



UNIVERSIDAD
CATÓLICA
DE CUENCA

UNIVERSIDAD CATÓLICA DE CUENCA

Comunidad Educativa al Servicio del Pueblo

UNIDAD ACADÉMICA DE INGENIERÍA,

INDUSTRIA Y CONSTRUCCIÓN

CARRERA DE ELECTRICIDAD

**APLICACIÓN DEL MÉTODO ESTADÍSTICO PARA EL
ANÁLISIS Y PRONÓSTICO DE PERFILES DE CONSUMO
DE ENERGÍA ELÉCTRICA. CASO DE ESTUDIO CIITT
EN LA UCACUE**

**PROYECTO DE TITULACIÓN PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL
TÍTULO DE INGENIERO ELÉCTRICO**

AUTOR: HENRY PAUL BELTRAN CRESPO

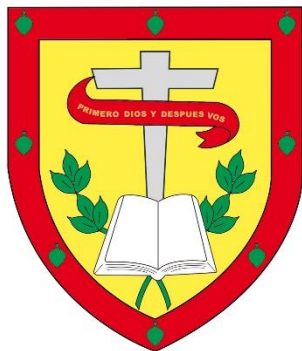
JHOSTIN ANDRÉS MORALES ORTEGA

DIRECTOR: ING. DANIEL ORLANDO ICAZA ALVAREZ, MGS

CUENCA - ECUADOR

AÑO

DIOS, PATRIA, CULTURA Y DESARROLLO



UNIVERSIDAD CATÓLICA DE CUENCA

Comunidad Educativa al Servicio del Pueblo

**UNIDAD ACADÉMICA DE INGENIERÍA,
INDUSTRIA Y CONSTRUCCIÓN**

CARRERA DE ELECTRICIDAD

**APLICACIÓN DEL MÉTODO ESTADÍSTICO PARA EL
ANÁLISIS Y PRONÓSTICO DE PERFILES DE CONSUMO
DE ENERGÍA ELÉCTRICA. CASO DE ESTUDIO CIITT
EN LA UCACUE**

**PROYECTO DE TITULACIÓN PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL
TÍTULO DE INGENIERO ELÉCTRICO**

AUTOR: HENRY PAÚL BELTRÁN CRESPO

JHOSTIN ANDRÉS MORALES ORTEGA

DIRECTOR: ING. DANIEL ORLANDO ICAZA ÁLVAREZ, MSC.

CUENCA - ECUADOR

2023

DIOS, PATRIA, CULTURA Y DESARROLLO

DECLARATORIA DE AUTORIA Y RESPONSABILIDAD

Henry Paul Beltrán Crespo y Jhostin Andrés Morales Ortega portadores de las cédulas de ciudadanía N° 0106742554 y 0350030805. Declaramos ser autores de la obra: "APLICACIÓN DEL MÉTODO ESTADÍSTICO PARA EL ANÁLISIS Y PRONÓSTICO DE PERFILES DE CONSUMO DE ENERGÍA ELÉCTRICA. CASO DE ESTUDIO CIITT EN LA UCACUE", sobre la cual nos hacemos responsables sobre las opiniones, versiones e ideas expresadas. Declaramos que la misma ha sido elaborada respetando los derechos de propiedad intelectual de terceros y eximimos a la Universidad Católica de Cuenca sobre cualquier reclamación que pudiera existir al respecto. Declaramos finalmente que nuestra obra ha sido realizada cumpliendo con todos los requisitos legales, éticos y bioéticos de investigación, que la misma no incumple con la normativa nacional e internacional en el área específica de investigación, sobre la que también nos responsabilizamos y eximimos a la Universidad Católica de Cuenca de toda reclamación al respecto.

Cuenca, **31 de octubre de 2023**

F: 
Henry Paul Beltrán Crespo
0106742554

F: 
Jhostin Andrés Morales Ortega
0350030805

CERTIFICACIÓN

Certifico que el presente trabajo fue desarrollado por Henry Paúl Beltrán Crespo y Jhostin Andrés Morales Ortega, bajo mi supervisión.



Ing. Daniel Orlando Icaza Álvarez MSc.

DIRECTOR

DEDICATORIA

Dedico este trabajo a mis padres Moisés y Martha, quienes siempre me brindaron ánimos, quienes han sido incondicionalmente mi apoyo y por ser los pilares fundamentales en mi vida. Son mi mayor motivación para seguir cumpliendo mis metas; a mi hermana Pamela, quien me brinda su cariño, risas y compañía en cualquier momento; a mi enamorada, quien ha estado presente en todo este camino brindándome apoyo, cariño y motivación; finalmente a mis amigos quienes me ayudaron de una u otra forma.

HENRY PAUL BELTRAN CRESPO

DEDICATORIA

En este presente trabajo hago una dedicatoria a mis padres Willian y Carmen, también a mi abuela Etelvina Santacruz que en paz descansé, por el apoyo incondicional que me entregaron, ya que gracias a eso pude cumplir una meta importante.

JHOSTIN ANDRÉS MORALES ORTEGA

AGRADECIMIENTOS

Agradezco a Dios por brindarme esta oportunidad en mi vida. Agradezco a mis docentes y compañeros que han estado presente en toda esta etapa universitaria. Un sincero agradecimiento a mi padre, madre, hermana y amigos que siempre me brindaron su apoyo y que siempre confiaron en mí.

HENRY PAUL BELTRAN CRESPO

AGRADECIMIENTOS

Doy gracias a Dios a la vida por cada camino que se me puso en frente para cumplir con este objetivo importante. Agradezco a mis mentores y educadores por todo el conocimiento que me han brindado. Doy gracias a mi padre Willian Morales, mi madre Carmen Ortega, mis hermanos Kevin Morales y Gabriela morales por su confianza y apoyo. También agradezco a mi mascota Morgan, por darme el apoyo emocional.

JHOSTIN ANDRÉS MORALES ORTEGA

RESUMEN

El presente estudio representa un importante enfoque en el análisis del consumo eléctrico en las instalaciones del CIITT de la Universidad Católica de Cuenca. La meta es llevar a cabo un minucioso análisis de los perfiles de consumo mediante el uso de modelos estadísticos de regresión lineal y regresión lineal múltiple. Con esta aproximación, se busca anticipar y prevenir posibles dificultades futuras en el sistema eléctrico, lo que conllevará a una optimización efectiva de los recursos y una mejora significativa en la eficiencia de todos los sectores de consumo eléctrico. La base de datos para esta investigación abarca un periodo de dos meses, desde mayo hasta julio, permitiendo así recopilar información valiosa sobre los patrones de consumo eléctrico en el CIITT. La recopilación de estos datos se llevará a cabo de manera exhaustiva y precisa, a fin de obtener resultados confiables y representativos de los hábitos de consumo eléctrico en las instalaciones. Posterior al análisis de los datos obtenidos, se aconseja mejorar la rutina de consumo de energía eléctrica en el CIITT, buscando un uso más eficiente de la energía y, en última instancia, alcanzar un ahorro significativo de costos en el consumo eléctrico. Este estudio tiene como objetivo fundamental demostrar los posibles valores de consumo de energía eléctrica mediante métodos estadísticos.

Palabras clave: sistema eléctrico, perfiles de consumo eléctrico, métodos estadísticos, datos históricos.

ABSTRACT

In The present study represents a significant approach to the analysis of electrical consumption in the facilities of the Center for Research, Innovation, and Technological Transfer (CIITT by its Spanish acronym) at the Catholic University of Cuenca. The goal is to thoroughly analyze consumption profiles using statistical models of linear regression and multiple linear regression. With this approach, the aim is to anticipate and prevent potential future difficulties in the electrical system, leading to an effective optimization of resources and a significant improvement in the efficiency of all electrical consumption sectors. The database for this research spans a period of two months, from May to July, allowing the collection of valuable information on electrical consumption patterns at the CIITT. This data will be gathered exhaustively and accurately to obtain reliable and representative results of electrical consumption habits in the facilities. After analyzing the obtained data, improving the electrical energy consumption routine at the CIITT is advisable, seeking a more efficient use of energy and ultimately achieving significant cost savings in electrical consumption. This study aims to demonstrate the possible values of electrical energy consumption through statistical methods.

