofásico, trifásico. 3 cables o 3 fases 4 hilos
- **Precisión:** 0,5% (clase 0,5)
- **Datos:** Comunicación RS-485

Este medidor ha sido probado y certificado con precisión por el departamento de pesas y medidas del Estado de California. Está aprobado y cumple con los estándares de California para la medición de parámetros eléctricos. El medidor inteligente proporciona una amplia gama de características que facilitan la adquisición de datos, algunas de ellas son: lectura remota, comunicación bidireccional, interfaz de usuario mediante el software EKM Dash para la monitorización de los datos en tiempo real.

TC's

El TC (transformador de corriente) es una bobina metálica que tiene el propósito de transformar corrientes altas a menor corriente proporcionalmente, aquí se selecciona 3 TC's para obtener lecturas de la entrada principal de energía eléctrica de los bloques. También se emplearon 6 TC's para las tres fases trifásicas de los bloques A y B, en la figura 4.5 se muestra el modelo del TC seleccionado.



Figura 4.5. TC's de núcleo dividido.

Especificaciones técnicas TC's de 400 A

- Modelo: SCT-032-400 A
- Tipo de CT: Núcleo dividido
- Amperaje: 400 amperios
- Entrada nominal: 0,5-400 amperios
- Diámetro interior: 32 mm
- Diámetro exterior: 79 mm
- Salida: 26,6 mA
- Precisión: $\pm 0,1\%$ de precisión.
- Cables: 6 pies, UL1015 22AWG
- Bobinados internos: 15.037
- Frecuencia: 50-60 Hz
- La flecha apunta hacia la carga.
- Estándares ANSI C57.13 e IEC60044-1

Especificaciones técnicas TC's de 800 A

- Modelo: SCT-065-800 A
- Tipo: Núcleo dividido
- Entrada nominal: 1-800 amperios
- Diámetro interior: 65 mm
- Diámetro exterior: 120 mm
- Salida: 26,6 mA

- Precisión: $\pm 0,1\%$ de precisión.
- Cables: 6 pies, UL1015 22AWG
- Bobinados internos: 15.037
- Frecuencia: 50–60 Hz
- Estándares ANSI C57.13 e IEC60044

485Bee - Nodo inalámbrico Zigbee

Estos dispositivos están destinados a reemplazar las conexiones cableadas del medidor, a un dispositivo de comunicación (Zigbee), cuando se crea una conexión por cable es difícil la comunicación cuando hay una gran cantidad de medidores. Al menos un 485Bee debe ser RS-485 cableado a un medidor, y otro debe ser RS-485 cableado a un dispositivo de comunicación, para extender la red de malla que retransmitirá los datos RS-485 y no necesita tener un cableado tal y como se muestra en la figura 4.6.

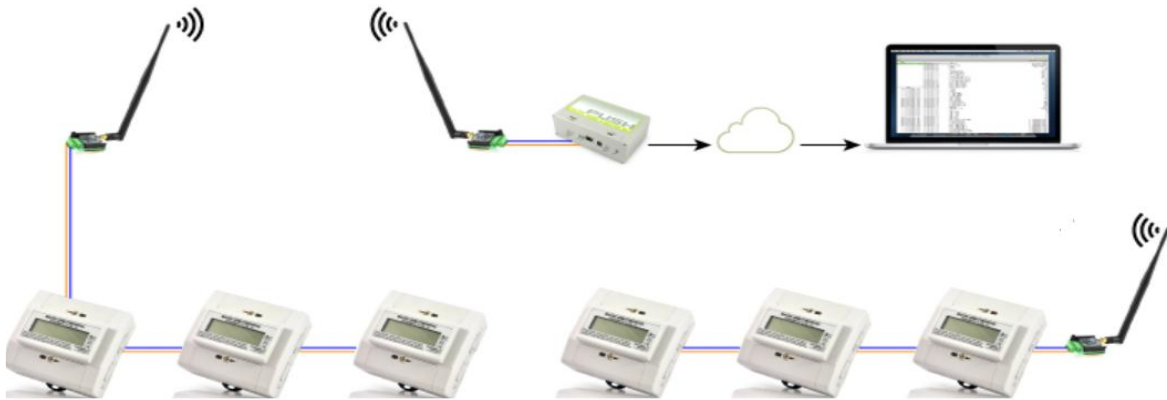


Figura 4.6. Funcionamiento del nodo inalámbrico Zigbee.

Características técnicas

- Frecuencia de comunicación 900 MHz
- 6-24 voltios CC
- Se pueden conectar en cadena hasta 256 omnímetros a cada 485Bee
- Antena de 900 MHz incluida
- Alcance de hasta 200 m
- Indicación LED de alimentación, RSSI, RS-485 In y RS-485 Out.

Sistema de Medición de datos EKM push (Concentrador de datos)

La función principal del concentrador es recopilar datos de medición de los medidores inteligentes. Está diseñado para acceder a los datos de varias formas y se pueden extraer fácilmente utilizando el software del fabricante EKM Dash, el concentrador de datos seleccionado se muestra en la figura 4.7.



Figura 4.7. Concentrador de datos marca EKM.

Puesta en marcha del sistema de medición inteligente

Los medidores instalados tienen un sistema de comunicación RS-485 para ello se dispone de un nodo inalámbrico Zigbee. Una vez configurados los dispositivos y establecida la comunicación entre los medidores inteligentes y el concentrador, los datos se envían al portal web del usuario la estructura del sistema se presenta en la figura 4.8.

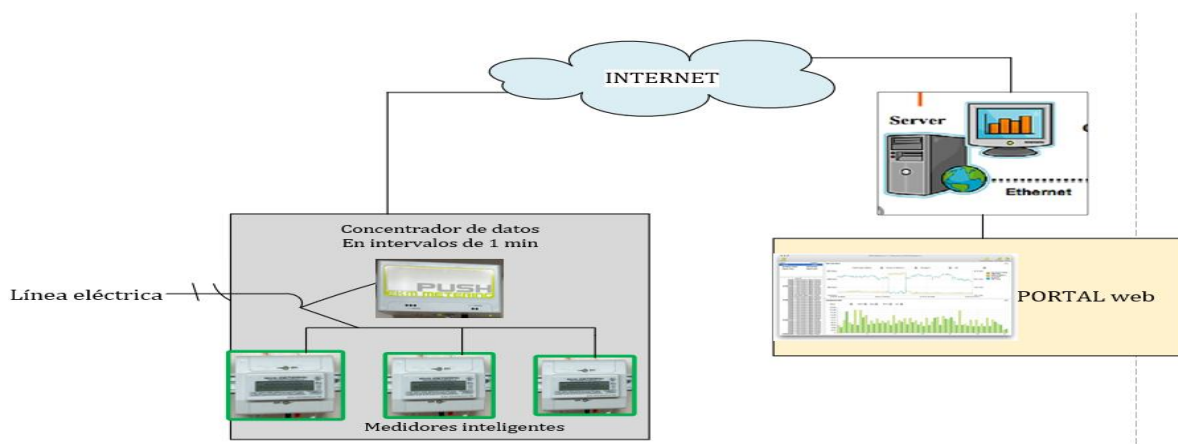


Figura 4.8. Estructura del sistema de medición inteligente.

El acceso a los datos y a la configuración de los medidores se realiza mediante una plataforma web. En la figura 4.9 se puede ver el entorno web que maneja dicha plataforma.



Figura 4.9. Interfaz de la plataforma web de los medidores inteligentes.

4.2.9. Software SPSS “Statistics”

El software SPSS es una herramienta estadística que ayuda comprender el procesamiento de los datos de la curva de demanda eléctrica, validando con criterios estadísticos tales como media, desviación estándar, asimetría y curtosis, estos parámetros se presentan en tablas estadísticas descriptivas de manera que el software los proporciona para un mejor análisis de los datos. Además, permite ingresar múltiples variables de entrada para correlacionar con las variables de salida, estas variables se visualizan en gráficas de probabilidad normal entre ellos el histograma, la curva de distribución normal, estas técnicas son empleadas como parte de la metodología propuesta. Al igual en SPSS se realiza la prueba de bondad de ajuste específicamente el test de Kolmogorov-Smirnov (K-S) que identifica la normalidad de los datos originales y transformados.

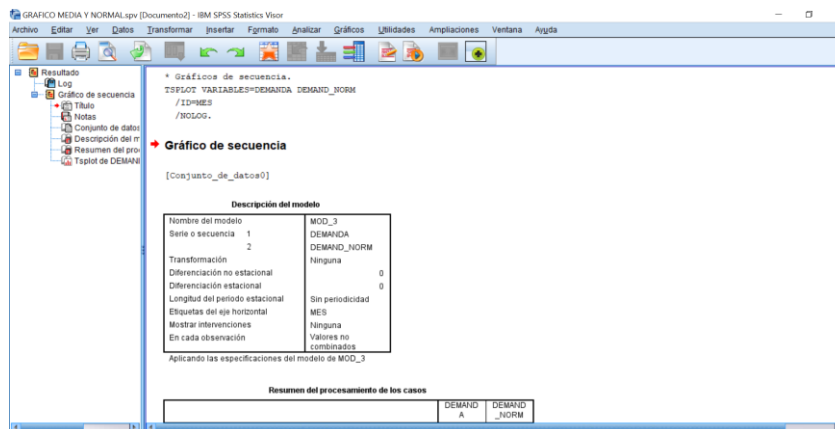


Figura 4.10. Interfaz gráfica del software SPSS.

4.3. MÉTODOS

En el análisis de los datos con un enfoque estadístico para la caracterización de la demanda eléctrica adopta una recopilación de estrategias y métodos que se ajustan al tamaño de los datos recopilados. Para ello, se enfoca principalmente en fuentes de fácil acceso, que permitan la extracción y comprensión de los datos mediante procesos estocásticos. La variabilidad de la demanda eléctrica se debe a la aleatoriedad que presenta el consumo eléctrico, sin embargo, con este método se busca la caracterización de la curva de demanda para un año típico. Los datos empleados en las curvas típicas de la demanda de consumo anual y mensual se detallan en el siguiente apartado.

4.3.1. Datos históricos del consumo eléctrico

Los datos del consumo energético anual y mensual, se recopilaron de las facturas de energía eléctrica, durante 5 años consecutivos, del 2016 a 2020. Los bloques A y B, cuentan con un solo medidor de energía eléctrica, instrumento de donde se obtuvieron las facturas, proporcionadas por la empresa eléctrica ELEPCO S.A., en las siguientes tablas se presentan los datos recopilados en el periodo mencionado.

Tabla 4.7. Datos obtenidos de las facturas eléctricas del Año 2016.

ELEPCO S.A.		
Mes	Consumo kWh	Demanda kW
Enero	60124	259
Febrero	48471	149
Marzo	46140	127
Abril	55832	182
Mayo	59952	180
Junio	60621	177
Julio	59.570	173
Agosto	41708	150
Septiembre	34877	104
Octubre	42843	158
Noviembre	50514	175
Diciembre	48139	173

Tabla 4.8. Datos obtenidos de las facturas eléctricas del Año 2017.

ELEPCO S.A.		
Mes	Consumo kWh	Demanda kW
Enero	53352	166
Febrero	44268	156
Marzo	42291	123
Abril	46943	150
Mayo	54255	161
Junio	55767	158
Julio	52717	151
Agosto	37617	138
Septiembre	28918	86
Octubre	46943	139
Noviembre	48103	138
Diciembre	43718	149

Tabla 4.9. Datos obtenidos de las facturas eléctricas del Año 2018

ELEPCO S.A.		
Mes	Consumo kWh	Demanda kW
Enero	53866	144
Febrero	38755	137
Marzo	38002	102
Abril	47028	147
Mayo	52297	152
Junio	53081	149
Julio	53865	145
Agosto	38236	133
Septiembre	31385	93
Octubre	48898	144
Noviembre	49741	160
Diciembre	42873	157

Tabla 4.10. Datos obtenidos de las facturas eléctricas del Año 2019.

ELEPCO S.A.		
Mes	Consumo kWh	Demanda kW
Enero	53265	153
Febrero	43371	138
Marzo	38620	133
Abril	51289	151
Mayo	52773	159
Junio	52097	156
Julio	53617	155
Agosto	33126	118
Septiembre	39806	134
Octubre	47975	154
Noviembre	48133	155
Diciembre	44604	155

Tabla 4.11. Datos obtenidos de las facturas eléctricas del Año 2020.

ELEPCO S.A.		
Mes	Consumo kWh	Demanda kW
Enero	52630	155
Febrero	43978	144
Marzo	47111	150
Abril	10851	43
Mayo	21554	35
Junio	21066	50
Julio	21066	55
Agosto	22708	52
Septiembre	21891	52
Octubre	21891	52
Noviembre	24038	60
Diciembre	24842	70

4.3.2. Análisis de los datos

Dado a las variaciones de la energía que se presenta en determinados momentos, esta tesis tiene como objetivo identificar aquellos comportamientos recurrentes también conocidos como datos estocásticos. Conocer en detalle estos patrones de la demanda de electricidad en determinados momentos del día, mes y año, posibilita detectar anomalías, encontrar posibles oportunidades de ahorro energético, la planificación de energías renovables.

En la revisión de la literatura se encontró numerosos métodos a precisar la caracterización y el reconocimiento de patrones en la demanda de energía, en este estudio desde un inicio se plantea el análisis con datos históricos, por lo que el procesamiento y extracción de los datos permitirá conocer características claves de las curvas caracterizadas del consumo energético. Teniendo en cuenta que los datos del consumo eléctrico es una variable aleatoria continuación se ha decidido optar por el método estadístico de la distribución normal [7]. Este método ayuda a comprender este tipo de variables continuas que se relacionan especialmente con la medición de datos y tienen números infinitos de posibilidades.

4.3.3. Distribución normal

Para representar las curvas de demanda eléctrica se aplican tres funciones de distribución. El primer método a utilizar en la representación estadística es el método de distribución normal a través de la media y la desviación estándar, representado en la siguiente ecuación.

$$PDF(x) = \frac{1}{\sigma_x 2\pi} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma_x^2}} \quad (4.1)$$

La finalidad del ajuste de los datos a la distribución normal es encontrar un conjunto de datos transformados y caracterizados por una función de distribución probabilísticas (PDF), que pueda determinar la confiabilidad de los datos, como se demostró en [28], donde emplearon una metodología basada en técnicas de distribución normal para modelar la demanda de energía y la programación estocástica del suministro de energía para el día siguiente. La figura 4.11 muestra el diagrama de flujo del método estadístico de la demanda eléctrica basada en datos históricos.

El procedimiento comienza con la recopilación de los datos de la demanda eléctrica, seguido por la agrupación de datos tanto mensuales como anuales, de esta manera se obtiene un conjunto de datos originales caracterizado por la distribución de probabilidad normal. Luego de este proceso, es seguido por las pruebas de bondad de ajuste en datos originales y transformados, las gráficas indican a través de criterios estadísticos cuantitativos basados en datos de la media, la desviación estándar, rango (min / máx.), curtosis y asimetría. Si el modelo estadístico con los datos ya transformados satisface todas las pruebas antes mencionadas, se puede considerar adecuado para la caracterización estadística de las curvas de demanda típicas.