Keywords: electricity system, electricity consumption profiles, statistical methods, historical data

ÍNDICE DE CONTENIDO

DECLARACIÓN DE AUTORÍA Y RESPONSABILIDAD	I
CERTIFICACIÓN	II
DEDICATORIA	III
DEDICATORIA	III
AGRADECIMIENTOS.....	IV
AGRADECIMIENTOS.....	V
RESUMEN.....	VI
ABSTRACT.....	VII
ÍNDICE DE CONTENIDO	VIII
ÍNDICE DE FIGURAS	XI
ÍNDICE DE TABLAS	XIII
INTRODUCCIÓN	1
CAPITULO I	3
1. FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA	3
1.1 Objetivos.	3
1.1.1 Objetivo general.....	3
1.1.2 Objetivos específicos.....	3
1.2 Alcance.	3
1.3 Justificación.....	4
1.4 Metodología.....	4
CAPITULO II	5
2. ESTUDIO DEL ESTADO DEL ARTE	5
2.1 Conceptos.....	12
2.1.1 Carga de un sistema.	12
2.1.2 Demanda de energía eléctrica.	12
2.1.3 Consumo de energía eléctrica.....	12
2.1.4 Tipos de perfil de consumo eléctrico.	13
2.2 Pronóstico de la demanda eléctrica.....	14
2.2.1 Corto plazo.	14
2.2.2 Mediano plazo.....	14

2.2.3	Largo plazo.	15
2.3	Circunstancias influyentes en el consumo de energía eléctrica.	15
2.3.1	Factores geográficos.	16
2.3.2	Clima.....	17
2.3.3	Hábitos de consumo.....	17
2.3.4	Uso de terrenos.....	17
2.3.5	Planes municipales.....	17
2.3.6	Planes de desarrollo comunitario.	18
2.3.7	Densidad de carga.....	18
2.3.8	Crecimiento demográfico.....	18
2.3.9	Datos históricos.....	18
2.3.10	Tarifas.....	18
2.4	Métodos estadísticos.	19
2.4.1	Media.	19
2.4.2	Mediana.	19
2.4.3	Moda.	20
2.4.4	Varianza.....	20
2.4.5	Desviación estándar.	21
2.4.6	Medidas centralizadas.....	21
2.5	Análisis de datos.....	22
2.5.1	Correlación.	22
2.5.2	Valores atípicos.	22
2.6	Agrupamiento de datos.....	22
2.6.1	Análisis discriminante.....	22
2.6.2	Distancia euclidiana.....	23
2.6.3	Análisis de la varianza ANOVA.....	23
2.7	Métodos de predicción.	23
2.7.1	Regresión lineal simple.....	23
2.8	Regresión lineal múltiple.....	24
CAPITULO III		25
3.	COMPILACIÓN DE DATOS DE CONSUMO DE ELECTRICIDAD Y ANÁLISIS ESTADÍSTICO	25
3.1	Adquisición y procesamiento de datos históricos.....	25
3.2	Segmentación de datos.....	27
3.3	Recopilación de datos del consumo de energía eléctrica.....	29

3.4	Procesamiento de datos.....	33
3.5	Agrupación de datos.	33
3.6	Base de datos CIITT.	34
CAPITULO IV		37
4.	APLICACIÓN DE MÉTODOS ESTADÍSTICOS	37
4.1	Regresión lineal simple.	37
4.2	Regresión lineal simple aplicada en el tablero general de las instalaciones del CIITT.38	
4.3	Regresión lineal simple: laboratorio de simulación en tiempo real.....	42
4.4	Regresión lineal simple: Estancia miracielos.....	46
4.5	Regresión lineal simple: Laboratorio de luminotecnia.....	50
4.6	Regresión lineal simple: Laboratorio de suelos.....	54
4.7	Regresión lineal múltiple.....	58
4.8	Regresión lineal múltiple aplicada en el tablero general de las instalaciones de CIITT. 58	
4.9	Regresión lineal múltiple del laboratorio de simulación en tiempo real.....	61
4.10	Regresión lineal múltiple de la estancia miracielos.	64
4.11	Regresión lineal múltiple laboratorio de luminotecnia.....	68
4.12	Regresión lineal múltiple laboratorio de suelos.....	71
CAPITULO V		74
5.	RESULTADOS	74
5.1	Base de datos de CIITT.	74
5.2	Perfiles de demanda por días.....	75
5.3	Perfiles de demanda de servicios.....	76
CONCLUSIONES		94
RECOMENDACIONES		97
BIBLIOGRAFÍA.....		98
ANEXOS		105

ÍNDICE DE FIGURAS

3.1 Diagrama de flujo de la metodología SAICC.....	26
3.2 Matriz de perfiles diarios de consumo eléctrico y toma de la muestra.....	27
3.3 Segmentación de datos del consumo de electricidad.....	28
3.4 CIITT Universidad Católica de Cuenca.....	29
3.5 Boque A: Laboratorios CIITT, Bloque B: Aulas, Bloque C: Casa de estancia miracielos, Bloque D: Laboratorio de suelos, Casa de máquinas.....	29
3.6 Cuarto de máquinas.....	30
3.7 Estancia miracielos.....	30
3.8 Luminotécnica.....	30
3.9 Laboratorio de suelos.....	31
3.10 Conexión en el tablero general.....	31
3.11 Conexión en el laboratorio de simulación en tiempo real.....	32
3.12 Conexión en la estancia miracielos.....	32
3.13 Conexiones en el laboratorio de suelos.....	32
3.14 Adquisición de datos.....	33
3.15 Perfil de consumo eléctrico general.....	34
3.16 Perfil de consumo eléctrico general – días laborables.....	35
3.17 Perfil de consumo eléctrico general.....	35
3.18 Perfil de consumo eléctrico general.....	36
4.1 Ajuste de la recta de regresión lineal para el pronóstico del lunes 10 de julio del 2023 para el periodo de tiempo: 0h00 - 23h59.....	38
4.2 Potencia pronosticada para el lunes 10 de julio del 2023 en el CIITT.....	40
4.3 Pronostico del perfil de carga utilizando regresión lineal simple para el día 10 de julio de 2023 para las instalaciones del centro de investigación, innovación de transferencia de tecnología.....	41
4.4 Ajuste de la recta de regresión lineal para el pronóstico del lunes 29 de mayo de 2023 para el periodo de tiempo 0h00 – 23h59.....	42
4.5 Potencia pronosticada para el lunes 29 de mayo de 2023 en el laboratorio de simulación en tiempo real.....	44
4.6 Pronóstico de perfil de carga utilizando regresión lineal simple para el día 29 de mayo de 2023 para el laboratorio de simulación en tiempo real.....	45
4.7 Ajuste de la recta de regresión lineal para el pronóstico del lunes 12 de junio de 2023 para el periodo de tiempo 0h00 - 23h59.....	46
4.8 Potencia pronosticada para el lunes 12 de junio de 2023 en la estancia miracielos.....	48
4.9 Pronostico del perfil de carga utilizando regresión lineal simple para el día 12 de junio de 2023 para la estancia miracielos.....	49
4.10 Ajuste de la recta de regresión lineal para el pronóstico del lunes 26 de junio de 2023 para el periodo de tiempo 0h00 - 23h59.....	50
4.11 Potencia pronosticada para el lunes 26 de junio de 2023 en el laboratorio de luminotecnia.....	52
4.12 Pronostico de perfil de carga utilizando regresión lineal simple para el día 26 de junio de 2023 para el laboratorio de luminotecnia.....	53