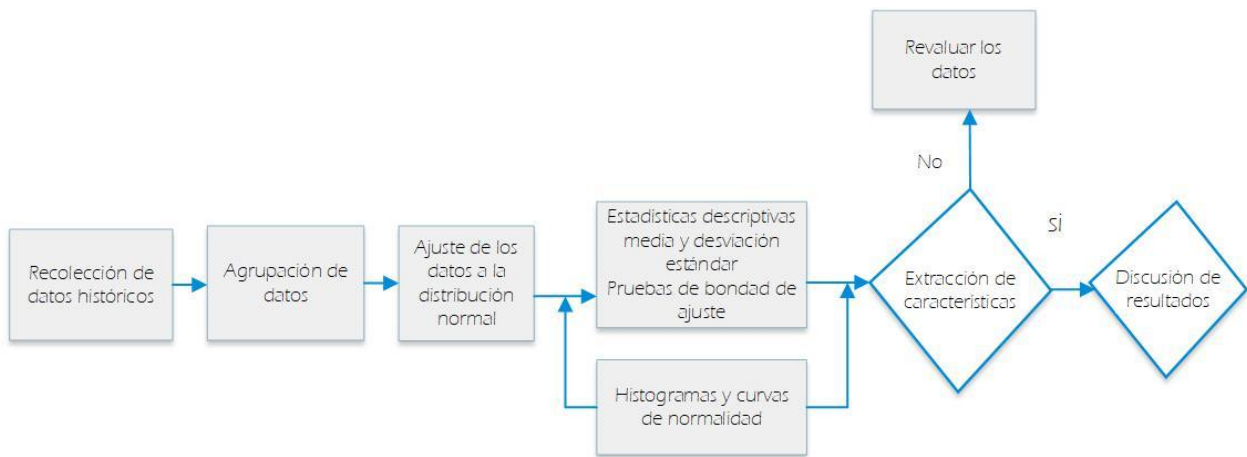


Figura 4.11. Diagrama de flujo de la caracterización de la demanda eléctrica método de distribución normal.

Además, se intenta complementar el análisis exploratorio de los datos con el uso de representaciones gráficas, uno de ellos es el histograma que facilita la caracterización de la demanda eléctrica.

4.3.4. Reconocimiento de anomalías

En este estudio, cada periodo analizado en la demanda eléctrica consta de su propio tamaño de muestra, la curva típica anual tiene 12 datos que representan los doce meses del año, obteniendo un total de 60 muestras en los últimos cinco años. Para las curvas típicas mensuales se consideran cinco datos de los 5 años de cada mes. Cabe recalcar, que, para la recolección de datos históricos, se recomienda que el tamaño ideal de las muestras de datos, sea recolectado en intervalos de 15 minutos en un periodo de 1 a 3 años esto se lleva a cabo con la ayuda de medidores inteligentes que facilitan la medición de estos datos. En la figura 4.12 se muestra un ejemplo de las curvas de demanda y los patrones representados en cada mes, esta investigación utiliza las curvas típicas para calcular el incremento del consumo para que evalúen el desempeño de un sistema fotovoltaico y el almacenamiento de la energía [29]. Es así que el método explicado anteriormente tendrá mayor precisión si se toman en cuenta estas consideraciones.

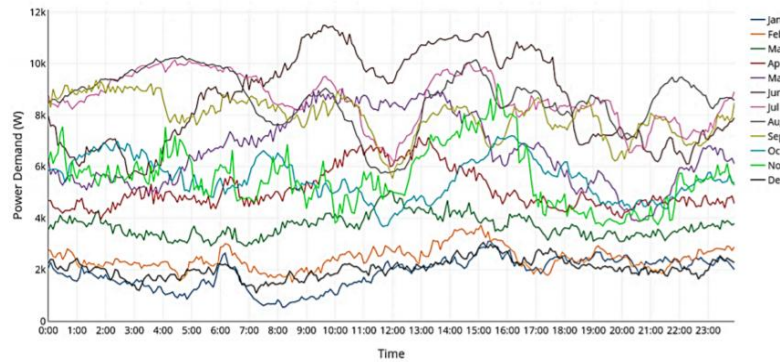


Figura 4.12. Ilustración de un perfil de carga eléctrica diaria[29].

En este apartado se dará, una breve explicación de las principales características a obtener con nuestro tamaño de muestras ya explicadas anteriormente, no obstante, se busca reflejar la variabilidad de la demanda energética en un estimado, conocer el patrón de la demanda e identificar los meses típicos y atípicos. Por último, se obtiene la curva típica anual con datos típicos para identificar la demanda máxima media y mínima. A continuación, se presenta la caracterización de los datos por medio del método de la distribución normal:

La media (μ): Es la demanda eléctrica promedio diario, mensual o anual, que representa el nivel de uso de la energía en la institución y están representadas en las curvas típicas.

La desviación estándar (σ): Representa la variación del comportamiento de la demanda eléctrica y que tan alejados están los datos con respecto a la media.

Asimetría: Para saber si los datos de la demanda eléctrica se distribuyen simétricamente o con asimetría negativa y asimetría positiva.

Curtosis: Indica la altura de la cola en relación con la curva de distribución normal y es necesaria para mostrar la presencia de datos atípicos en la variable de la demanda eléctrica.

4.3.5. Histograma

El histograma es una técnica ideal para mostrar asimetría y curtosis en el conjunto de datos que se categorizan de acuerdo a los valores promedio de la demanda eléctrica [7]. En los métodos de funciones de distribución probabilística (PDF) por lo general los datos se visualizan en el histograma y se presentan los datos de la demanda frente a la frecuencia, además en el histograma

puede detectar anomalías cuando los datos caen fuera de los intervalos de clase existentes o cuando se ubiquen en intervalos de clase de baja frecuencia de ocurrencia [30]. Ejemplo de un histograma muestra la figura 4.13.

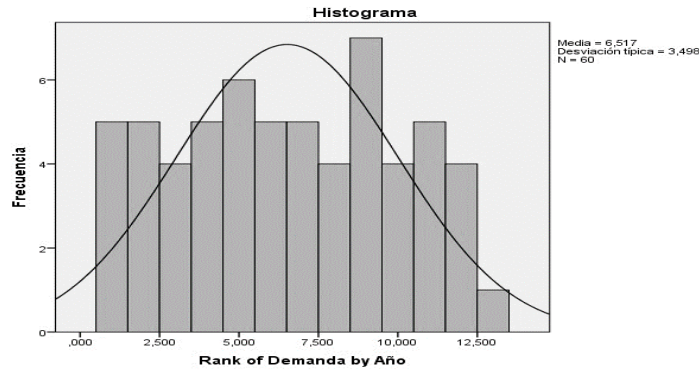


Figura 4.13. Ilustración de datos en un histograma junto a la curva de distribución normal.

El conjunto de datos considerado en este estudio se muestran histogramas de datos para los dos periodos analizados, acompañado de la correspondiente curva de distribución normal.

Para la estimación del conjunto de datos a evaluar se agrupan los valores $x = \{x_1, x_2, x_N\}$ a la función de PDF con las variables de μ, σ y se representa en la siguiente ecuación [31].

$$L_f(x; \mu, \sigma) = f(x_1; \mu, \sigma) f(x_2; \mu, \sigma) \dots f(x_N; \mu, \sigma) = \prod_{i=1}^N f(x_i; \mu, \sigma) \quad (4.2)$$

Se maximiza los parámetros en orden para obtener la μ y σ para un mejor detalle de esta función matemática consulte en [32].

4.3.6. La prueba de bondad de ajuste

La prueba de bondad de ajuste que mayor se acopló a nuestro tamaño de muestra fue la de Kolmogórov-Smirnov (KS), para validar o rechazar la hipótesis de distribución de probabilidad normal con un alto nivel de significancia.

Esta prueba se basa en la desviación máxima entre dos funciones de distribución, el software estadístico implementado en este estudio ayuda a complementar los valores críticos de la prueba de esta manera se puede deducir el valor de la significancia estadística expresada en la ecuación 4.3 [31].

$$D = \max |f_1(x) - f_2(x)| \quad (4.3)$$

Donde $f_1(x)$ y $f_2(x)$ son funciones de distribución acumulativas, dentro de las familias de distribución. Las pruebas de K-S fueron utilizadas en la siguiente investigación [31], donde generaron datos ficticios y compararon con los datos originales. Cabe resaltar que cuanto menor sea la D , los datos se ajustan de mejor manera a la distribución normal.

Para saber si la variable de la demanda eléctrica kW sigue una distribución normal. La hipótesis nula (H_0) significa que la muestra procede de una distribución normal, mientras que la hipótesis alternativa (H_a) es que los datos no se distribuyen según un modelo de probabilidad normal [33]. Por tanto, para aceptar (H_0) el valor de la significación estadística (valor de p) deberá ser mayor de 0,05 o 5%.

4.3.7. Ajuste de los datos a la distribución normal

El ajuste de los datos es fundamental en la caracterización de las curvas de la demanda, es por ello que se busca un método eficaz y al mismo tiempo sencillo, por lo que el resultado del conjunto de datos originales a los datos transformados, deben estar normalizados a la distribución normal.

La transformación E (logaritmo natural- base exponencial- transformación del coseno hiperbólico) y la transformación Box Cox son las dos funciones de transformación seleccionadas para los datos de la demanda eléctrica, la combinación de los dos métodos (transformación E + BC), se expresan en las siguientes ecuaciones [6].

$$\text{Transformación E: } E(x) = x^* \cdot \exp [\lambda \cos h (x)] \quad (4.4)$$

$$\text{Transformación E + Box Cox: } BC [E (x)] = \frac{(E(x^*))^\beta - 1}{\beta} \quad (4.5)$$

$E (x)$: corresponde a la variable transformada

BC: la transformación de Box- Cox

x^* : la variable de entrada de los datos recopilados (datos originales)

λ, β : son la transformación E y los parámetros de ajuste de la transformación Box Cox

4.3.8. Extracción de características

De las curvas transformadas se extraen las características más importantes con el fin de reducir la información. En este proceso las curvas normalizadas del consumo eléctrico mensual y anual se analizan la variabilidad de la demanda eléctrica entre datos brutos y datos transformados. En primera instancia se encuentra el patrón que sigue el consumo eléctrico antes de la caracterización de las curvas, los meses típicos y atípicos en el periodo seleccionado. Luego de esto se procede a la utilización del método de la distribución normal para el análisis de los datos con la media, desviación estándar, asimetría y curtosis en los dos grupos de datos.

5. ANÁLISIS Y DISCUSIÓN DE LOS RESULTADOS

5.1. DEMANDA DE CONSUMO ANUAL

La demanda de consumo se analizó durante el periodo de cinco años consecutivos, donde se observaron cambios en el consumo, que ascendió de 1663 kW a 1761 kW en 2018 y 2019, respectivamente. Sin embargo, para el año 2020 con la pandemia COVID 19, tiene una caída de 918 kW debido al confinamiento y cierre de los establecimientos educativos, este análisis se puede ver en la figura 5.1 literal a). Por otro lado también, se realiza una previsión de la demanda eléctrica con el fin de saber la futura capacidad de generación y los precios de la demanda eléctrica, que son de gran interés para la inversión de nuevos proyectos energéticos en la institución. Es difícil estimar la demanda energética futura, ya que cinco años de mediciones parecen insuficientes para una estimación precisa; no obstante, se empleó el método ARIMA para la previsión, tomando como referencia únicamente los datos anuales en condiciones normales de la institución e indica que en los próximos años la demanda de consumo anual debería aumentar en 5% que equivale a 98 kW, ver en la figura 5.1 literal b).

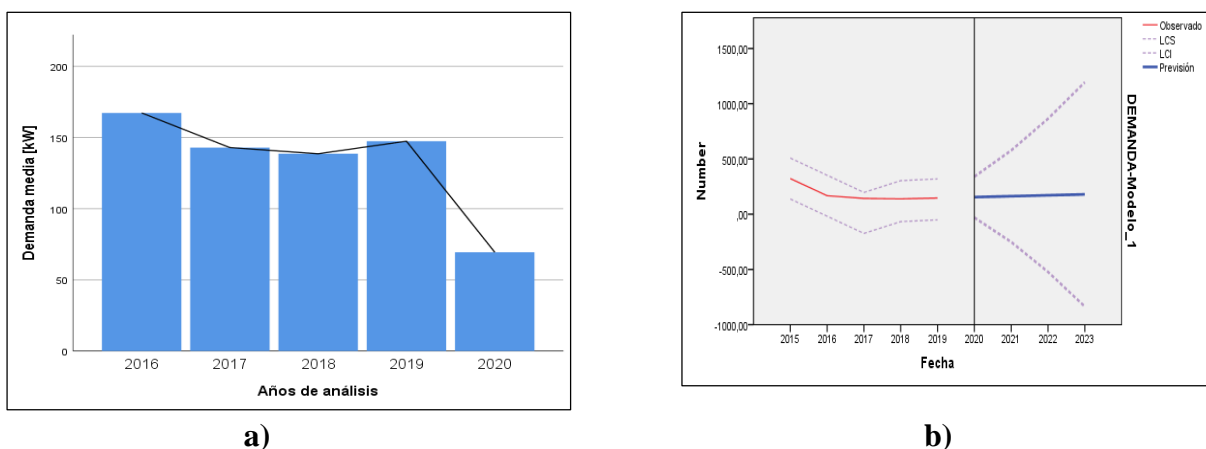


Figura 5.1. a) Demanda anual del año 2016-2020 y b) Previsión de la demanda por el método de (ARIMA).

5.1.2. Análisis del consumo energético anual en los edificios institucionales

Además de las distintas diferencias encontradas entre los cinco años, la estructura básica del consumo eléctrico en los bloques universitarios es bastante similar como veremos en esta sección, para hacer la comparación estandarizada de los datos los cuales se presentan en la tabla 5.1.

Tabla 5.1. Estadísticas descriptivas y resultados de los datos típicos de demanda eléctrica de los años (2016-2020) datos brutos.

	N	Mínimo	Máximo	Media	Desv. típ.	Varianza
Demanda 2016	12	104	259	167,25	37,363	1396,023
Demanda 2017	12	86,00	166,00	142,9167	21,55525	464,629
Demanda 2018	12	93,00	160,00	138,5833	20,68578	427,902
Demanda 2019	12	118,00	159,00	146,7500	12,80714	164,023
Demanda 2020	12	35,00	155,00	76,5000	44,96969	2022,273
N válido (según lista)	12					

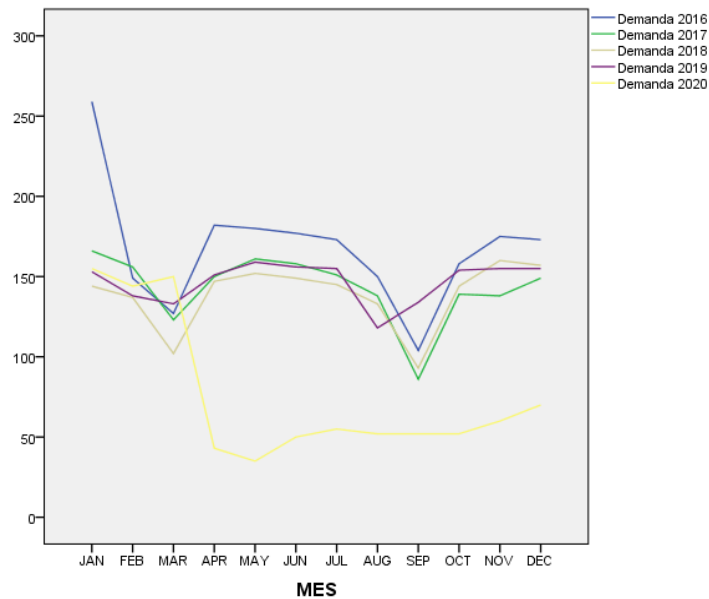


Figura 5.2. Curva anual de demanda de energía eléctrica.