4.13 Ajuste de la recta de regresión lineal para el pronóstico del lunes 10 de julio de 2023 para el periodo de tiempo 0h00 - 23:59.	54
4.14 Potencia pronosticada para el lunes 10 de junio de 2023 en el laboratorio de suelos.	56
4.15 Pronostico de perfil de carga utilizando regresión lineal simple para el día 10 de julio de 2023 para el laboratorio de suelos.....	57
4.16 Pronostico del consumo de potencia en el CIITT para las 14h00 del día 10 de julio de 2023.	60
4.17 Pronostico del perfil de consumo eléctrico basado en regresión lineal múltiple para el día 10 de julio del 2023 en las instalaciones de CIITT.....	61
4.18 Pronostico del consumo de potencia en el laboratorio de simulación en tiempo real para las 14h00 del día 29 de mayo de 2023.	63
4.19 Pronóstico de perfil de consumo eléctrico basado en regresión lineal múltiple para el día 29 de mayo del 2023 en el laboratorio de simulación en tiempo real.	64
4.20 Pronostico del consumo de potencia en la estancia miracielos para las 09h00 del día 12 de junio del 2023.	66
4.21 Pronóstico de perfil de consumo eléctrico basado en regresión lineal múltiple para el día 12 de junio del 2023 en la estancia miracielos.	67
4.22 Pronostico del consumo de potencia en el laboratorio de luminotecnia para las 16h00 del día 26 de junio del 2023.	69
4.23 Pronóstico de perfil de consumo eléctrico basado en regresión lineal múltiple para el día 26 de junio del 2023 en el laboratorio de luminotecnia.	70
4.24 Pronostico del consumo de potencia en el laboratorio de suelos para las 16h00 del día 10 de julio del 2023.	72
4.25 Pronóstico de perfil de consumo eléctrico basado en regresión lineal múltiple para el día 10 de julio del 2023 en el laboratorio de suelos.	73
5.1 Representación gráfica de los días laborables.	74
5.2 Perfil de elasticidad de consumo eléctrico de días laborables y no laborables del tablero general.	76
5.3 Perfil de carga de la estancia miracielos semana 1.	76
5.4 Artefactos de consumo semana 1.	77
5.5 Perfil de carga de la estancia miracielos semana 2.	78
5.6 Artefactos semana 2.	79
5.7 Perfil de carga de las dos semanas estancia miracielos.....	79
5.8 Grafica descriptiva de los datos de días laborables en la estancia miracielos.	80
5.9 Perfil de carga del laboratorio de luminotecnia semana 1.	81
5.10 Artefactos semana 1.	81
5.11 Perfil de carga laboratorio de luminotecnia semana 2.	82
5.12 Artefactos semana 2.	82
5.13 Perfil de carga de las dos semanas.	83
5.14 Grafica descriptiva de los datos de días laborables en el laboratorio de luminotecnia.	83
5.15 Perfil de carga laboratorio de simulación en tiempo real semana 1.....	84
5.16 Artefactos semana 2.	85
5.17 Perfil de carga laboratorio de tiempo real semana 2.	86
5.18 Artefactos semana 2.	87

5.19 Perfil de carga laboratorio de simulación en tiempo real de las dos semanas.....	87
5.20 Grafica descriptiva de los datos de días laborables en el laboratorio de simulación en tiempo real.	88
5.21 Perfil de carga laboratorio de suelos semana 1.	89
5.22 Artefactos semana 1.	89
5.23 Perfil de carga laboratorio de suelos semana 2.	90
5.24 Artefactos semana 2.	91
5.25 Perfil de carga laboratorio de suelos de las dos semanas.	91
5.26 Grafica descriptiva de los datos de días laborables en el laboratorio de suelos...	92

ÍNDICE DE TABLAS

3.1 Variables para la segmentación de datos.....	28
3.2 Tablero general.....	34
4.1 Resultados de los coeficientes de la recta de regresión.	39
4.2 Error de pronóstico.	41
4.3 Resultados de los coeficientes de la recta de regresión.	43
4.4 Error de pronóstico.	45
4.5 Resultados de los coeficientes de la recta de regresión.	47
4.6 Error de pronóstico.	49
4.7 Resultados de los coeficientes de la recta de regresión.	51
4.8 Error de pronóstico.	53

4.9 Resultados de los coeficientes de la recta de regresión.	55
4.10 Error de pronóstico.	57
4.11 Coeficientes para el modelo de regresión lineal múltiple.	59
4.12 Errores de pronóstico para la regresión lineal múltiple.	61
4.13 Coeficientes para el modelo de regresión lineal múltiple.	62
4.14 Errores de pronóstico para la regresión lineal múltiple.	64
4.15 Coeficientes para el modelo de regresión lineal múltiple.	65
4.16 Errores de pronóstico para la regresión lineal múltiple.	67
4.17 Coeficientes para el modelo de regresión lineal múltiple.	68
4.18 Errores de pronóstico para la regresión lineal múltiple.	70
4.19 Coeficientes para el modelo de regresión lineal múltiple.	71
4.20 Errores de pronóstico para la regresión lineal múltiple.	73
5.1 Tablero general.	75
5.2 Tabla de consumo estancia miracielos.	80
5.3 Tabla de consumos de laboratorio de luminotecnia.	84
5.4 Tabla de consumos laboratorio de simulación en tiempo real.	88
5.5 Tabla de consumos laboratorio de suelos.	93

INTRODUCCIÓN

Desde su aparición, la electricidad ha adquirido una relevancia indudable y con el paso del tiempo se ha vuelto fundamental para el avance tecnológico en actividades industriales, comerciales y económicas. La creciente cantidad de dispositivos conectados a las redes debido a los avances tecnológicos ha aumentado el consumo de energía eléctrica, la dificultad de almacenarla ha generado desafíos en la previsibilidad de la demanda. Es esencial anticipar el comportamiento futuro de la demanda de energía eléctrica, ya que tener conocimientos previos al respecto puede optimizar la gestión y la planificación energética, económica y de recursos humanos. Lamentablemente, en el pasado, las proyecciones y seguimiento de consumos de energía eléctrica no recibieron la atención que merecían, salvo en el periodo de 1970, cuando existió crisis del crudo generando gran incertidumbre y las tendencias pasadas bastaron para explicar el aumento en la demanda de petróleo. Sin embargo, a partir de ese momento, se han desarrollado diversas técnicas más precisas y convenientes para prever la demanda de energía eléctrica.

En la actualidad, se disponen variedad de métodos definidos como estadísticos que facilitan el análisis y clasificación en la demanda de energía eléctrica (CEE), permitiendo así identificar patrones y anomalías en los perfiles de consumo. Se está investigando la posibilidad de proponer indicadores vinculados a los cambios en los perfiles de CEE, los cuales podrían contribuir a reducir costos y mejorar el mantenimiento. Además, se cuentan con herramientas de cálculo que permiten realizar simulaciones y propuestas para la gestión de la demanda de energía eléctrica.

La aplicación de métodos estadísticos para predecir la CEE es factible, aunque la dificultad y precisión de estos métodos pueden variar. Algunas opciones más simples incluyen el uso de métodos univariados, como promedios móviles y suavización exponencial. Por otro lado, también es posible utilizar técnicas más complejas, como la regresión lineal múltiple, donde se emplean variables climáticas para explicar el consumo de energía y realizar pronósticos de manera multivariada.

El trabajo se divide en cuatro capítulos, el capítulo 1 donde se incluyen los objetivos, el alcance y la justificación del proyecto de investigación; dentro del capítulo 2 el marco teórico como sustento de la información necesaria para contextualizarlo, el capítulo 3 contiene la metodología utilizada para las predicciones y el capítulo 4 incluye una propuesta para la prevención del mal uso o manejo de la EE. Finalmente, se plantean conclusiones y recomendaciones.

La investigación se desarrolla en los laboratorios de la Universidad Católica de Cuenca, en el Departamento del Azuay - Cuenca del Territorio Ecuatoriano, en particular en el Centro de Investigación, Innovación y Transferencia de Tecnología (CIITT), que ofrece una serie de servicios y ensayos laboratorio. Los resultados de nuestro trabajo nos brindan un conocimiento avanzado del comportamiento de la CEE, lo que nos permite planificar, administrar, invertir y tomar iniciativas seguras de optimización usando nuestros recursos que estén al alcance. El análisis y estudio para un pronóstico de consumo de energía no se limita, ya que puede aplicarse a nivel micro o macro de los sistemas eléctricos.

CAPITULO I

1. FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA

1.1 Objetivos.

1.1.1 *Objetivo general.*

Obtener las curvas de consumo de energía eléctrica y analizar los diferentes perfiles mediante métodos estadísticos, aplicar la regresión lineal y regresión lineal múltiple para el desarrollo de un pronóstico de consumo de energía eléctrica en las instalaciones del CIITT.

1.1.2 *Objetivos específicos.*

- Analizar los diferentes modelos de pronóstico en el consumo de energía eléctrica.
- Compilar las bases de datos de los diferentes departamentos del Centro de Investigación, Innovación y Transferencia de Tecnología (CIITT) para su análisis estadístico.
- Adaptar los métodos estadísticos como regresión lineal, regresión lineal múltiple para el pronóstico del consumo de energía eléctrica en las instalaciones del CIITT en intervalos de tiempo.
- Demostrar la eficiencia de los métodos estadísticos mediante el cálculo de errores.

1.2 Alcance.

El Consumo de Energía Eléctrica es un factor influyente en la toma de decisiones eficientes ya que demuestra y se involucra en el incremento de capacidad para la posible optimización de recursos.

Se analizarán las curvas de consumo de energía de los diferentes laboratorios y departamentos del Centro de Investigación, Innovación y Transferencia de Tecnología (CIITT) de la Universidad Católica de Cuenca, extraídos de un banco de datos para un pronóstico o estimación de consumo a largo o corto plazo. Se utilizará el método estadístico para el manejo de base de datos.

La falta de comprensión en cuanto al comportamiento del Consumo de Energía Eléctrica acorta las posibilidades de crear estrategias inteligentes y operativas, es por eso por lo que esto limita a una planificación precisa del comportamiento de un sistema eléctrico. El no tener un seguimiento en el consumo eléctrico presenta total

desconocimiento de comportamientos que podrían suceder a corto plazo ya sea en edificios, industrias y en generación es por eso por lo que es indispensable tener un control de pronóstico importante en la demanda de consumo eléctrico con un margen mínimo de error, utilizando base de datos y procesando la información con modelos estadísticos anticipando un posible déficit de energía.

1.3 Justificación.

La incertidumbre en el comportamiento de un patrón de consumo eléctrico genera una afección en la toma de decisiones y estrategias, es decir, tiene una limitante en la óptima planificación en el avance de desarrollos tecnológicos de los sistemas eléctricos. Es de vital importancia considerar una adecuada administración del tablero de distribución en un edificio, la falta de conocimiento del comportamiento futuro en la curva de consumo trae consecuencias como una limitada gestión económica y energética reduciendo la optimización recursos.

Si no se tienen en cuenta las predicciones del perfil de carga eléctrica, el sistema eléctrico puede experimentar problemas como: falla, sobrecarga y reemplazo oportuno del Equipo. Estos reducen la confiabilidad del sistema de energía. No se ha determinado el comportamiento futuro de los perfiles en consumo como residencial, generación, industrial y distribución en el sector eléctrico, por lo que no es posible definir posibles picos y tendencias en los perfiles de carga eléctrica.

1.4 Metodología.

El proyecto se desarrollará basado en el método estadístico, por lo tanto, se analizará información de fuentes de interés con la única finalidad de permitir la comprensión de los perfiles de consumo de energía eléctrica.

Se crearán archivos en Excel para la gestión de los datos para un análisis predictivo para obtener las curvas de consumo eléctrico de las diferentes instalaciones del CIITT. Los datos extraídos se clasificarán de dos maneras: laborable y no laborable especificando el día y la hora.

Las curvas de consumo obtenidas de la base de datos de días laborables y no laborables serán el resultado de la metodología estadística aplicada en el análisis para la predicción y creación de las curvas de consumo eléctrico futuros.

CAPITULO II

2. ESTUDIO DEL ESTADO DEL ARTE

Analizar un perfil de demanda eléctrica es conveniente para ver el comportamiento de consumo que existen en los lugares a los que se analiza, es por eso que las investigaciones de perfiles de demanda eléctrica dan opciones en donde los consumidores ya sea en actividades económicas o de laburo despiertan gran interés por la tendencia de consumo eléctrico ya que esto dará paso a una toma de decisiones a futuro en una mejora de consumo eléctrico (Luque et al., 2023).

Esta investigación demuestra que existen modelos energéticos para los edificios urbanos ya que estos son vitales para el comportamiento del perfil de consumo eléctrico, sin embargo, carecen de la descripción física de los edificios causando dificultades, como solución presentan una combinación de métodos descendentes y ascendentes, es por eso que en el análisis se lo hizo en una zona suburbano de Alemania como modelo de prueba para predecir el perfil de consumo eléctrico. Como resultado de este estudio en Alemania el flujo de trabajo demuestra que con 2% de error porcentual medio, la demanda de predicción de toda la ciudad se considera bajo basado en un dato público mientras que se presenta un 15% de error sin datos de referencia demostrando así la importancia de las bases de datos son esenciales para estos tipos de predicción (Guo et al., 2023).

Por otra parte, en Australia adoptan una estrategia de análisis de aglomeración, con un método de regresión cubista para el pronóstico de perfiles de consumo eléctrico. Se basó en un algoritmo llamado optimizado de conjunto de partículas para la precisión de pronóstico. Se estudiaron 40 edificaciones universitarias que como resultaron que un coeficiente de variación del error medio es de 4.7%, 3.3% en el error absoluto medio y una diferencia de carga diariamente medida con un 6% y 3.3% de MAPE mejorando así la precisión del resultado de pronóstico aproximadamente en un 18% y un 12% esto demuestra que los métodos de regresión son eficientes para el pronóstico de los perfiles de demanda eléctrica (Li et al., 2020).

Un banco de datos de demanda eléctrica muestra el comportamiento de las personas en cuanto a consumo, son reveladoras de rutinas diarias, semanales y hasta estacionarias de tiempo es por eso que la predicción de perfil de consumo está en la mira de numerosos estudios. Medir por horas la carga de consumo individual es muy importante en estos análisis ya que cada hora está cambiando el perfil de consumo eléctrico y se puede determinar en donde se producen acontecimientos de pérdidas

eléctricas (Andersen et al., 2013). La predicción es crucial para grandes consumidores de energía eléctrica es por eso que se debe de garantizar un equilibrio en el consumo – producción eléctrica, el consumo eléctrico tiene un comportamiento denominado estocástico es por eso que no es fácil su predicción (Pavlicko et al., 2022).

El análisis de perfiles de consumo y tipos de uso son importantes en la mejora de gestión de la demanda y el desarrollo de estrategias que influyan en más personas el ahorro de energía. En Dubái existe alta demanda de energía eléctrica es por eso que su estrategia para conocer el comportamiento de consumo son los medidores inteligentes ya que analizando el perfil en un lapso de 24 horas y semanalmente que el 43% de las viviendas que utilizan métodos de refrigeración muestran un pico más alto en la media noche en días laborables y esto se repite en épocas de verano (Rafiq et al., 2023).

Un análisis en una sociedad que envejece cambia drásticamente el perfil de consumo eléctrico, en 12 grupos en hogares de Shanghái entre 2016 a 2018 demostró un cambio en el nivel de consumo, el método de simulación demostró que a pesar de que aumenta el consumo de energía en general, una sociedad que envejece tiene una influencia significativa ya que cambiara el patrón de consumo en diferentes horas del día y genera una brecha notoria en periodos no pico y pico (Shi et al., 2023).

En Italia se desarrolló una investigación con variables económicas – demográficas en el lapso de 12 meses de consumo eléctrico y como objetivo es el desarrollo de modelados de previsión principalmente en el periodo de largo plazo en consumo eléctrico. Se basaron en métodos de regresión lineal demostrando así en desviaciones de 1% en el mejor de los casos y el 11 % para el peor de los casos (Bianco et al., 2009).

El presagio en demanda eléctrica se denomina un insumo crítico y de vital necesidad para prever y manejar el adecuado uso de energía eléctrica en los siguientes campos como: comercial y residencial. En la actualidad el calentamiento global es un factor importante que se toma en cuenta ya que la generación eléctrica que emana gases en la atmosfera debido a que se necesitan combustibles fósiles para su generación (Lü et al., 2015). Una metodología híbrida que propone para el modelado de pronóstico a corto plazo en demandas eléctricas basado en componentes en tendencia general y estacionalidad utilizando un periodo de tiempo señales y modelando la estructura entre cargas diarias con el método de la regresión lineal de curva (Cho et al., 2013).