En la figura 5.2 se observa que las curvas siguen un patrón repetitivo en el consumo de demanda siendo bastante similar; hay una tendencia baja en los meses de vacaciones que coincide con la finalización de los periodos académicos siendo estos el mes de marzo y septiembre. Sin embargo, el patrón de consumo en la demanda eléctrica en el año 2020, debido al confinamiento por el virus COVID 19 la curva cambia significativamente en el mes de abril con una caída del 70.66% con respecto al mes anterior; cuando unicamente se tenía el consumo eléctrico de los departamentos administrativo, iluminación y seguridad de la universidad.

En cuanto a la variabilidad de la demanda de consumo a escala anual para un año típico, la figura 5.3 muestra que la mayor demanda media del consumo, se observaron en los meses de inicio de clases que van de abril a julio al igual que los meses de noviembre y diciembre. En enero, febrero y diciembre la demanda de energía es superior a la media en un 30.3%, 7.04% y 4.4% de la media, respectivamente. La menor demanda de energía se observa en marzo y septiembre, y es inferior a la media en un 5,64 % y un 30.31%, respectivamente, mientras tanto, a escala mensual, la variabilidad de la demanda puede depender en cierta medida de la duración del mes. En la tabla 5.2 se encuentra que enero es uno de los meses con mayor consumo debido al número de días festivos, presentados en la institución por lo que este se relaciona directamente con el incremento de la demanda de energía.

Tabla 5.2. Estadística descriptiva de la variabilidad de la demanda a una escala anual.

		Ene.	Feb.	Mar.	Abr.	May.	Jun.	Jul.	Ago.	Sept.	Oct.	Nov.	Dic.
N	Válidos	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5
	Perdidos	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7
Media		175,40	144,8	127	134,6	137,40	138,0	135,80	118,2	93,80	129,4	137,60	140,80
Mediana		155	144	127	150	159	156	151	133	93	144	155	155
Moda		144 ^a	137 ^a	102 ^a	43 ^a	35 ^a	50 ^a	55 ^a	52 ^a	52 ^a	52 ^a	60 ^a	70 ^a
Suma		877	724	635	673	687	690	679	591	469	647	688	704

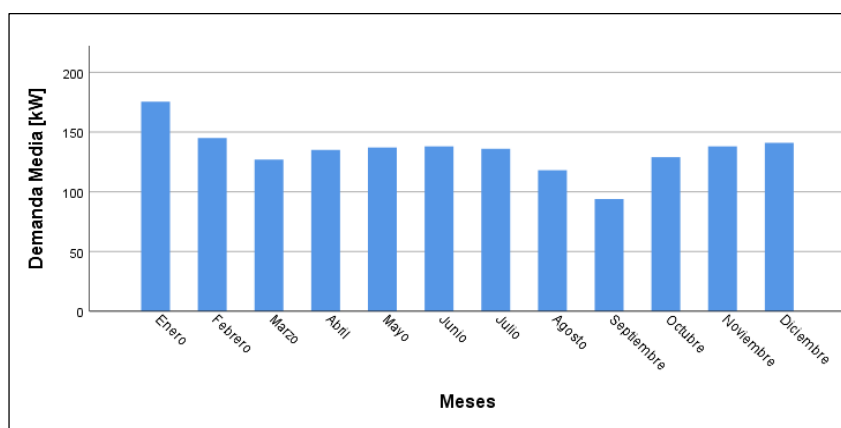


Figura 5.3. Perfil típico de demanda anual.

El perfil típico de consumo anual, tiene un solo pico y es el mes de enero, también destaca de la existencia de una estructura básica en el consumo. El pico de menor consumo es el mes de septiembre, hay algunas diferencias encontradas, sin embargo, estas son las más notorias.

5.1.3. Curva de demanda anual típica

Para este análisis se ha creado la tabla 5.3 en la cual N=60 indica el número de datos de la demanda anual, de los cuales se obtienen las tres variables principales media, desviación estándar, asimetría y curtosis. Mediante el cálculo de la media se obtiene (134,40 kW) es el valor más probable de la variable de demanda eléctrica y al mismo tiempo el valor representativo del conjunto de datos. La desviación estándar (42,24), indica los datos inferiores y superiores alrededor del valor de la media, en este análisis, con el valor obtenido demuestra que los datos inferiores a la media son los datos más repetitivos. Asimetría y curtosis del conjunto de datos establecidos, describen la desviación de la forma de la frecuencia del conjunto de datos (histograma) comparado con la curva de distribución normal, el valor ideal de ambos parámetros es cero. Además, se puede observar la curva característica anual de la demanda energética en base a los datos mensuales de los últimos cinco años.

Tabla 5.3. Análisis estadístico de la curva de distribución normal datos brutos.

N	Válidos	60
	Perdidos	0
Media		134,40
Mediana		148,50a
Moda		155
Desv. típ.		42,249
Varianza		1784,956
Asimetría		-,658
Curtosis		1,086
Rango		224
Mínimo		35
Máximo		259
Suma		8064
Percentiles	25	125,00 ^b
	50	148,50
	75	156,00

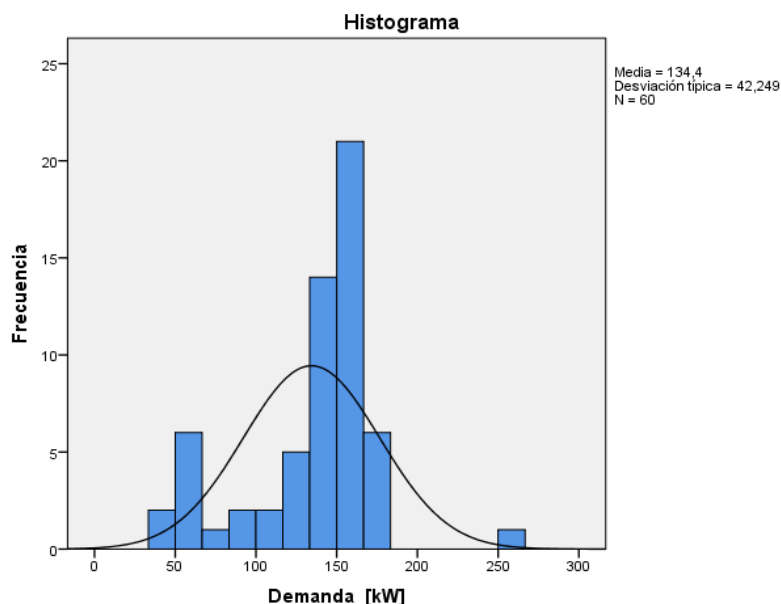


Figura 5.4. Ajuste de los datos a una distribución normal (2016-2020).

En la figura 5.4 se observa que la simetría es menor que cero (-,658), debido a que la mayor concentración de datos ocurren al lado izquierdo del valor medio, esto da como resultado que la demanda eléctrica tiene una baja tendencia de consumo eléctrico en condiciones típicas o normales. La curtosis indica que los datos de la curva se distribuyen de una forma leptocúrtica, esto afirma que los valores más comprobables de la demanda eléctrica son los valores centrales de la curva de demanda eléctrica.

5.1.4. Pruebas no paramétricas

Mediante las pruebas no paramétricas se analizan los 60 datos obtenidos anteriormente. Para realizar la prueba de normalidad en los datos, se aplica la prueba de Kolmogorov-Smirnov y para llevar a cabo este test empleamos el programa SPSS; en este caso el valor ($p=0,006$) obtenido por la prueba no paramétrica representada en la tabla 5.4 indica que la hipótesis (H_0) debe rechazarse, debido a que es menor al valor de $p=0,05$; por lo tanto, se procede a realizar el ajuste de los datos para cumplir con la normalidad y exceder 5% para aceptar la hipótesis.

Tabla 5.4. Prueba de ajuste por el método Kolmogorov-Smirnov (K-S).

Prueba de Kolmogorov-Smirnov para una muestra		Demanda [kW]
N		60
Parámetros normales	Media	134,40
	Desviación típica	42,249
Diferencias más extremas	Absoluta	,220
	Positiva	,131
	Negativa	-,220
Z de Kolmogorov-Smirnov		1,705
Sig. asintót. (bilateral)		,006

5.1.5. Distribución de frecuencia y gráfico de probabilidad normal del conjunto de datos anuales transformados

Los datos brutos de la demanda eléctrica analizados en la figura 5.4 se someten una ley de la distribución normal (gaussiana), con el objetivo de eliminar los datos atípicos, dado que la curva de distribución indica que los errores pequeños son más probables a suceder y los errores grandes o datos atípicos son muy improbables en la caracterización de la demanda eléctrica.

Los parámetros claves de la distribución de probabilidad normal de los años considerados, la media, desviación estándar, asimetría y curtosis se encuentran representados en la tabla 5.5 en rangos aceptables de la normalidad. La figura 5.5 indica que el área bajo la curva es igual a 1 y representa el 100% de los datos transformados de modo que la probabilidad de los datos típicos son simétricos a la curva. Entre otras características la desviación estándar es baja e indica que la mayoría de los datos de la demanda eléctrica son homogéneos es decir tienen poca variación en el consumo de la demanda es por ello que la gráfica de probabilidad, muestra que los datos transformados se ajustan a la curva y están en torno al valor más probable que es la media (134,4kW).

Tabla 5.5. Estadística descriptiva de los datos transformados a la curva de normalidad.

N	Válidos	59
	Perdidos	1
Media		134,41
Mediana		136,1677
Moda		157,60
Desv. típ.		40,08973
Asimetría		,002
Curtosis		-,396
Rango		180,03
Mínimo		44,38
Máximo		224,42
Suma		7930,00

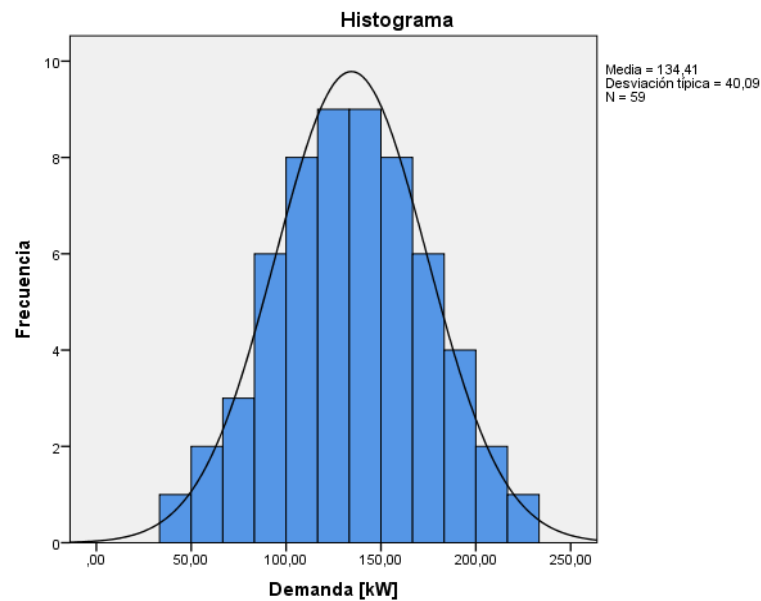


Figura 5.5. Curva típica del conjunto de datos ajustados por la distribución normal estándar para el período de tiempo observado (2016-2020).

En la tabla 5.6 se presenta la prueba de Kolmogorov-Smirnov (K-S), indica que los datos transformados de la demanda eléctrica anual, ha dado un resultado satisfactorio en el ajuste de los datos. En particular se puede observar que los valores de asimetría y curtosis se acercan al valor

cero. El valor de P (asíntota) excede al nivel de significancia de los datos, entonces la hipótesis de distribución de probabilidad normal, indica que se debe aceptar la hipótesis de normalidad de forma que se admite que los datos son de tipo normal con un 100% de probabilidad.

Tabla 5.6. Estadística descriptiva de la prueba de normalidad de los datos transformados anuales.

Prueba de Kolmogorov-Smirnov para una muestra		Demanda
N		59
Parámetros normales	Media	134,4
	Desviación típica	40,08
Diferencias más extremas	Absoluta	,041
	Positiva	,030
	Negativa	-,041
Z de Kolmogorov-Smirnov		,312
Sig. asíntota. (bilateral)		1,000

5.2. CURVA DE DEMANDA MENSUAL

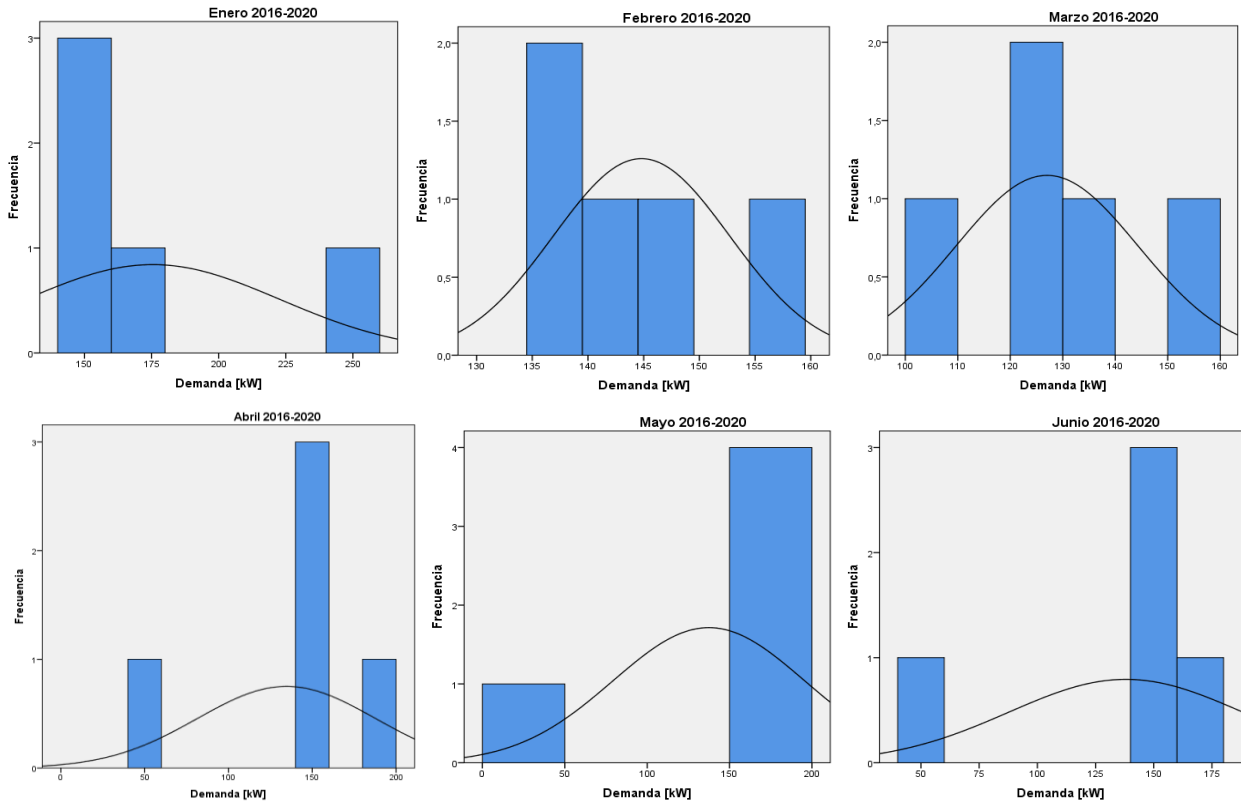
5.2.1. Curva de demanda mensual típica

La demanda energética de un edificio universitario se caracteriza por sus datos típicos y atípicos mensuales, en este apartado se presentan brevemente los resultados de la distribución de probabilidad normal aplicados al conjunto de datos, originales (N=5), es el número de muestras por mes que corresponde a los 5 años seleccionados.

Las gráficas de la figura 5.6 ilustra la comparación de la demanda eléctrica mensual de enero a diciembre, mediante histogramas y curvas de distribución de normal, cuyos parámetros desagregados se enumeran en la tabla 5.7. En particular se puede observar un desajuste en los histogramas y las curvas de distribución normal en los meses de enero, febrero, mayo, junio, julio, octubre y diciembre. Luego de esta observación diagnosticamos que el mes de abril corresponde a la media de un año típico, siendo un mes estable y con menor variabilidad en la demanda eléctrica. Los datos con alta desviación estándar, dan un resultado de valores heterogéneos en el consumo de la demanda eléctrica especial en los meses de mayo y junio (58.17, 50.27) respectivamente, sin embargo, la desviación estándar baja se obtiene en el mes de febrero y septiembre lo cual se considera que estos meses tienen datos homogéneos.

Tabla 5.7. Estadísticas descriptivas y resultados de las pruebas de normalidad para todos los meses datos brutos.

	Ene.	Feb.	Mar.	Abr.	May.	Jun.	Jul.	Ago.	Sept.	Oct.	Nov.	Dic.
N Válidos	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5
Media	175,40	144,8	127	134,6	137,40	138,0	135,8	118,2	93,80	129,4	137,6	140,8
Mediana	155	144	127	150	159	156	151	133	93	144	155	155
Moda	144 ^a	137 ^a	102 ^a	43 ^a	35 ^a	50 ^a	55 ^a	52 ^a	52 ^a	52 ^a	60 ^a	70 ^a
Desv. típ.	47,385	7,918	17,36	53,14	58,175	50,27	46,35	38,74	29,70	43,92	45,34	40,56
Varianza	2245,3	62,7	301,5	2824	3384	2527	2149	1501	882	1929	2056	1645
Asimetría	2,086	,579	-,263	-,181	-,2053	-,199	-,1943	-,176	-,119	-,207	-,1781	-,1960
Error típ. de asimetría	,913	,913	,913	,913	,913	,913	,913	,913	,913	,913	,913	,913
Curstosis	4,460	-,104	1,241	3,847	4,422	4,242	4,106	3,332	1,121	4,412	3,400	4,153
Rango	115	19	48	139	145	127	118	98	82	106	115	103
Mínimo	144	137	102	43	35	50	55	52	52	52	60	70
Máximo	259	156	150	182	180	177	173	150	134	158	175	173
Suma	877	724	635	673	687	690	679	591	469	647	688	704



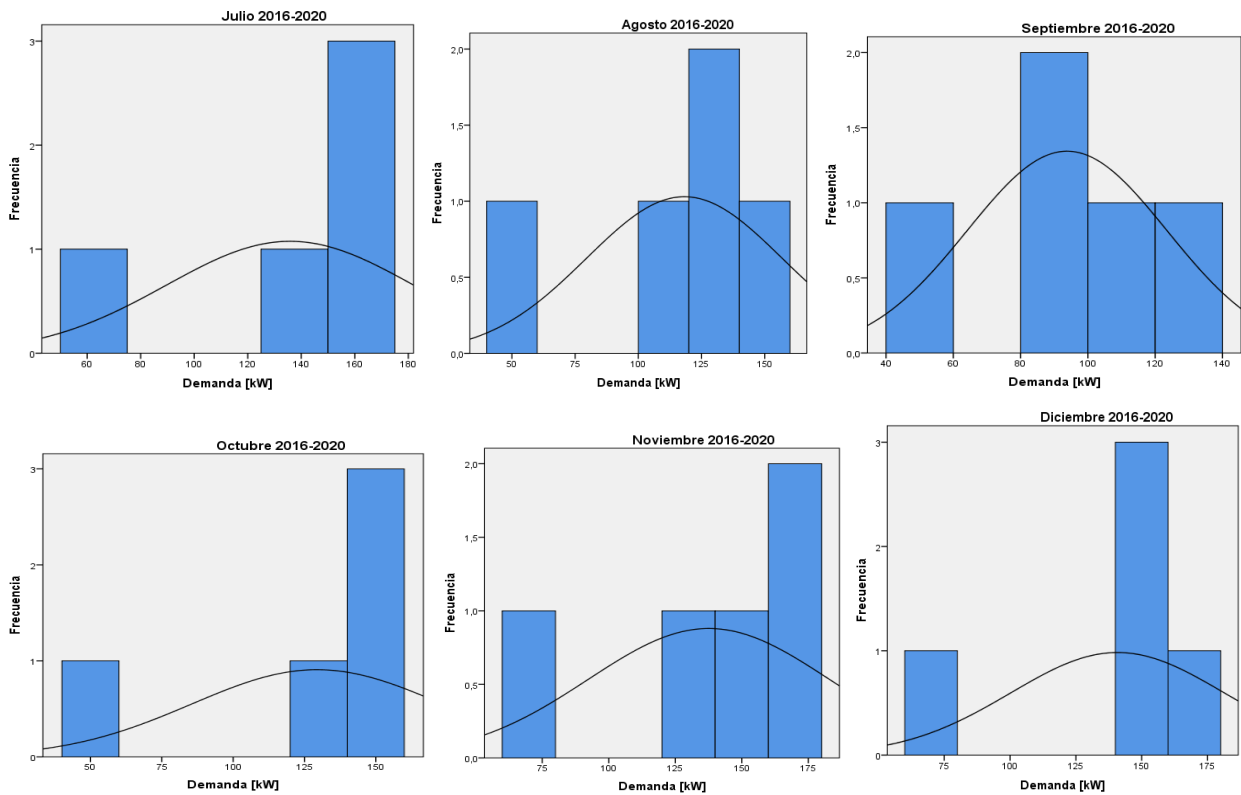


Figura 5.6. Curvas de distribuciones de frecuencia (histogramas) del conjunto de datos brutos ajustado por la distribución de probabilidad normal para el período (2016-2020).

Las gráficas mensuales de probabilidad normal anteriormente presentadas indican las diferencias estadísticas en las curvas, con la asimetría y curtosis. La asimetría indica como los datos se distribuyen en torno al valor medio es decir las curvas se analizan en torno al valor de la media de cada mes de enero a diciembre presentados en la tabla 5.7. También se identifica que el mes de febrero, marzo y septiembre son curvas simétricas, esto da como resultado que los datos están en el rango del conjunto de datos medios. Sin embargo, se logra notar una diferencia en septiembre, dado que la curva es simétrica pero los datos se ubican a la derecha de la curva esto indica que los datos obtenidos de este mes son superiores a la media calculada de su mismo conjunto de datos.

A enero se lo considera mes pico debido a que tiene una curva asimétrica positiva, significa que los datos son mayores al conjunto de datos del mes de abril o mes típico. Mientras que los meses de abril, mayo, junio, julio, agosto, octubre, noviembre y diciembre dan un resultado de curva asimétrica negativa, debido a que el conjunto de datos obtenidos en estos meses, son menores e iguales al mes típico. En cuanto al análisis de la curtosis diagnosticamos que los meses están

compuestos por dos clases de curvas leptocúrtica y mesocúrtica. Los meses de febrero, marzo, agosto y septiembre indican una curva leptocúrtica, los otros meses restantes se identifican con una curva de distribución mesocúrtica.

5.2.2. Pruebas no paramétricas para los datos mensuales

El siguiente paso es el ajuste de los datos a la distribución normal, aquí se aplica el mismo procedimiento que en el análisis de los datos anuales en este caso la prueba paramétrica de K-S dio un valor de p insatisfactorio y se rechaza la hipótesis, es así que se procede con la transformación de los datos para el respectivo ajuste a la curva de distribución normal.

5.2.3. Distribución de frecuencia y gráficos de probabilidad normal del conjunto de datos mensuales transformados.

Las características relevantes encontradas en las curvas de distribución de probabilidad normal en los meses considerados, en particular se observa que la media, desviación estándar, asimetría y curtosis están en el rango aceptable y son cercanos al valor de cero en todos los meses. La muestra de datos seleccionada no fue tan aceptable para el método debido al pequeño tamaño de muestras de datos (N=5), para cada mes, sin embargo, se procedió a realizar el ajuste de los datos para su caracterización y confiabilidad de los datos. En la figura 5.7, se observa que las curvas mensuales tienen una mejora sustancial de coincidencia entre los histogramas y las correspondientes curvas de distribución normal en comparación con las curvas de datos originales.

Tabla 5.8. Estadística descriptiva y pruebas de normalidad del conjunto de datos transformados para todos los meses.

	Ene.	Feb.	Mar.	Abr.	May.	Jun.	Jul.	Ago.	Sept.	Oct.	Nov.	Dic.
N Válidos	5	5	5	4	5	5	5	5	5	5	5	5
Media	140,3	115,8	101,6	134,6	109,9	110,4	108,6	94,5	75,0	103,5	110	112,6
Mediana	163,4	142,7	122,6	134,6	122,6	125,2	124,0	108,4	86,2	118,2	126,1	130,5
Desv. típ.	83,7	64,9	57,8	38,1	71,2	69,1	67,2	58,0	45,8	63,9	67,6	67,8
Varianza	7020	4217,6	3342,2	1454,5	5082,9	4785	4518,4	3374	2100,4	4094,2	4580,9	4600,3
Asimetría	-1,5	-2,2	-2,0	,000	-,93	-1,1	-1,27	-1,3	-1,3	-1,2	-1,328	-1,502
Curtosis	2,765	4,886	4,322	-,785	,880	1,564	1,848	2,020	2,163	1,872	1,998	2,533
Rango	215,2	151,4	141,6	89,4	186,3	180,3	174,8	150,8	118,8	166,3	175,7	174,9
Mínimo	,00	,00	,00	89,87	,00	,00	,00	,00	,00	,00	,00	,00
Máximo	215,2	151,4	141,6	179,3	186,3	180,3	174,8	150,8	118,8	166,3	175,7	174,9
Suma	701,60	579,20	508,00	538,40	549,60	552,00	543,20	472,80	375,20	517,60	550,40	563,20

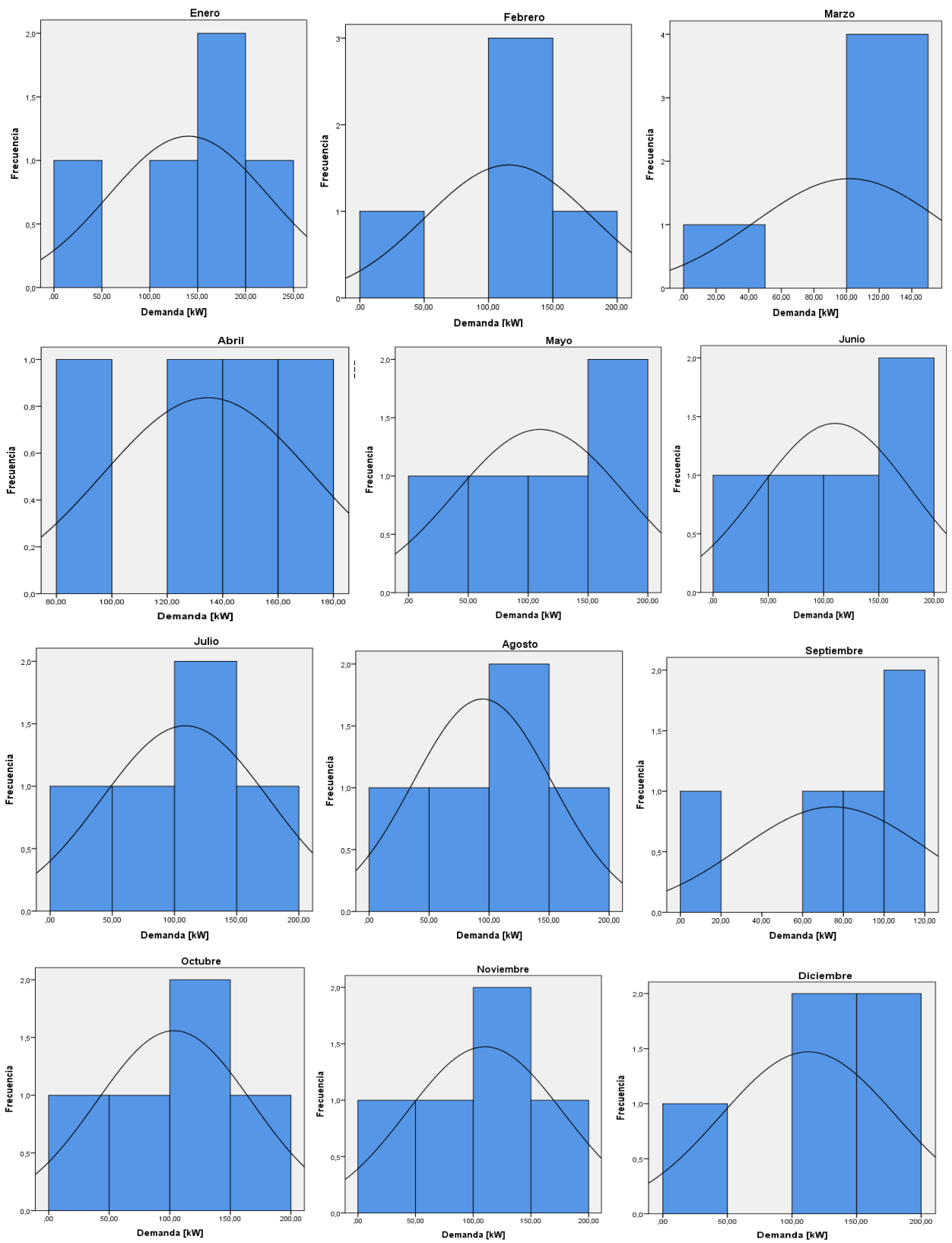


Figura 5.7. Curvas típicas mensuales de conjuntos de datos transformados período (2016-2020).

Tabla 5.9. Estadística descriptiva de la prueba de normalidad de datos transformados mensual.