Las crisis energéticas alteran los presupuestos debido a eso se analizan los consumos eléctricos que como objetivo tiene verificar patrones y planificar el desarrollo de instalaciones renovables para los consumidores. El análisis se basa en 3 etapas: la toma de datos en cada punto estratégico de suministro, un análisis completo de demanda eléctrica y parametrización del consumo que se identifica en los perfiles diarios y estacionales. Este análisis se aplicó en la universidad de Castilla – La Mancha (Bastida-Molina et al., 2023).

Este estudio muestra un esquema de predicción en los escenarios para la carga eléctrica basado en un flujo transferible. Para efectuar este análisis de predicción se utilizaron muestras pequeñas de consumo ya que el algoritmo combinado de la transferencia resuelve el efecto de previsión de carga obteniendo mayor eficiencia (L. Lin et al., 2023).

La predicción a largo plazo tiene un solo objetivo determinar el comportamiento del perfil, aunque se sabe que el pronóstico es muy limitado. Las empresas distribuidoras pueden predecir los consumos de energía eléctrica así sea con datos incompletos. Esto se realiza utilizando la distribución media histórica y suavizando las predicciones para apartar patrones que dependen del clima. Su baja complejidad computacional y de datos escasos, es decir, la metodología para que sea aplicada no necesita de muchos datos históricos y también no depende de información meteorológica (Botman et al., 2023). En Vietnam están conectados a la red convencional, la escasez de electricidad en sectores residenciales tiene un gran problema de lo que es el abastecimiento de las cargas eléctricas que se analizan, estas características de los lugares adoptan una micro generación es por eso que es importante conocer los perfiles de consumo eléctrico ya que lapsos de tiempo los picos suben y bajan. También gracias a este estudio de perfiles el consumo eléctrico se puede visualizar el estatus económico de las personas ya que los consumos variarán según el período de tiempo que las personas se encuentren realizando actividad (Duy et al., 2023).

Para determinar los perfiles de consumo eléctrico en un sector residencial canciones debido a que en el período de tiempo existe variabilidad en los hábitos de los consumidores también dependerá del tamaño y el tipo de consumidores. Existe un algoritmo para predecir futuros perfiles basándose en métodos estadísticos como la regresión lineal como métodos de predicción de los perfiles eléctricos de consumo, estos estudios de perfiles también son de Vital importancia a futuros consumos energéticos,

gestionar la demanda, tarifas horarias y aprovechar la eficiencia energética (Escobar et al., 2020).

Esta investigación está basada en el crecimiento que tiene la población y también a su dependencia de la tecnología hoy en día, ya sea dispositivos eléctricos o electrónicos que es esto a su vez generará un incremento para la generación eléctrica. Es por eso que esta investigación propone estudiar el consumo de energía en agrupamientos para que sea fácil categorizar cuáles son los comportamientos o rutinas que la sociedad está acostumbrada a realizar día a día. La metodología utilizada se basa en el análisis estadístico de un banco de datos plasmados en el tiempo, la rutinas o necesidades de la sociedad sabiendo así el lapso de tiempo de mayor consumo (Ullah et al., 2020).

En Brasil se realizó una investigación de consumo eléctrico basado en la implementación de la restricción de movilidad debido a la catastrófica pandemia COVID – 19, esto a su vez influyo en los patrones y demanda de consumo eléctrico. El estudio demostró que en diferentes áreas del país donde no existía una demanda importante de consumo eléctrico demostraba ser unas de las zonas que más consumo realizaban (Carvalho et al., 2021).

Las preguntas más frecuentes para un análisis de predicción son: ¿para qué?, ¿Por qué?, ¿cómo? y ¿cuándo? Es por eso que la clave para estos estudios son los datos históricos de perfiles de demanda eléctrica, estos demuestran una preocupación ya que la población sigue en crecimiento y necesitara más generación eléctrica. Las energías limpias son llamadas definidas opción viable para el avance de la población ya que no dependerán solo de una entidad distribuidora, sino que las energías renovables dan autonomía a la población de generar su propia energía para sus necesidades (Trotta, 2020).

La pandemia COVID – 19 provocaron varios cambios en hábitos socioeconómicos que han afectado directamente a los sistemas eléctricos. La investigación se basa en un análisis detallado de la cambiante rutina de la sociedad, esto modifico el consumo eléctrico a escala mundial, uno de los países más afectados por la pandemia fue España. Los picos más críticos en vespertina y matutina fueron en hospitales y hogares ya que estos cambios generaron incertidumbre en la predicción de demanda eléctrica ya que existía un aumento de consumo eléctrico (Santiago et al., 2021).

Los perfiles de consumo eléctrico son tan cambiantes en el periodo de tiempo, se analizaron los perfiles de consumo eléctrico basándose en los vehículos eléctricos. En Dinamarca los vehículos eléctricos tienen una mayor demanda de consumo en las noches alcanzando su punto más alto en la última hora de la tarde y con la intervención de las estaciones del año empeora ya que en invierno existe mayor consumo. La predicción muestra que para el año 2030 los vehículos eléctricos consuman un 25% más incrementando la demanda de energía eléctrica cuando los vehículos eléctricos estén totalmente ya constituidos en la población (Andersen et al., 2021).

Las instalaciones de trabajo deben de ser suficientemente eficientes y sostenibles ya que tienen una gran intervención en el consumo mundial de energía, para predecir los patrones de consumo eléctrico se analizaron cinco conjuntos de base de datos de un año. La efectividad del estudio contribuye al conocimiento de generalización y efectividad de modelos machine learning para la predicción de perfiles y propone una herramienta eficaz para contribuir en el ambiente laboral ya que comprendiendo el rendimiento energético de las edificaciones se mejora la eficiencia energética (Pham et al., 2020).

Un algoritmo eficiente para el pronóstico de uso de la energía utiliza una similitud que permiten pequeños cambios en el periodo de tiempo. Tener un algoritmo que permita medir la similitud entre perfiles de energía eléctrica mejora la eficiencia en las necesidades de los clientes. Para esto se utilizan datos históricos extraídos de medidores inteligentes para su predicción de perfil eléctrico (Charlton et al., 2013).

Esta investigación propone una metodología de predicción con fases temporales en corto plazo baso en Long short – term memory con mecanismo de atención. Este método calcula una propagación hacia adelante, el error real y el valor que se va a predecir con la metodología de propagación hacia atrás. En varios ejemplos de modelado los resultados de la predicción muestran que numéricamente los valores se acercan a los reales, también mejora la tendencia de la curva basándose en el banco de datos (Z. Lin et al., 2020).

La demanda de electricidad en supermercados, edificaciones y hogares son de vital importancia ya que en términos de ingeniería un perfil de demanda de electricidad ayuda con el diseño y planificación de la gestión energética futura. Este método para predecir el perfil de consumo está basado en un banco de datos históricos de lecturas de medidores en Reino Unido. La metodología aplicada en este estudio se basa en características similares para obtener una predicción ya que los experimentos computacionales estaban plasmados en subconjuntos, las instalaciones en su mayoría

tienen vital consumo dando así un objetivo en desarrollar herramientas de aplicación para que la sociedad consumidora de energía pueda basarse en su consumo y resaltar la eficiencia energética (Granell et al., 2019).

Un estudio en Hong Kong revela que el consumo eléctrico semanal es un factor muy influyente en las cargas que deberían abastecer la generación eléctrica es por eso que se realizó un análisis para predecir el perfil de consumo eléctrico semanal ya que esto está previsto con una planificación y gestión para minorizar el consumo de energía eléctrica en las nuevas estaciones de Hong Kong (Leung & Lee, 2013).

La Inteligencia artificial es muy influyente en cuánto a la aplicación de predicción de un perfil de consumo de energía eléctrica ya que mantiene una precisión y lo que se quiere demostrar es reducir los costos de Mercado eléctrico es por eso que este modelo se basa utilizando redes de memoria a corto plazo elaborando una predicción en series de tiempo para un consumo futuro pero hay que tomar en cuenta que el clima es un factor muy importante ya que interviene en la predicción del perfil de consumo eléctrico ya que esto permite una predicción amplia y estrecha (Goudah et al., 2022).

Las predicciones en el perfil de demanda eléctrica en los últimos tiempos están adquiriendo gran importancia debido a una Liberación en el mercado e introducción llamadas de energías renovables ya que estos ayudarán a enfrentar desafíos emergentes se están utilizando modelos inteligentes para la generación energía eléctrica con el objetivo de minorar costos. existen algoritmos que muestran pronósticos muy inteligentes ya que cuentan con herramientas eficaces y muestran una toma de decisiones eficientes. Esta investigación propone un modelado para la estimación de un perfil de consumo eléctrico en Agartala, basados en un lapso de tiempo de 24 horas de carga dando así una precisión de pronóstico para una semana a un mes. el resultado que se obtuvo de este análisis es una precisión de un 15 a 29% (Banik et al., 2021).

En la actualidad no se da mucha importancia al monitoreo para controlar el consumo de energía eléctrica es por eso que se están desarrollando estrategias basadas en datos históricos para encontrar posibles pérdidas eléctricas y tomar decisiones que mejoren nuestro consumo eléctrico es por eso que un enfoque con métodos de regresión y con agrupamiento puedes mejorar la precisión de pronóstico de un perfil de consumo de energía tomando en cuenta siempre los factores de tiempo y las rutinas de las personas (Cherkassky et al., 2011).

El análisis de funcionamiento y planificación tienen que ser óptimos en los sistemas energéticos modernos ya que estos se basan en el pronóstico de la demanda

de consumo mediano o largo plazo. Este artículo muestra diferentes estructuras o arquitecturas en redes neuronales con un único objetivo Qué es la predicción de un perfil de consumo (Morteza et al., 2023).

Una investigación en Beijing analiza cuantitativamente las tendencias de viajes y como es el comportamiento de consumo en vehículos eléctricos. Los parámetros principales en este análisis son de viaje y carga y se propone un modelado basado en GMM y K medias de pasos para agrupar a los usuarios de los vehículos eléctricos con categorías diferentes. En demandas de carga en la urbanidad muestra una predicción en resultados con una resolución espacial de 0.46 kilómetros en un lapso de tiempo de 15 minutos (Zhang et al., 2023).

En los últimos tiempos existe una tendencia de rápido crecimiento en demanda eléctrica lo que implica que los perfiles en usuarios clásicos queden obsoletos. Es así que se debería de conocer el pronóstico de demanda para saber qué tan eficiente son los costos de instalación de un sistema fotovoltaico en una residencia como una posible ayuda para la reducción de costos. Los perfiles de carga son esenciales ya que contienen información de tendencias, rutinas y hábitos de los consumidores (Petrović et al., 2023).

La investigación utiliza técnicas de Inteligencia artificial para el pronóstico de demanda en un lapso mensual de energía eléctrica en Colombia como objetivo puede terminar el error en la predicción y comparar con otros modelos pronóstico en periodos de tiempo las redes neuronales artificiales son actualmente utilizados en problemas predicción en diversos campos de la ciencia y tecnología tanto como resultado un desempeño fiable y eficaz. El modelo ANFIS es alimentado con componentes principales en variables de entrada ya definidas. Los resultados se compararon mediante una función de error raíz del error medio cuadrático y con el porcentaje de error medio absoluto encontrándose un mejor desempeño en la predicción (Hurtado & Aguado, 2005).

En la actualidad el mundo está más automatizado es por eso que la energía eléctrica debe abastecer las necesidades de las Industrias. La energía eléctrica aún no se puede almacenar grandes dimensiones es por eso que la generación debe abastecer a la demanda. es por eso que estas necesidades están tomando relevancia para conocer a futuro el próximo consumo con el mínimo de error en la predicción. en días laborables la curva de la demanda en un perfil horario que se caracteriza por sus rutinas es mayor a comparación con horarios en donde las instalaciones ya no están al máximo de sus funciones (Fernández Jiménez, 2016)

2.1 Conceptos.

2.1.1 Carga de un sistema.

En la industria eléctrica, una carga se refiere a cualquier componente de un circuito, como resistencias, motores, electrónica, entre otros, que ofrece mayor o menor resistencia al flujo de electricidad. Cuando estos componentes se conectan a una fuente de fuerza electromotriz, se consideran "cargas" o consumidores de energía eléctrica. (Alarcon, 2017)

2.1.2 Demanda de energía eléctrica.

La demanda se refiere a los vatios requeridos por un posible consumidor en el momento que lo necesite. La fórmula es W, kVA, kVAR. Tener en cuenta que la determinación de la demanda eléctrica requiere establecer el período de tiempo en el que se requiere el servicio.

La demanda siempre va a ser cambiante en el tiempo esto se debe a la actividad, rutina y necesidad del consumidor. Existen varios patrones asociados dependiendo el horario de consumo, es por eso que se clasifica en:

Demanda eléctrica mínima: Es el consumo mínimo que se registra en un periodo de tiempo, se lo reconoce por el hundimiento formado en la curva.

Demanda eléctrica media: Es el consumo medio que se registra en un periodo de tiempo, este tipo de demanda se reconoce ya que esta entre el valor mínimo y máximo.

Demanda eléctrica máxima: Es el consumo máximo que se registra en un periodo de tiempo, esto se evidencia por el pico más sobresaliente de la curva de consumo. (Departamento de desarrollo regional, 1974)

2.1.3 Consumo de energía eléctrica.

El concepto de consumo energético guarda una estrecha relación con la eficiencia energética, dado que a medida que el consumo aumenta, la eficiencia energética tiende a disminuir. En otras palabras, un alto consumo de energía puede ser indicativo de un uso menos eficiente en recursos energéticos que se encuentren disponibles.

Para calcular el consumo de energía en diferentes contextos, como viviendas, negocios o edificaciones en general, se emplea una medida estándar que se refiere al consumo de energía durante una hora. Esta medida se establece en unos 1.000 vatios, y su uso es fundamental para la emisión de facturas correspondientes a la cantidad de energía utilizada. (REPSOL, 2020)

Es importante tener en cuenta que el control y la comprensión del consumo energético son aspectos cruciales para promover prácticas sostenibles y conscientes en el uso de la energía. Al analizar el consumo en diversos sectores y aplicar medidas de eficiencia energética, es posible optimizar el uso de los recursos y contribuir a la reducción del impacto ambiental asociado al consumo energético desmedido. Por ello, tanto en el ámbito residencial como en el empresarial, es esencial estar atentos al consumo energético y buscar formas innovadoras de mejorar la eficiencia, lo que a su vez podría llevar a un uso más responsable de la energía y a la disminución de costos asociados al consumo excesivo de energía eléctrica. (Agostini, Plottier, & Saavedra, 2011)

2.1.4 Tipos de perfil de consumo eléctrico.

La curva en un consumo eléctrico es una herramienta que tiene gran relevancia tanto en el ámbito financiero como las rutinas de consumo, ya que posibilita la determinación del precio de la energía para volúmenes distintos al volumen estándar, que incluye períodos de baseload y peakload. Este perfil se construye en base a las tendencias de consumo puede ser de uno o varios conjuntos sociales a lo largo de un período de 24 horas. (Pauca & Yubi, 2020)

La importancia del perfil radica en sus características que permiten a los responsables de la distribución y suministro de energía eléctrica operar de manera confiable y segura. Al contar con información detallada sobre los patrones de consumo, es posible gestionar de manera más eficiente la demanda y el suministro de energía eléctrica en diferentes momentos del día y en distintas estaciones del año. (Pauca & Yubi, 2020)

Mediante el análisis del perfil de consumo, se pueden identificar los picos de demanda y los períodos de menor consumo, lo que ayuda a planificar y optimizar la infraestructura energética, evitando situaciones de sobrecarga y asegurando una provisión continua y estable de energía eléctrica. Esto es especialmente relevante en el contexto actual, donde la eficiencia y la sostenibilidad en el suministro de energía son aspectos clave para afrontar los desafíos ambientales y económicos. (Pauca & Yubi, 2020)