Prueba de Kolmogorov-Smirnov		Ene.	Feb.	Mar	Abr.	May.	Jun.	Jul.	Ago	Sept	Oct.	Nov.	Dic.
N		5	5	5	4	5	5	5	5	5	5	5	5
Parámetros normales	Media	140,3	115,8	101,6	134,6	109,92	110,4	108,6	94,5	75,04	103,5	110,0	112,6
	Desviación típica	83,7	64,9	57,8	38,1	71,2	69,1	67,2	58,0	45,8	63,9	67,6	67,8
Diferencias más extremas	Absoluta	,277	,434	,374	,138	,182	,216	,230	,239	,246	,231	,238	,265
	Positiva	,185	,292	,244	,138	,142	,156	,162	,166	,170	,163	,166	,179
	Negativa	-	-	-	-,138	-,182	-	-	-	-	-	-	-
Z de Kolmogorov-Smirnov		,620	,971	,836	,276	,406	,483	,514	,534	,550	,517	,531	,592
Sig. asintót. (bilateral)		,837	,302	,486	1,000	,997	,974	,954	,938	,923	,952	,941	,874

La tabla 5.9 presenta los resultados de la prueba de K-S en los 12 meses, los valores de P son satisfactorios por ende se acepta la hipótesis de la normalidad, esto resuelve el problema de datos atípicos que distorsionan la optimización del método, con estos datos transformados se verifica nuevamente que los datos se ajustan a la curva de distribución normal y demuestra la confiabilidad de los datos transformados en la demanda eléctrica.

5.2.4. Análisis de la demanda para los datos originales vs datos transformados

Mediante el análisis de las curvas caracterizadas de la demanda media de los datos brutos en comparación a la media de los datos transformados representados en la figura 5.8, se observa que tenemos una ligera variación de 18.33% entre las curvas, esto se debe a que los datos transformados de la demanda eléctrica, sufrieron una limpieza de los datos anómalos o atípicos, este tipo de datos tenemos en el año 2016 donde mayor consumo se registró ante los siguientes años, y por el lado del año 2020 en cambio los datos de la demanda tiene una caída significativa; es decir estos datos atípicos presentados, el método de la distribución normal, lo elimina y se ajusta a la media tomando en cuenta los valores con mayor probabilidad a suceder nuevamente. En cuanto a la desviación estándar se observa un incremento en los datos normalizados esto indica que los datos tienden a alejarse de la media o el mes de abril.

Tabla 5.10. Estadística descriptiva de los datos brutos y normalizados.

Meses	N	Rango	Mínimo	Máximo	Media	Desv. tít.
Enero	5	115	144	259	175,4	47,3
Febrero	5	19	137	156	144,8	7,9
Marzo	5	48	102	150	127	17,3
Abril	5	139	43	182	134,6	53,1
Mayo	5	145	35	180	137,4	58,1
Junio	5	127	50	177	138	50,2
Julio	5	118	55	173	135,8	46,3
Agosto	5	98	52	150	118,2	38,7
Septiembre	5	82	52	134	93,8	29,7
Octubre	5	106	52	158	129,4	43,9
Noviembre	5	115	60	175	137,6	45,3
Diciembre	5	103	70	173	140,8	40,5
Enero normalizado	5	215,2	,00	215,2	140,3	83,7
Febrero normalizado	5	151,4	,00	151,4	115,8	64,9
Marzo normalizado	5	141,6	,00	141,6	101,6	57,8
Abril normalizado	4	89,4	89,8	179,3	134,6	38,1
Mayo normalizado	5	186,3	,00	186,3	109,9	71,2
Junio normalizado	5	180,3	,00	180,3	110,4	69,1
Julio normalizado	5	174,8	,00	174,8	108,6	67,2
Agosto normalizado	5	150,8	,00	150,8	94,5	58,0
Septiembre normalizado	5	118,8	,00	118,8	75	45,8
Octubre normalizado	5	166,3	,00	166,3	103,5	63,9
Noviembre normalizado	5	175,7	,00	175,7	110,0	67,6
Diciembre normalizado	5	174,9	,00	174,9	112,6	67,8
N válido (según lista)	4					

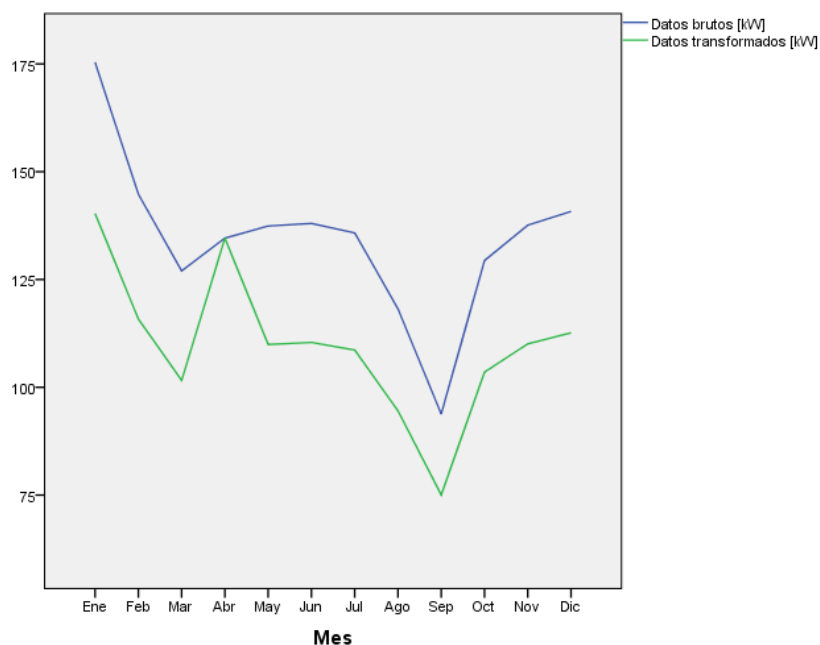


Figura 5.8. Curvas caracterizadas de la demanda eléctrica datos originales y transformados.

En base a los resultados obtenidos de las curvas de distribución normal mensuales y anuales de la variable demanda de energía en la Universidad Técnica de Cotopaxi, la tabla 5. 11 selecciona los datos con mayor probabilidad para un año típico en función de los meses, al igual el método analizado evalúa la confiabilidad del comportamiento de la demanda, estos datos son relevantes y se podría tomar en cuenta para futuros proyectos y análisis relacionados con la demanda eléctrica.

Tabla 5.11. Estadística descriptiva de la demanda eléctrica para un año típico en la UTC.

Demanda máxima	Demanda media	Demanda mínima
140,3kW	134, 6 kW	93,80 kW

5.3. ANÁLISIS DE PRESUPUESTOS

5.3.1. Presupuesto

El presupuesto del proyecto se estima en \$2496 dólares, y se encuentra tomando en consideración los gastos directos e indirectos. En la tabla 5.12 se detallan los componentes para la instalación de los medidores inteligentes.

Tabla 5.12. Presupuesto del proyecto.

Rubro	Total
Equipos y Materiales	2155
Gastos indirectos y Profesionales	310
Gastos imprevistos	31
TOTAL	2496

A continuación, la tabla 5.13 describe los gastos directos efectuados en la adquisición de los equipos y materiales necesarios para la implementación del proyecto, en las que se detallan los equipos más importantes como el medidor inteligente, los TCs, y el sistema de comunicación para la adquisición de datos.

Tabla 5.13. Lista de equipos y materiales.

Equipos y Materiales	Cantidad	Precio Unitario	Precio Total
Caja para los medidores	1	\$45	\$45
Cable Flexible #14 AWG	15	\$0.3	\$9
Amarras	1	\$1	\$1
Medidor Omnimeter Pulse v.4	3	\$260	\$780
CT de núcleo dividido, 800 A	3	\$175	\$525
CT de núcleo dividido, 400 A	6	\$60	\$360
EKM 485Bee - Nodo inalámbrico Zigbee.	2	\$100	\$200
Ekm Push – Nube Base Meter sistema de comunicación	1	\$110	\$110
Envío de los medidores			\$125
TOTAL			\$2155

La tabla 5.14 indica los gastos indirectos del proyecto, las cuales son principalmente la movilización y alimentación que genera el traslado hacia la ciudad de Latacunga donde se ejecuta la instalación del sistema de medición inteligente, para la recolección de datos. El costo de la mano de obra se considera en base al tiempo empleado para la selección, compra e instalación de los equipos y análisis de las curvas de demanda eléctrica.

Tabla 5.14. Gastos indirectos.

Gastos indirectos y Profesionales	Cantidad	Precio Unitario	Precio Total
Transporte y Alimentación	2	30	60
Mano de Obra		250	250
TOTAL			310

5.4. ANÁLISIS DE IMPACTOS

5.4.1. Impacto ambiental

El incremento de la demanda energía eléctrica es evidente, se relaciona directamente con las emisiones de CO₂ y otros gases altamente contaminantes, que perjudican al medio ambiente, es así que este proyecto realiza la búsqueda de estrategias adecuadas para los datos eléctricos detectan cambios en el consumo, estas acciones proactivas, permiten al usuario tomar en cuenta los fallos e incluso robos de la energía, de manera que administrar el consumo de energía, desde el lado del consumidor es eficaz para el ahorro de la energía. La caracterización de la demanda, también evalúa la confiabilidad de datos que pueden utilizarse para el diseño de un sistema de energía solar este hecho conduce al futuro ahorro energético. [7].

5.4.2. Impacto tecnológico

La implementación de un sistema de medición inteligente permite la disponibilidad de los datos del consumo eléctricos en todo momento, esto propicia un dinamismo y la evolución del mercado eléctrico [7], por tanto, es el indicio de nuevos proyectos relacionados a la demanda eléctrica, entre los cuales están los servicios energéticos; como la monitorización de la demanda en tiempo real, la respuesta a la demanda, eficiencia energética [20].

5.4.3. Impacto social

En el Ecuador la implementación de medidores inteligentes está lejos de ser una actividad cotidiana, actualmente los medidores electromecánicos, son empleados en su mayoría. Es por ello que los medidores inteligentes actualmente implementados en la institución generan un aporte interesante en el país, además los métodos estadísticos dependen en gran medida de los datos adquiridos por estos instrumentos para una mejor precisión. Por tanto, la construcción de métodos estadísticos, métodos híbridos, series de tiempo, redes neuronales, es necesario disponer de un conjunto de datos históricos. Estos datos no solo sirven para conocer el patrón de consumo eléctrico, tiene tantas ventajas como la predicción, segmentación de datos; a nivel de ingeniería generan el hallazgo de nuevos conocimientos que permiten reducir costos económicos por ejemplo en el diseño de proyectos renovables, la gestión y control del estado de las máquinas eléctricas.

6. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

6.1. CONCLUSIONES

- El diagnóstico de los datos de la demanda eléctrica presenta un enfoque estadístico con la finalidad de encontrar un modelo fiable para la caracterización de las curvas de la demanda a largo plazo, lo cual en los principios teóricos se presentaron modelos con herramientas avanzadas sin embargo el método estadístico de distribución normal fue el que mayor se acopló al tamaño de nuestros datos recolectados.
- La implementación del método estadístico de distribución de probabilidad normal permitió caracterizar las curvas de demanda mensuales y anuales, validadas por las pruebas, no paramétricas de Kolmogorov Smirnov e indicaron que los datos transformados siguen una distribución normal y pueden emplearse para el tratamiento de los datos proporcionados por los medidores inteligentes.
- Uno de los problemas encontrados en el modelamiento de los datos es que requieren de una recopilación histórica en intervalos cortos de tiempo por lo general en una escala horaria, para ello la implementación de un sistema de medición inteligente en la UTC dará como resultado una mayor confiabilidad en el método estadístico, propuesto por este estudio.
- El modelo extrae cuatro características claves de las curvas mensuales y anuales su valor medio, desviación estándar, asimetría y curtosis, esto indica principalmente cómo se distribuyen los datos; a partir de ahí, se diagnostica los datos típicos y atípicos, luego de esto los datos se someten a una ley de la distribución normal para que los datos brutos se ajusten a la curva de normalidad, esto se realiza con el fin de eliminar los datos atípicos y la razón principal del método para realizar la limpieza de los datos es que es muy improbable que estos datos atípicos se repitan. En este caso se encontró datos atípicos en el mes de enero con un valor de 259 kW en el año 2016 siendo este el mayor pico de la demanda eléctrica registrado entre los demás meses, con este hecho damos credibilidad al método debido a que el mes de enero en los años 2017, 2018, 2019, el consumo se redujo significativamente al valor antes mencionado. Es esta la respuesta del método e indica que

los grandes errores o picos están fuera del rango establecido y son muy improbables a que se presenten en el consumo de la demanda eléctrica en los próximos años.

En el diagnóstico mensual se detectaron tres variables considerables: el mes típico o medio que corresponde a abril, el mes pico es el mes de enero y el mes con menor consumo dio como resultado al mes de septiembre. En cuanto al patrón que siguen estos datos es similar en todos los meses de los 5 años analizados, salvo en el año 2020 debido a la pandemia COVID-19 los meses de abril a diciembre tiene una caída significativa del 64,9 % con respecto al año 2019, de la demanda eléctrica.

El modelo obtenido también se usó para predecir la demanda eléctrica media mínima y máxima de los bloques A y B para un año típico, a partir de los datos representativos seleccionados entre el conjunto de datos transformados sin la necesidad de hacer suposiciones desagregadas sobre el comportamiento futuro del sistema eléctrico.

6.2 RECOMENDACIONES

- La caracterización energética en edificios o infraestructuras en el país sigue siendo un enigma, para ello se recomienda que las futuras investigaciones puedan centrarse en el desarrollo de nuevos modelos como las series temporales de curvas de carga eléctrica donde se analizan mediante una gran variedad de herramientas estadísticas, tales como los métodos lineales univariantes y multivariantes, las autocorrelaciones que detectan puntos de mayor energía, e identifican perfiles de carga típicos.
- El análisis global de los consumos anuales y mensuales presentados en esta tesis a pesar de ser útil en la revisión energética del pasado, aún se debe trabajar con los datos proporcionados por los medidores inteligentes, de manera que conocer el patrón de consumo diario durante un periodo determinado en los bloques A y B de la UTC, es el camino a servicios energéticos innovadores como la respuesta a la demanda y la gestión de la capacidad.
- La modelización de las curvas de carga diaria por medio de los medidores inteligentes, es posible un diseño de un sistema de generación fotovoltaica conectado a la red de la institución, esta acción servirá para satisfacer la demanda energética, además de ser un activo importante en la disminución de los precios de la energía.
- La implementación de los medidores inteligentes es con el fin de recolectar datos de los bloques A y B, se recomienda que la recolección de datos se realice en un periodo cuarto horario (15 minutos) ya que es el más utilizado en la actualidad, y permite la precisión del método propuesto o la selección de cualquier otro método en la caracterización o previsión de la demanda energética.

7. REFERENCIAS

- [1] O. González-Galvez, M. Morales, C. Seefoó, D. Morillón, and H. Valdés, “Energy Diagnosis of University Buildings: Renewable Energy Institute from UNAM,” *Buildings*, vol. 8, no. 10, p. 136, Sep. 2018, doi: 10.3390/buildings8100136.
- [2] T. A. Papadopoulos, G. C. Christoforidis, and G. K. Papagiannis, “USE Efficiency: an innovative educational programme for energy efficiency in buildings,” *Int. J. Sustain. Energy*, vol. 36, no. 9, pp. 855–871, 2017, doi: 10.1080/14786451.2015.1119833.
- [3] G. Jenny Lozano and William, “Evaluación de demanda de energía eléctrica según hábitos de consumo actuales en la ciudad de Bogotá,” Universidad Disrital Francisco José de Caldas, 2016.
- [4] K. P. Amber *et al.*, “Energy Consumption Forecasting for University Sector Buildings,” *Energies*, vol. 10, no. 10, pp. 1–18, 2017, doi: 10.3390/en10101579.
- [5] J. Mikulik, “Energy demand patterns in an office building: A case study in Kraków (Southern Poland),” *Sustain.*, vol. 10, no. 8, 2018, doi: 10.3390/su10082901.
- [6] A. Sedić, D. Pavković, and M. Firak, “A methodology for normal distribution-based statistical characterization of long-term insolation by means of historical data,” *Sol. Energy*, vol. 122, pp. 440–454, 2015, doi: 10.1016/j.solener.2015.09.014.
- [7] J. X. Serrano Guerrero, “Caracterización de la demanda de energía mediante patrones estocásticos en las Redes Eléctricas Inteligentes,” pp. 1–257, 2020, [Online]. Available: <http://hdl.handle.net/10251/153810>.
- [8] E. Figueroa, “Auditoría energética de los edificios administrativo y docente de la facultad de ingeniería civil y mecánica de la Universidad Técnica de Ambato para disminuir el consumo de energía eléctrica.,” Universidad Técnica de Ambato, 2015.
- [9] H. Rodolfo, “Análisis de factibilidad para la instalación de un sistema de energía limpia mediante celdas fotovoltaicas para la alimentación eléctrica del edificio 4 en el ITSLV,” 2017.
- [10] M. Deleg and J. Uguña, “Análisis de la curva de demanda de potencia eléctrica de red debido a la incorporacion de generación fotovoltaica en el edificio Cornelio Merchán de la Universidad Politécnica Salesiana,” 2016.
- [11] MEER, “Durante emergencia sanitaria, la demanda de energía eléctrica disminuyó en más del 10% en el Ecuador – Ministerio de Energía y Recursos Naturales no Renovables,” 2020. <https://www.rekursosyenergia.gob.ec/durante-emergencia-sanitaria-la-demanda-energia-electrica-disminuyo-en-mas-del-10-en-el-ecuador/> (accessed May 25, 2021).
- [12] CONELEC, “Estudio de la demanda eléctrica Plan Maestro de Electrificación 2018-2027, Ecuador,” 2018.
- [13] M. Hasanuzzaman, M. A. Islam, N. A. Rahim, and Y. Yanping, “Energy demand,” in *Energy for Sustainable Development: Demand, Supply, Conversion and Management*, Elsevier, 2019, pp. 41–87.

- [14] M. Rojas, “Elaboración de perfiles de demanda a nivel distribución para efectos de consideración en planificación energética de largo plazo,” 2019.
- [15] G. Salazar and B. Panchi, “Análisis de la Evolución de la Demanda Eléctrica en el Ecuador Considerando el Ingreso de Proyectos de Eficiencia Energética,” *Rev. Politécnica*, vol. 33, no. 1, 2014, [Online]. Available: https://revistapolitecnica.epn.edu.ec/ojs2/index.php/revista_politecnica2/article/view/218.
- [16] F. Stern, “Chapter 10: Peak Demand and Time-Differentiated Energy Savings Cross-Cutting Protocols,” *Unif. Methods Proj. Methods Determ. Energy Effic. Savings Specif. Meas.*, no. April, p. 12, 2013, [Online]. Available: <http://energy.gov/oe/downloads/uniform-methods-project-methods-determining-energy-efficiency-savings-specific-measures>.
- [17] S. Ortega Alba and M. Manana, “Characterization and Analysis of Energy Demand Patterns in Airports,” *Energies*, vol. 10, no. 1, pp. 1–35, 2017, doi: 10.3390/en10010119.
- [18] M. L. Chalal, M. Benachir, M. White, and R. Shrahily, “Energy planning and forecasting approaches for supporting physical improvement strategies in the building sector: A review,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 64, pp. 761–776, 2016, doi: 10.1016/j.rser.2016.06.040.
- [19] F. Elakrmi and N. A. Shikhah, “Electricity Load Forecasting-Science and Practices.”
- [20] M. Bourdeau, X. Guo, and E. Nefzaoui, “Buildings energy consumption generation gap: a post-occupancy assessment in a case study of three higher education buildings,” *Energy Build.*, vol. 159, pp. 600–611, 2018, doi: 10.1016/j.enbuild.2017.11.062.
- [21] F. McLoughlin, A. Duffy, and M. Conlon, “Evaluation of time series techniques to characterise domestic electricity demand,” *Energy*, vol. 50, no. 1, pp. 120–130, 2013, doi: 10.1016/j.energy.2012.11.048.
- [22] I. M. G. P. Isasi Viñuela, “Redes Neuronales Artificiales. Un Enfoque Práctico,” 2004. Accessed: Jun. 02, 2021. [Online]. Available: <http://sedici.unlp.edu.ar/handle/10915/9491>.
- [23] C. A. Osaretin, “Smart Meter and Energy Management In An Integrated Power System,” *Research*, no. July, 2016, doi: 10.13140/RG.2.1.3664.0242.
- [24] S. M. Téllez Gutiérrez, J. Rosero García, and R. Céspedes Gandarillas, “Sistemas de medición avanzada en Colombia: beneficios, retos y oportunidades,” *Ing. y Desarrollo*, vol. 36, no. 2, pp. 469–488, 2018, [Online]. Available: <http://www.scielo.org.co/pdf/inde/v36n2/2145-9371-inde-36-02-469.pdf>.
- [25] N. Uribe-Pérez, L. Hernández, D. de la Vega, and I. Angulo, “State of the Art and Trends Review of Smart Metering in Electricity Grids,” *Appl. Sci.*, vol. 6, no. 3, pp. 1–24, 2016, doi: 10.3390/app6030068.
- [26] A. ALDAS, “Interoperabilidad entre medidores inteligentes de energía eléctrica residencial para el DMQ bajo las normas ANSI,” 2015. Accessed: Jun. 02, 2021. [Online]. Available: <https://dspace.ups.edu.ec/bitstream/123456789/8889/6/UPS-KT01086.pdf>.
- [27] J. Zheng, D. W. Gao, and L. Lin, “Smart meters in smart grid: An overview,” *IEEE Green Technol. Conf.*, pp. 57–64, 2013, doi: 10.1109/GreenTech.2013.17.

- [28] D. S. Shafiullah, A. N. M. M. Haque, and P. H. Ngyuen, “Effects of Uncertainty Characterization of Energy Demand of a Neighborhood on Stochastic Day-ahead Scheduling,” *Proc. - 2019 IEEE Int. Conf. Environ. Electr. Eng. 2019 IEEE Ind. Commer. Power Syst. Eur. IEEEIC/I CPS Eur. 2019*, pp. 0–5, 2019, doi: 10.1109/IEEEIC.2019.8783801.
- [29] O. Alrawi, I. S. Bayram, S. G. Al-Ghamdi, and M. Koc, “High-resolution household load profiling and evaluation of rooftop PV systems in selected houses in Qatar,” *Energies*, vol. 12, no. 20, 2019, doi: 10.3390/en12203876.
- [30] C. C. Aggarwal, *Outlier Analysis*, Vol. 97814. Springer, 2017.
- [31] J. Munkhammar, *Distributed Photovoltaics, Household Electricity Use and Electric Vehicle Charging: Mathematical Modeling and Case Studies*. 2015.
- [32] J. Rychlik, I., Rydén, *Probability and Risk Analysis. An Introduction for Engineers*. Springer-Verlag, 2006.
- [33] M. Romero Saldaña, “Pruebas de bondad de ajuste a una distribución normal,” *Enfermería del Trab.*, vol. 6, no. 3, pp. 105–114, 2016.

8. ANEXOS

Anexo A. Sistemas de gestión de la energía Norma ISO 50001

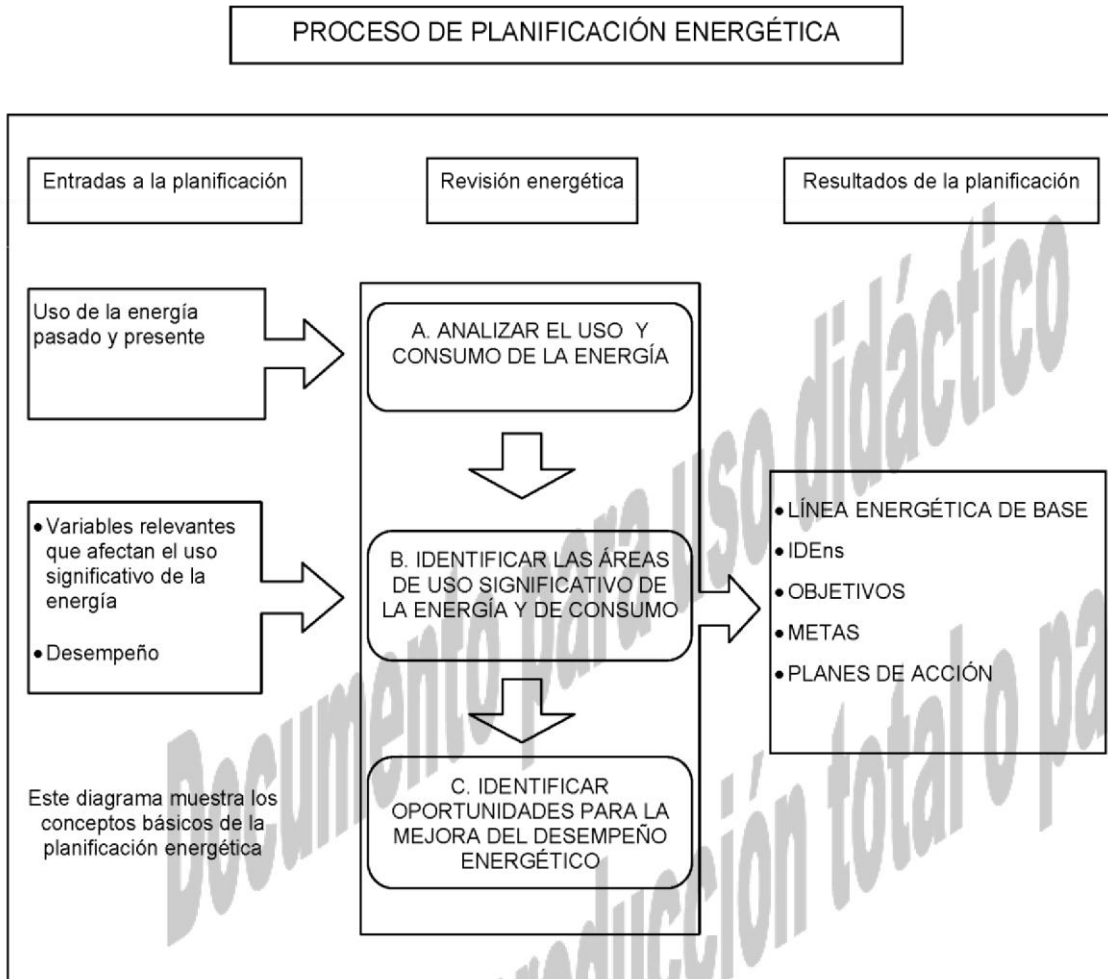


Figura A.2 — Diagrama conceptual del proceso de planificación energética

Este capítulo se enfoca en el desempeño energético de la organización y en los instrumentos para mantener y mejorar continuamente el desempeño energético.

El estudio comparativo (benchmarking) es el proceso de reunir, analizar y relacionar información del desempeño energético de actividades comparables con el propósito de evaluar y comparar el desempeño entre, o dentro de, entidades. Existen diferentes tipos de estudios comparativos que van desde un estudio comparativo interno, con el propósito de resaltar las buenas prácticas dentro de una organización, hasta estudios comparativos externos, con el propósito de determinar el “mejor en la industria/sector” en lo que respecta al desempeño energético de una instalación o de un producto/servicio en el mismo campo o sector. El estudio comparativo puede ser aplicable a uno o a todos estos elementos. Siempre que se disponga de la información pertinente y precisa, el estudio comparativo es un elemento de entrada valioso para una revisión energética (véase 4.4.3) objetiva, y para el consiguiente establecimiento de los objetivos y metas energéticas (véase 4.4.6).

Anexo B. Datasheet de los medidores inteligentes

EKM-Omnimeter Pulse v.4 Spec Sheet



Technical Specifications:

- Nominal Voltage Ranges:
 - 120V to 480V, 2-wire, Single-phase, One Line & Neutral
 - 120V to 480V, 3-wire, Single-phase, 2 Lines & Neutral
 - 120V to 415V, 3-wire, 3-phase, 3 Lines, No Neutral
 - 120V to 480V, 4-wire, 3-phase, 3 Lines and Neutral
- Range of allowable environmental conditions: Pollution Degree 2, Measurement Category III, Altitude rating 2000 meters max. Maximum Temperature Range: -30 Deg. C to 70 Deg. C. Tamper Detection Class 1.
- The equipment is protected throughout by double insulation as indicated by this symbol:
- Accuracy Class 0.5
- Rated Frequency: 50Hz/60Hz
- Red LED on the meter face flashes 800 times/kWh. 1 flash = 1.25Wh.
- Received California Type Approval for revenue grade metering

Safety Precautions:

- Meter should be installed by a qualified electrician.
- Turn off all power supplying the equipment before performing any wiring. Use a properly rated volt meter to confirm power is off.
- Use of this device inconsistent with this manual can cause permanent damage to the unit and/or serious harm to the operator.

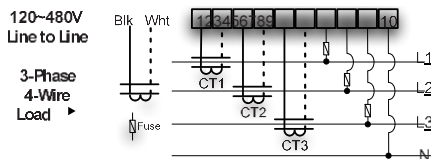
Tools/Materials List:

- Volt meter
- Small standard screwdriver
- Wire stripper
- DIN-Rail
- 16-22 AWG stranded copper wire
- Inline fuse holder with maximum 1Amp fuse (recommended)
- Enclosure (with appropriately rated conduit and fittings) is required if meter will be installed outdoors

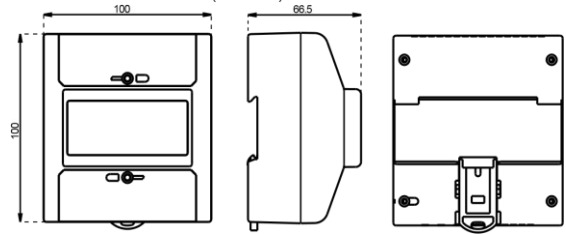
Installation Instructions For

All Systems:

- Disconnect or switch power off before attempting to install, connect, disconnect or service the meter or the external current transformers (CTs). ALL POWER MUST BE DISCONNECTED!
- Mount the meter using 35mm DIN Rail in a protected indoor location. If installing outdoors, a watertight enclosure is required.