2.2 Pronóstico de la demanda eléctrica.

Es importante tener presente un estudio de predicción en la demanda eléctrica ya que son necesarias para un mejor funcionamiento y gestión de las empresas generadoras, para el posicionamiento diario en el mercado eléctrico y para la planificación de los sistemas eléctricos. El comportamiento de la energía eléctrica va a depender siempre del uso, necesidad y actividades donde siempre se la requiera, como, por ejemplo, en el sector público, industrias, hospitales, residencias, comercios o en entretenimiento; es por eso que cada actividad tiene su patrón de consumo y su propio comportamiento. Dado estos parámetros de necesidad surge el término definido como demanda. (Agostini, Plottier, & Saavedra, 2011)

La aproximación o estimación es importante para obtener una demanda eléctrica que pueda suministrar a toda la carga existente, es para eso que un pronóstico debe de tener un margen de error no muy elevado ya que esto ayudara a un futuro rendimiento en la gestión del sector eléctrico, dando como resultado una disminución en eventos de interrupciones eléctricas y mejorando un alto grado en satisfacción en los usuarios consumidores. (Agostini, Plottier, & Saavedra, 2011)

2.2.1 Corto plazo.

Este estado de tiempo denominado corto plazo es para un pronóstico de demanda que a futuro tiene que satisfacer una carga que va desde un periodo de un día o hasta múltiples semanas. Es importante tener en cuenta los eventos a corto plazo en los pronósticos ya que esto ayudara a estimar varios flujos de carga y generar decisiones óptimas para una prevención de sobrecarga en los sistemas eléctricos. Si se aplica el estudio a corto plazo se deberá tener en cuenta que, si la demanda de electricidad es sumamente baja comparada con los datos de pronóstico obtenidos, afectara económicamente ya que la energía que se ha generado tiene un costo más elevado y será catalogado ineficiente y, si la demanda de energía es mayor de lo calculado, existirán varias restricciones a nivel de seguridad ya que hay que tener en cuenta la frecuencia, reservas y el punto de fiabilidad podría estar en riesgo (Pandian, Duraiswamy, Rajan, & Kanagaraj, 2006).

2.2.2 Mediano plazo.

Es considerado a mediano plazo a un periodo de tiempo que va desde un mes hasta múltiples años, si lo relacionamos con la gran demanda de energía en la predicción nos muestra información valiosa para una mejor planificación y operación actuando básicamente en el funcionamiento de un sistema eléctrico. Es importante una predicción basada en la demanda eléctrica a mediano plazo ya que esencialmente es

parte una planificación de a un mejor horizonte. Este análisis dependerá para la adquisición en combustibles, en mantenimientos ya sean previstos o sorpresivos por alguna falla, gestionar contratos entrantes – salientes en la venta o compra de energía eléctrica obteniendo así una mayor comprensión en ingresos económicos.

Estudios de consumo a mediano plazo están siempre con una influencia de varios factores, pero lo más importantes que tienen intervención directa con el consumo son los cambios climáticos. Es importante mencionar que existen variables socioeconómicas que alteran el desempeño en los perfiles de pronóstico de la demanda eléctrica.

2.2.3 Largo plazo.

El lapso de tiempo para considerar un caso de estudio a largo plazo, la predicción obligatoriamente tiene que estar prevista para un periodo de cinco años hasta 20 años aproximadamente. El largo plazo se considera una tendencia de datos significativa para establecer comportamientos de los usuarios, también es posible determinar la planificación y creación de futuras generadoras de energía eléctrica, áreas de expansión en sistemas de transmisión y una fijación de políticas, regulaciones y costos de energía

2.3 Circunstancias influyentes en el consumo de energía eléctrica.

La curva de consumo depende directamente de factores que afectan directamente a un pronóstico eficiente, ya que siempre estarán variando según la ubicación del área de estudio. Siendo:

- Eventos climáticos
- Rutinas de consumo
- Ubicaciones geográficas
- Tamaño en la carga
- Datos pretéritos de CEE
- Organización industrial
- Costos / tarifas
- Desarrollo demográfico

Es importante destacar el consumo energético ya que está estrechamente relacionado con la eficiencia energética, es por eso que, si existe un mayor consumo, menor eficiencia energética existirá. Según análisis se estima que durante una hora se puede consumir hasta 1000 W, es por eso que esta medida está definida para cálculos

de demanda de electricidad en residencias, negocios, hospitales, comercios y edificaciones que se requiera la emisión de facturas de consumo.

Como factores principales que para que un consumo de energía cambie sus rangos, están presentes:

- Rutinas en el hogar
- Número de personal de trabajo o número de personas que ocupan la residencia.
- Estatus económico
- Dependerá de un rendimiento energético de pertenencias electrónicos de la residencia

Con el conocimiento de estas nuevas tendencias de reducción de consumo de energía eléctrica se estima que los usuarios obtendrán mayor responsabilidad. Resultando una reducción en el consumo de energía y, demostrando una mayor estabilidad económica y un ahorro significativo.

2.3.1 Factores geográficos.

El consumo de energía eléctrica en una zona determinada se ve influenciado por diversas características climáticas, como la temperatura, la humedad y la velocidad del viento. Estos factores climáticos varían según la estación del año y la ubicación geográfica de la zona en cuestión. Cada uno de estos elementos climáticos tiene un impacto en la curva de consumo, la temperatura como factor notorio especialmente a su fuerte influencia en las necesidades de usuarios.

En ciudades con climas calurosos, se observa un aumento en el uso de dispositivos como aires acondicionados, ventiladores y refrigeradores para hacer frente al calor. Esto conlleva un incremento significativo en el consumo de electricidad durante la temporada de verano. Por otro lado, en ciudades con climas fríos, se registra una necesidad mayor en la utilización de calefones y sistemas de calefacción para mantener el confort térmico en la estación de invierno, lo que genera un aumento en la demanda de energía eléctrica durante esta época del año.

Es fundamental tener en cuenta estas variaciones estacionales y geográficas en el uso de energía eléctrica enfocado en una planificación eficiente del suministro y distribución de energía. Con una estimación analizada del comportamiento en el patrón de consumo relacionados con las condiciones climáticas, es posible adoptar estrategias adecuadas para satisfacer la demanda de manera eficiente y sostenible. Asimismo, la concienciación sobre cómo el clima influye en el consumo de energía puede motivar a

los usuarios a adoptar prácticas más responsables y eficientes para contribuir al uso racional de la electricidad y a la reducción de su huella ambiental.

2.3.2 *Clima.*

Los factores climáticos influyen significativamente en la demanda de electricidad. Colombia, ubicada en el trópico, escasea de estaciones climáticas, ya que la geografía le brinda numerosas variaciones de temperatura. El principal fenómeno para que se cree una variación notoria del cambio de clima es el fenómeno llamado "El Niño" y "La Niña". El primero se caracteriza por un calentamiento inusual de las aguas del Pacífico tropical, lo que puede afectar el clima mundial y reducir los aportes hídricos en las centrales hidroeléctricas del país, lo que afecta la generación de energía eléctrica. Por otro lado, "La Niña" está presente gracias al enfriamiento que se produce en las aguas del Océano Pacífico, lo que genera un aumento significativo de las lluvias. Es por eso que existen regulaciones ya definidas para mantener un suministro estable así sea por el incremento de la carga eléctrica.

2.3.3 *Hábitos de consumo.*

La población tiene diferente comportamiento, necesidades y preferencias que pueden afectar o mejorar al uso de energía eléctrica, esto demuestra que tan consiente es la población al momento de utilizar la energía, muestra un ahorro o exceso y la cultura del usuario. El uso de electrodomésticos y artefactos electrónicos van a depender los diferentes días que están programados como días laborables y no laborables que se pueden dividir como: festivos, fines, feriados y vacaciones.