- IMPORTANT: Distinguish and then identify the Neutral and the Line(s) ('hot' wire(s), usually black or red). Label the Neutral and then,
- Tightening torque of terminals:
All terminals: 4.4 in-lb. (0.5 Nm)



Load current	Power factor COS θ	Basic error %	
		Class 0.5	Class 1
0.05I _b	1.0	+/-1.0	+/-1.5
0.1I _b -I _{max}	1.0	+/-0.5	+/-1.0
0.1I _b	0.5(L)	+/-1.0	+/-1.5
	0.8(C)	+/-1.0	+/-1.5
0.2I _b -I _{max}	0.5(L)	+/-0.5	+/-1.0
	0.8(C)	+/-0.5	+/-1.0

(Fig1)

EKM Omnimeter accuracy class 0.5%

120V-480V, 3-Phase, 4-Wire:

- Label L1, L2 and L3. (Arbitrarily assign labels.)
- You will be using 3 CTs for this install. Label them CT1, CT2 and CT3.
- Fit CT1 around L1. Make sure the arrow is facing towards the load (in the direction of flow).
- Fit CT2 around L2.
- Fit CT3 around L3.
- Black wire from CT1 connects to Port 1 on the Omnimeter. White wire from CT1 connects to Port 2. (Fig 5)
- Black wire from CT2 connects to Port 3 on the Omnimeter. White wire from CT2 connects to Port 4. (Fig 5)
- Black wire from CT3 connects to Port 5 on the Omnimeter. White wire from CT3 connects to Port 6. (Fig 5)
- With split core CTs, close the CT around the wire to be measured and press firmly until you feel and hear it click to indicate full closure. The buttons should be fully out. Use a zip tie to ensure the CTs remain securely closed.
- Use a max 1.0 Amp inline fuse on each line to protect the meter.
- To power the meter and get a voltage reference: Tap into L1 at the breaker panel. Connect one fuse holder pigtail to the breaker, lug or an appropriate line-tap device, and connect the other pigtail to 16-22 AWG stranded copper wire for connection to the meter. L1 connects to Port 7. Tap into L2 and L3 and repeat the connection process. L2 connects to Port 8. L3 connects to Port 9. Neutral connects to Port 10. (Fig 5)
- Once the meter is properly mounted to the DIN Rail or enclosure and all wiring is completed, with terminal block covers installed, power can be turned back on.
- Meter will then begin cycling through meter values. For details go to: http://documents.ekmmetering.com/EKM_Metering_LCD_Display_Value_Reading.pdf

Working Principle:

When the meter is working, the energy consumed by the user is transformed into voltage and current signals, which are sampled by sample circuits. A pulse signal is then produced by a specialized IC. The Pulse signal is directly proportional to power consumption. The MCU records and stores the corresponding energy use. The LCD screen displays the energy use. Recorded information and data can be transferred using the RS485 interface.

Data:

The LCD display shows 42 pieces of data. Every five seconds the LCD screen will display a new piece of data. The meter also provides max demand(kW) data and the demand period can be set to one of three intervals: 15minutes, 30 minutes, or 60 minutes. The max demand can be reset to zero in software over RS485. The meter has four time-of-use tariffs (T1, T2, T3, T4) to calculate the power during different time periods, and it can set up to four time periods per day, and specify the number of the tariff for that period (from T1 to T4). The meter time can be set using the RS485 interface. By design the main kWh registers 01 and 02 cannot be reset, though registers 39 and 40 can be reset. See Fig 6 below for a list of all 42 data values.

Transport and Handling:

The meter should be handled with care, as there are precision components inside that could break and/or cause faulty readings should the meter become damaged. The process of transportation, handling, and installation should be done according to the transportation and storage rule of GB/T15464-1995. Keep the meter in the original packaging when stored. The storage temperature range should be 0–40°C. The relative humidity should be ≤85%. There should be no toxic chemicals present and no corrosive substances or gases in the air. The meters should be stacked on a platform no more than ten units high.

Warranty:

Within two years from the date of sale, and on the condition that the user abide by the specifications and installation instructions listed here, and the sealing is kept completely intact. If the meter does not correspond with the rule of the enterprise standard, the meter shall be repaired free or replaced.

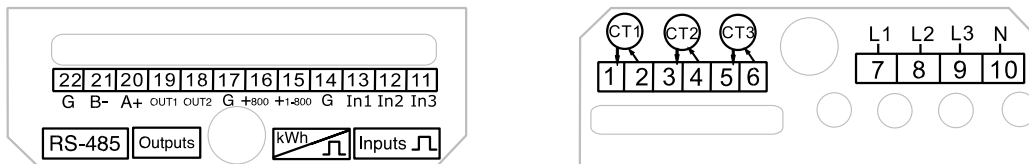
Data:

The LCD display shows 42 pieces of data. Every five seconds the LCD screen will display a new piece of data. The meter also provides max demand (kW) data and the demand period can be set to one of three intervals: 15minutes, 30 minutes, or 60 minutes. The max demand can be reset to zero in software over RS485. The meter has four time-of-use tariffs (T1, T2, T3, T4) to calculate the power during different time periods, and it can set up to four time periods per day, and specify the number of the tariff for that period (from T1 to T4). The meter time can be set using the RS485 interface. By design the main kWh registers 01 and 02 cannot be reset, though registers 39 and 40 can be reset. See Fig 6 below for a list of all 42 data values.

#	LCD Display Data	#	LCD Display Data	#	LCD Display Data
01	Total kWh	15	Cosθ L3	29	Pulse Count 1
02	Reverse kWh	16	T1 kWh (Time of Use 1)	30	Pulse Count 2
03	Volts L1 (Line 1)	17	T2 kWh	31	Pulse Count 3 kWh
04	Volts L2	18	T3 kWh	32	on L1 (Line 1)
05	Volts L3	19	T4 kWh	33	Reverse kWh on L1
06	Amps L1	20	Reverse T1 kWh	34	kWh on L2 Reverse
07	Amps L2	21	Reverse T2 kWh	35	kWh on L2 kWh on
08	Amps L3	22	Reverse T3 kWh	36	L3 Reverse kWh on
09	Watts L1	23	Reverse T4 kWh	37	L3
10	Watts L2	24	VARs L1 (Reactive)	38	Total KVARh (Reactive Total
11	Watts L3	25	VARs L2	39	kWh)
12	Watts Total	26	VARs L3	40	Resettable kWh
13	Cosθ L1 (Power Factor)	27	VARs Total	41	Resettable Reverse kWh
14	Cosθ L2	28	Frequency (Hz)	42	3 Inputs High/Low
					Maximum Demand

(Fig7)

Terminal BlockLayout:



(Fig8)

Anexo C. Modelo de verificación de la recolección de datos, Facturas eléctricas



EMPRESA ELÉCTRICA
PROVINCIAL COTOPAXI S.A.

EMPRESA ELÉCTRICA PROVINCIAL COTOPAXI S.A. ELEPCOSA

R.U.C.: 0590042110001

DIR. MATRIZ: MARQUES DE MAENZA 5-44 Y QUIJANO Y ORDONEZ

TELEFONO: 032994440

CONTRIBUYENTE ESPECIAL NRO.: 4591

OBLIGADO A LLEVAR CONTABILIDAD : SI

FACTURA No.: 001-020-007822545

FORMA DE PAGO : Efectivo

AUTORIZACIÓN : 3101202001059004211000120010200078225452005091115

MES DE CONSUMO: ENERO/2020 --- FECHA DE EMISIÓN : 2020-01-31 FECHA DE VENCIMIENTO : 2020-02-28

INFORMACION DEL CONSUMIDOR

Razón Social/Apellidos y Nombres: UNIVERSIDAD TECNICA DE COTOPAXI

Código Unico Eléctrico Nacional: 0600076027

RUC o Cédula de Ciudadanía : 0560001270001

Dirección de Servicio: SECTOR SAN FELIPE AV SIMON RODRIGUEZ

Dirección de Notificación: SECTOR SAN FELIPE AV SIMON RODRIGUEZ

Correo Electrónico: administrativo.@utc.edu.ec

Provincia: COTOPAXI

Cantón: LATACUNGA

Parroquia: Eloy Alfaro

Geocódigo: 090-ESP-001-02095

Cliente: 82491

Cuenta: 76027

Medidor: 94831

Tarifa: BDPD -> Beneficio Público con Demanda Pico

Lectura Anterior: 857,747 ~ 2020-01-01

Lectura Actual: 909,345 ~ 2020-01-31

Consumo en KWH.: 52,630 Días: 31

P.I.T.: 1,032

Factor de Potencia: 1.000

Dem.Factura: 158

Dem.Mes: 155

Dem.Pico: 147

FACTURACION SERVICIO ELÉCTRICO Y ALUMBRADO PÚBLICO

DESCRIPCION	LECTURA ANTERIOR	LECTURA ACTUAL	CONSUMO	CONCEPTO	VALOR UNITARIO	IMPUESTO	VALOR TOTAL
BASE:	171643	182413	10985	Consumo + PIT	\$ 2,706.93	\$ 0.00	\$ 2,706.93
REACTIVA:	76724	77055	331	Comercialización	\$ 1.41	\$ 0.00	\$ 1.41
				Consumo Activa Base	\$ 593.19	\$ 0.00	\$ 593.19
				Demanda	\$ 449.05	\$ 0.00	\$ 449.05
				Tasa de Alumbrado Público	\$ 16.00	\$ 0.00	\$ 16.00
SUBTOTAL SERVICIO ELECTRICO (A):							\$ 3,766.58

VALORES PENDIENTES	
MESES IMPAGOS	1
(C) VALOR ADEUDADO	\$ 3,715.00

* Valores a la Fecha de Emisión

SUBTOTAL 12%	\$ 0.00
SUBTOTAL 0%	\$ 3,766.58
SUBTOTAL SIN IMPUESTOS	\$ 3,766.58
IVA 12%	\$ 0.00
(A) SERVICIO ELECTRICO (FACTURA)	\$ 3,766.58
(+C) VALORES PENDIENTES	\$ 3,715.00
(D) TOTAL SERVICIO ELECTRICO	\$ 7,481.58



*** SUBSIDIOS DEL GOBIERNO ***	
TARIFA DE LA DIGNIDAD	\$ 0.00
COCCION ELECTRICA:	\$ 0.00
CALENTAMIENTO DE AGUA:	\$ 0.00
SUBSIDIO TARIFA ELECTRICA:	\$ 947.12
TOTAL AHORRO:	\$ 947.12

CLAVE DE ACCESO.: 3101202001059004211000120010200078225452005091115



Figura C. Ilustración de un modelo de factura eléctrica.

Anexo D. Tabla de datos de la demanda eléctrica recolectados periodos 2016-2020

Tabla D. Recopilación de datos históricos de la demanda eléctrica en los 5 años.

EMPRESA ELÉCTRICA PROVINCIAL COTOPAXI S.A. ELEPCOSA																								
UNIVERSIDAD TÉCNICA DE COTOPAXI																								
AÑO	FECHA DE FACTURACION	FECHA DE CONSUMO	LECTURA				BASE			REACTIVA			Factor de Potencia	DEMANDA										
			Lectura Anterior	Lectura Actual	Consumo (KWh)	PIT	Lectura Anterior	Lectura Actual	Consumo	Lectura Anterior	Lectura Actual	Consumo		Factura	Mes	Pico								
2016	31/3/2016	ene-16	#REF!	687475	60124	1179	641701	655203	13717	74027.3333	74029	1	1,000	263	259	268								
	31/1/2016	feb-16	687475	736093	48471	951	697261	708373	11370	74030	74031	1	1,000	151	149	135								
	31/2/2016	mar-16	736093	784710	46140	905	708373	719007	10901	74031	74031	1	1,000	129	127	108								
	30/4/2016	abr-16	784710	839447	55832	1095	719007	729777	10985	74031	74031	0	1,000	185	182	172								
	31/5/2016	may-16	839447	898223	59952	1176	729777	741106	11556	74031	74031	0	1,000	183	180	178								
	30/6/2016	jun-16	898223	957655	60621	1189	741106	751861	10970	74031	74031	0	1,000	180	177	172								
	31/7/2016	jul-16	957655	160570	59,570	1168	751861	763077	11440	74031	74031	0	1,000	176	173	168								
	31/8/2016	ago-16	160570	56947	41708	818	763077	773335	10463	74031	74032	1	1,000	153	150	139								
	30/9/2016	sep-16	56947	91140	34877	684	773335	782024	8863	74032	74032	0	1,000	118	104	87								
	31/10/2016	oct-16	91140	133143	42843	840	782024	791945	10119	74032	74032	0	1,000	161	158	155								
	30/11/2016	nov-16	133143	182667	50514	990	791945	801195	9435	74032	74032	0	1,000	178	175	175								
	31/12/2016	dic-16	182667	229862	48139	944	801195	811054	10056	74032	74032	0	1,000	176	173	170								
			608791	11939				129875				4		2053	2007	1927								
			50732.58333	994.9166667				10822.91667				0.333333333		171.083333	167.25	160.583333								
2017	31/1/2017	ene-17	229862	282168	53352	1046	811054	820971	10115	74032	74034	2	1,000	169	166	161								
	28/2/2017	feb-17	282168	325568	44268	868	820971	829576	8777	74034	74035	1	1,000	159	156	151								
	31/3/2017	mar-17	325568	367030	42291	829	829576	839110	9725	74035	74039	4	1,000	125	123	106								
	30/4/2017	abr-17	367030	413053	46943	920	839110	848718	9800	74039	74040	1	1,000	159	150	156								
	31/5/2017	may-17	413053	466244	54255	1064	848718	858621	10101	74040	74041	1	1,000	164	161	158								
	30/6/2017	jun-17	466244	520918	55767	1093	858621	868869	10453	74041	74041	0	1,000	167	158	164								
	31/7/2017	jul-17	520918	572601	52717	1034	868869	879419	10761	74041	74042	1	1,000	161	151	158								
	31/8/2017	ago-17	572601	609480	37617	738	879419	888364	9124	74042		0	1,000	140	138	119								
	30/9/2017	sep-17	609480	637831	28918	567	888364	896066	7856			0	1,000	107	86	60								
	31/10/2017	oct-17	637831	683854	46943	920	896066	906432	10573			0	1,000	142	139	140								
	30/11/2017	nov-17	683854	731014	48103	943	906432	916307	10073			0	1,000	143	138	141								
	31/12/2017	dic-17	731014	773875	43718	857	916307	926477	10373			0	1,000	153	149	150								
			554892	10879				117731						1789	1715	1664								
			46241	906.5833333				9810.91667				0.833333333		149.083333	142.916667	138.666667								
2018	31/1/2018	ene-18	773875	826685	53866	1056	926477	937506	11250	0		0	1,000	146	144	139								
	28/2/2018	feb-18	826685	864680	38755	760	937506	946290	8960	0		0	1,000	139	137	128								
	31/3/2018	mar-18	864680	901937	38002	745	946290	956037	9942	0		0	1,000	103	102	81								
	30/4/2018	abr-18	901937	948043	47028	922	956037	965932	10093	0		0	1,000	150	147	144								
	31/5/2018	may-18	948043	999315	52297	1025	965932	975800	10065	0		0	1,000	155	152	150								
	31/6/2018	jun-18	999315	50225	53081	1041	975800	985853	10479	0	74042	0	1,000	152	149	143								
	31/7/2018	jul-18	50225	103034	53865	1056	985853	996531	10892	74042	74043	1	1,000	148	145	135								
	31/8/2018	ago-18	103034	140520	38236	750	996531	6229	9892	74043		0	1,000	135	133	109								
	30/9/2018	sep-18	140520	171290	31385	615	6229	15003	8949			0	1,000	95	93	70								
	31/10/2018	oct-18	171290	219229	48898	959	15003	25873	11087	0	74043	0	1,000	147	144	145								
	30/11/2018	nov-18	219229	267995	49741	975	25873	36818	11164	74043	74160	117	1,000	162	160	158								
	31/12/2018	dic-18	267995	310027	42873	841	36818	47361	10754	74160	74674	514	1,000	160	157	148								
			548027	10745			6895233	123527	370962			632		1692	1663	1550								
			45668.91667	895.4166667				10293.91667				52.6666667		141	138.583333	129.166667								
2019	31/1/2019	ene-19	310027	362248	53265	1044	47361	58464	11325	74674	75101	427	1,000	156	153	147								
	28/2/2019	feb-19	362248	404769	43371	850	58464	68462	10198	75101	75434	333	1,000	140	138	138								
	31/3/2019	mar-19	404769	442632	38620	757	68462	78676	10418	75434	75491	57	1,000	135	133	123								
	30/4/2019	abr-19	442632	492915	51289	1006	78676	89196	10730	75491	75733	242	1,000	155	151	153								
	31/5/2019	may-19	492915	544653	52773	1035	89196	99734	10749	75733	75838	105	1,000	162	159	155								
	30/6/2019	jun-19	544653	595728	52097	1022	99734	110020	110020	75838	75898	60	1,000	158	156	138								
	31/7/2019	jul-19	595728	648294	53617	1051	110020	121270	11475	75898	75977	79	1,000	158	155	134								
	31/8/2019	ago-19	648294	680770	33126	650	121270	130371	9283	75977	75981	4	1,000	119	118	98								
	30/9/2019	sep-19	680770	719795	39806	9738	130371	139918	9738	75981	76061	80	1,000	136	134	134								
	31/10/2019	oct-19	719795	766829	47975	941	139918	150586	10881	76061	76261	200	1,000	157	154	147								
	30/11/2019	nov-19	766829	814018	48133	944	150586	160802	10420	76261	76453	192	1,000	158	155	150								
	31/12/2019	dic-19	814018	857747	44604	875	160802	171643	11058	76453	76724	271	1,000	162	155	159								
			558676	19913			1379142	226295	2050					1796	1761	1676								
			46556.33333	1659.416667				18857.91667				170.8333333		149.666667	146.75	139.666667								
2020	31/1/2020	ene-20	857747	909345	52630	1032	171643	182413	10985	76724	77055	331	1,000	158	155	147								
	29/2/2020	feb-20	909345	952461	43978	862	182413	192713	10506	77055	77171	116	1,000	146	144	131								
	31/3/2020	mar-20	952461	0	47111	924	192713	0	10810	77171	0	198	1,000	152	150	145								
	30/4/2020	abr-20	995.014	5652	10851	213	207036	210617	3653	77178	77180	2	1,000	97	43	44								
	31/5/2020	may-20	5652	26783	21554	423	210617	218674	8218	77180	77180	0	1,000	95	35	43								
	30/6/2020	jun-20	26783	47436	21066	413	218674	226127	7602	77180	77184	4	1,000	79	50	41								
	31/7/2020	jul-20	47436	23403	21066	459	226127	233569	7591	77184	77187	3	1,000	79	55	37								
	31/8/2020	ago-20	23403	92643	22708	445	233569	240742	7316	77187	77230	43	1,000	79	52	37								
	17/10/2020	sep-20	92643	114105	21891	429	240742	247658	7054	77230	77232	2	1,000	97	52	36								
	17/10/2020	oct-20	114105	114105	21891	429	247658	247658	7054	77232	77232	0	1,000	97	52	36								
	30/11/2020	nov-20	114105	159685	24038	471	247658	261974	7344	77232	77233	1	1,000	97	60	41								
	31/12/2020	dic-20	159685	184040	24842	487	261974	269456	7632	77233	77234	1	1,000	97	70	40								
			333626	6587				95765				701		1273	918	778								
			27802.16667																					

Anexo E. Manual de instalación

Medidor de energía trifásico

Introducción

El presente manual de instalación se aplica al medidor inteligente marca EKM metering y se realiza con el propósito de detallar la información requerida para el desarrollo del proyecto de medición inteligente implementada en la UTC. A continuación, se presenta una lista de las herramientas necesarias para la implementación del sistema de MI.

- 1 medidor inteligente EKM metering
- 3 CT 800 A
- 1 concentrador de datos y fuente de alimentación 24 V
- 2 485Bee - Nodo inalámbrico Zigbee
- Cable de comunicación del medidor cat5
- Cable de ethernet para la conexión de internet
- Cable de alimentación 18 AWG
- Convertidor USB EKM blink

Medidor inteligente marca EKM metering



Figura E.1. Medidor inteligente marca EKM METERING.

Campo de aplicación: El medidor es para usuarios trifásicos de BT. El voltaje nominal 120/480 V (3 fases 4 hilos) y la corriente máxima puede ser hasta 500 A.

Especificaciones técnicas del medidor inteligente

- **Tipo:** CT externo, 50 o 60 Hz
- **Precisión:** 0,5% (clase 0,5)
- **Datos:** Comunicación RS-485

Instrucciones de instalación parte eléctrica

1. Revise el medidor por cualquier daño visible causado por el envío, si hay daños visibles, cambiar de medidor
2. Desconecte el voltaje
3. Fije el medidor a través de un soporte de suspensión

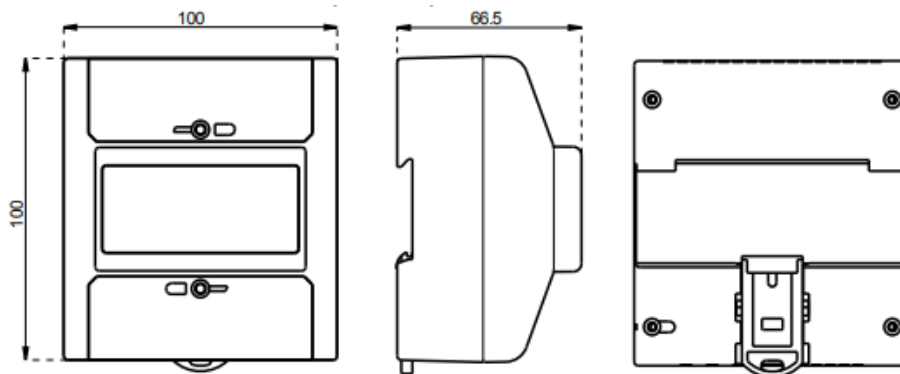


Figura E.2. Dimensión del medidor inteligente.

4. Realice el cableado necesario de acuerdo al diagrama de conexión que está ubicado en la cubierta del bloque de terminales.
5. Pele los cables de modo que la parte pelada del cable sea lo suficiente larga para llegar debajo de los tornillos del conector asegúrese que el aislamiento del cable termine antes del terminal y etiquetar L1, L2, L3.
6. Utilizar los 3 CT para la instalación. Etiquételos como CT1, CT2, CT3.
7. Ajuste CT1 en de L1, CT2 en L2, CT3 en L3 (asegúrese de que la flecha este orientada hacia la carga en la dirección del flujo).
8. El cable negro de CT1 se conecta al puerto 1 del medidor, el cable blanco se conecta al puerto 2, (figura V.3) así sucesivamente con CT2 y CT3.

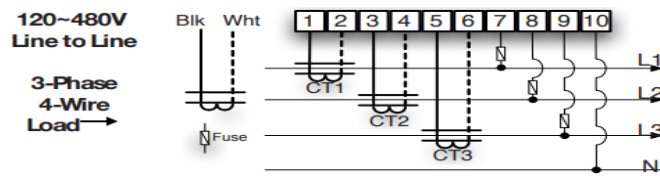


Figura E.3. Diagrama de conexión.

9. Colocar fusibles de hasta de 1.0 A en cada línea de alimentación para proteger al medidor y resistencias para la comunicación



Figura E.4. Ilustración de la conexión de fusibles y CTs en los medidores.

10. Cierre los CTs de núcleo dividido alrededor de los cables (L1, L2, L3) de forma segura.
11. Para alimentar el medidor L1 se conecta al puerto 7, L2 al puerto 8, L3 al puerto 9, y el neutro se conecta al puerto 10 y compruebe el funcionamiento del medidor.



Figura E.5. Instalación del medidor inteligente.

Configuración del sistema de comunicación

1. Realizar la comunicación del medidor a la computadora mediante la comunicación RS485 con la ayuda del convertidor USB.
2. Los terminales 20 (+A) y 21 (-B) son las salidas de comunicación RS485 del medidor que se conecta a los pines A y B del convertidor USB.
3. El medidor instalado y el convertidor USB se conecta al computador para agregar el medidor al programa EKM Dash.
4. Para agregar el medidor inteligente ir a la pestaña medidores, posteriormente a agregar medidor como se indica en el siguiente gráfico.

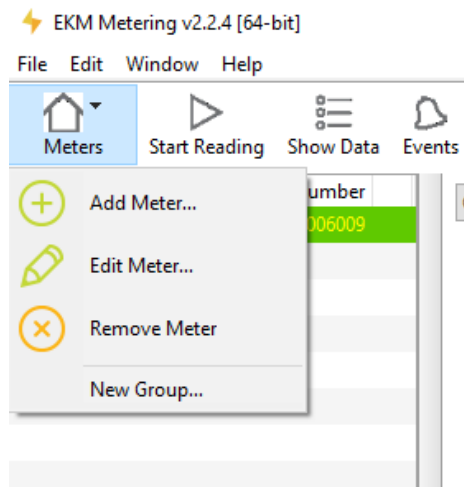


Figura E.6. Ilustración del software EKM para agregar el medidor.

5. Seguidamente procedemos a seleccionar el tipo de conexión del medidor inteligente con el software, introducimos la contraseña (use key) que proporciona el fabricante al comprar los medidores y crear una cuenta en el programa EKM. Introducimos el nombre, modelo y tipo del medidor; seguido seleccionamos el país y la zona horaria donde nos encontramos, como podemos fijarnos en la siguiente imagen.

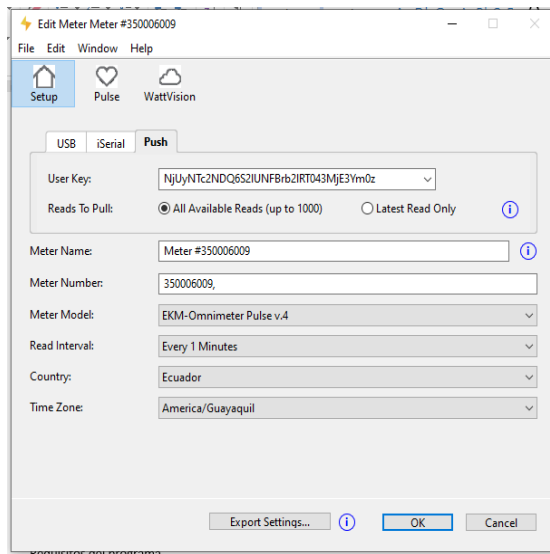


Figura E.7. Ventana de información del medidor a insertar.

6. Para la configuración del medidor inteligente EKM vamos a la pestaña eventos en la cual nos despliega un menú donde podemos habilitar las diferentes opciones que tiene dicho medidor.

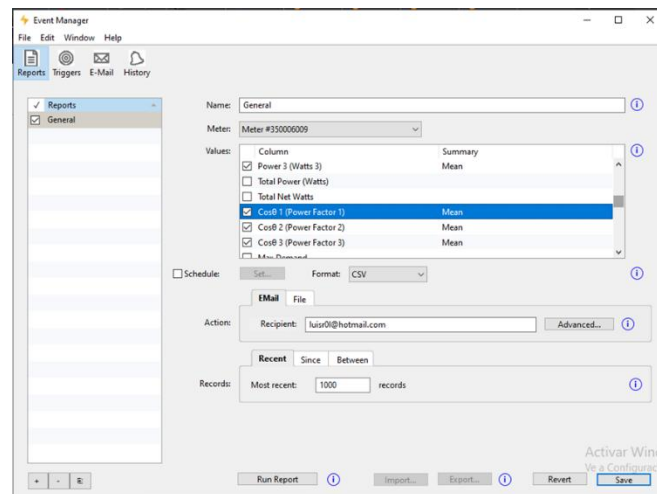


Figura E. 8. Menú para habilitar y deshabilitar los datos del medidor.

Instalación del sistema de comunicación

1. Conectar los pines del nodo inalámbrico (emisor) +A y B- con los pines +A y B- (20-21) del medidor, posteriormente se conecta el pin 19 y 17 para la alimentación del nodo inalámbrico.

2. Establecer la comunicación RS485 entre el concentrador de datos y el nodo inalámbrico (receptor)
3. Conectar los pines del nodo inalámbrico +A y B- con los pines +A y B- del concentrador de datos.
4. Conectar el concentrador de datos a una fuente de internet mediante el cable ethernet
5. Alimentar el concentrador de datos y el nodo inalámbrico al adaptador de 12 V.
6. Verificar la conexión de internet con el encendido de luz verde en el concentrador de datos y luz naranja en la comunicación RS485.
7. Luego de la instalación mencionada verificar los datos obtenidos por el medidor en el programa. La siguiente figura muestra una ventana donde podemos observar las diferentes curvas como el voltaje, corriente y potencia en cada una de las fases en tiempo real.

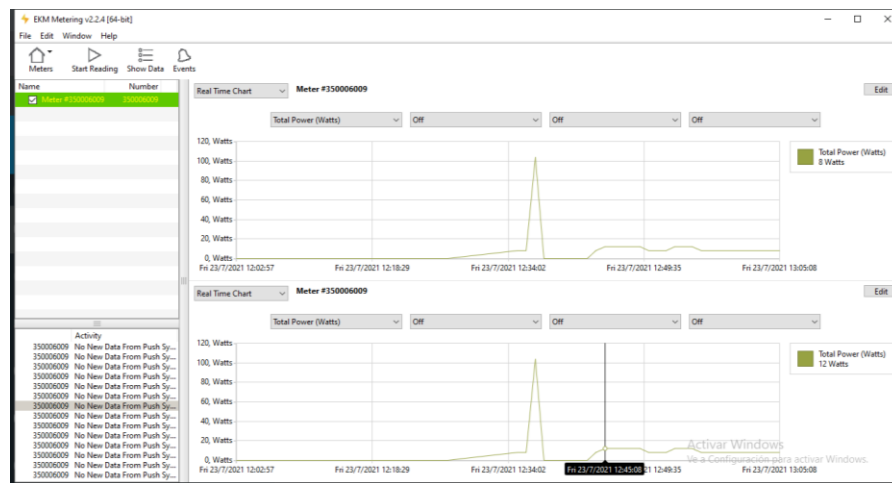


Figura E.9. Datos eléctricos proporcionados por los medidores inteligentes en el software EKM.