2.3.4 *Uso de terrenos.*

Las áreas de construcción siguen incrementadas con el paso del tiempo, esto va ligado al crecimiento poblacional que es necesariamente construir lugares de vivienda y crece también la carga eléctrica para las generadoras de electricidad. La oferta y la demanda son factores muy importantes a la hora de categorizar las áreas, tales como: industrias, residencias, parques, autopistas, centros comerciales, hospitales entre otros. Es por eso que esta metodología se basa en el asentamiento de estos diversos centros de consumo eléctrico para un posible pronóstico en el uso de energía eléctrica.

2.3.5 *Planes municipales.*

Los planes municipales están regulados en las zonas que existen un ordenamiento en el territorio de áreas utilizadas por la población el ente regulador es el municipio, estas son importantes ya que van a regir un incremento en la curva de consumo. Basado en las zonas que están ocupadas se realiza un estudio eléctrico y se

planifica una creación de nuevas plantas generadoras de electricidad modificando así el sistema eléctrico.

2.3.6 Planes de desarrollo comunitario.

Se originan proyectos que son designados para la comunidad fomentando una transformación y evolución en el ámbito socioeconómico, siendo así como se impulsan y crean programas turísticos, nacen empresas, su estructura crece y perdura tendiendo una estrecha relación intrínseca con la ingeniería eléctrica en el ámbito de consumidor de energía eléctrica.

2.3.7 Densidad de carga.

Este parámetro dimensiona cuanta carga se requiere en una unidad de área. Se utiliza por su utilidad en la medición de necesidad eléctrica en áreas de interés. Se mide en $kVA \cdot m^2$ y se la denomina como la carga instalada por área; para las industrias y edificios se utiliza el voltio-amperio $\cdot pie^2$ refiriéndose así a una densidad de carga. Una vez conociendo estos dos parámetros importantes como son la densidad de carga y el dimensionamiento de área para el estudio, se procede a encontrar la carga instalada.

2.3.8 Crecimiento demográfico.

La población cada día sigue incrementada y crea más necesidades y demanda en el sector eléctrico. Esto se da por un alto crecimiento de fabricación en productos que facilitan las necesidades de la población, es por eso que las empresas distribuidoras tienen que estar conscientes que la demanda de energía va a incrementar, el sector eléctrico es el principal promotor en las actividades de la población.

2.3.9 Datos históricos.

Son el centro de toda información ya que es vital tener un histórico de datos para un estudio y análisis. Para la proyección en la demanda eléctrica se determinan patrones basados en los datos extraídos, estos nos demuestran las necesidades y comportamientos en periodos de tiempo.

2.3.10 Tarifas.

En la estructura tarifaria se consideran dos categorías importantes que dependen de características del consumidor estas categorías son de dominio comercial y residencial. La entidad que determina en que categoría tarifaria se encuentra el consumidor es la empresa distribuidora, en el caso del centro de investigación, innovación de transferencia de tecnología (CIITT) corresponde a la categoría denominada general, ya que se define como consumidor que cumple con distintas

actividades de la categoría residencial ya que se describe en el ámbito industrial, comercial y contribución de servicios privados y públicos. (Gpsccc, 2023)

2.4 Métodos estadísticos.

El método estadístico se basa en una secuencia de procedimientos para el manejo y análisis tanto de datos cualitativos como cuantitativos en una investigación. En este artículo, se detallan las distintas etapas que comprenden el método estadístico: recolección, recuento, presentación, síntesis y análisis. Cada una de estas etapas es esencial para obtener una comprensión profunda de los datos y extraer conclusiones significativas a partir de ellos. (UNAM, 2018)

2.4.1 Media.

La media se obtiene sumando todos los valores del conjunto y luego dividiéndolos entre la cantidad total de valores. Representa el valor promedio de los datos y es útil para entender la tendencia central del conjunto. (Cobo & Diaz, 2003). Como se muestra en la formula (1).

$$x = \frac{\sum_{i=1}^k f_i X_i}{n} \quad (1)$$

f_i = Frecuencia absoluta

X_i = Marca de clase

n = Numero de datos a trabajar

2.4.2 Mediana.

La mediana se comprende en un valor central cuando varios de datos son ordenados desde menor a mayor. En otras palabras, separa el conjunto en dos partes iguales, lo que es útil cuando se enfrentan valores atípicos que podrían afectar la media. (Cobo & Diaz, 2003). Como se muestra en la formula (2).

$$\text{Mediana} = L + \frac{\frac{n}{2} - FA}{f} (i) \quad (2)$$

L = Frecuencia absoluta

n = # frecuencias

f = Periodicidad de clase

FA = Periodicidad acumulada

i = Ancho de clase

2.4.3 **Moda.**

El termino moda, por su parte, comprende el número que es repetitivo con alta frecuencia en el conjunto de datos. Representa el valor más común y es útil para identificar tendencias dominantes en el conjunto. (Cobo & Diaz, 2003). Como se muestra en la formula (3).

$$Moda = L_i + c \left[\frac{d_1}{d_1 + d_2} \right] \quad (3)$$

L_i = Límite de intervalo inferior

C = Magnitud de clase

d_1 = Periodicidad a. modal clase inferior

$$d_1 = (f_i - f_{i-1}) \quad (4)$$

d_2 = Periodicidad a. modal clase superior

$$d_2 = (f_i - f_{i+1}) \quad (5)$$

2.4.4 **Varianza.**

En estadística, la varianza es una medida fundamental de dispersión que cuantifica el grado de valores identificados como individuales de una muestra de datos tienden a desviarse de la media aritmética. En otras palabras, la varianza nos permite entender la amplitud o dispersión de los datos en relación con su promedio. Si la varianza es alta, implica que los valores tienden a estar más distantes de la media, lo que sugiere una mayor variabilidad en los datos. Por otro lado, una varianza baja indica que los valores se encuentran más cercanos al promedio, reflejando así una menor dispersión en el conjunto de datos. La varianza es una herramienta esencial en el análisis estadístico, ya que nos entrega información sustancial sobre la distribución

homogénea de datos. (Dagnino, Analisis de Varianza, 2014). Como se muestra en la formula (6).

$$Var(x) = \frac{(x_1 - X)^2 + (x_2 - X)^2 + \dots + (x_n - X)^2}{n} \quad (6)$$

x_1 = # de variable

n = # de observaciones

X = Media basada en variable x

2.4.5 Desviación estándar.

La desviación estándar es comprendida como la que complementa la varianza para entender la difusión de una muestra de datos. Se denomina como una raíz cuadrada positiva de la varianza. La desviación determina cuánto varían los valores considerados individuales respecto a la media. Una desviación estándar pequeña indica menor dispersión, mientras que una desviación estándar grande sugiere mayor variabilidad en los datos. Es una herramienta esencial para analizar y tomar decisiones basadas en la variabilidad de los datos. (Stephens & Spiegel, 2009). Como se muestra en la formula (7).

$$S = \sqrt{\frac{(x_1 - X)^2 + (x_2 - X)^2 + \dots + (x_n - X)^2}{n - 1}} \quad (7)$$

x_1 = Numero de variable

n = Numero de observaciones

X = Media de la variable x

2.4.6 Medidas centralizadas.

Las medidas centralizadas, también conocidas como medidas de tendencia central, son una categoría de estadísticas descriptivas que se utilizan para representar o resumir la ubicación central o típica de un conjunto de datos. Estas medidas son útiles para entender dónde se concentran los valores en torno a una posición central en la distribución de datos. (Romero & Lazaro, 2009)

2.5 Análisis de datos.

Un análisis en los datos comprende un proceso estructurado que permite examinar, organizar e interpretar conjuntos de datos para obtener información relevante y tomar decisiones informadas. Se aplica en diversas áreas y disciplinas para identificar patrones, tendencias y relaciones entre variables, con el objetivo de respaldar conclusiones basadas en la evidencia proporcionada por los datos. (Batanero & Godino, 2021)

2.5.1 Correlación.

El análisis de correlación es una técnica estadística que mide la relación entre dos o más variables. Utiliza el coeficiente de correlación para cuantificar la intensidad y la dirección estableciendo una relación. Esto muestra que si se obtiene un coeficiente se aproxima a 1 indica que hay una existencia de correlación denominada positiva fuerte, y por otro lado si existe un coeficiente con -1 existe una correlación denominada negativa fuerte. Entonces queda claro que con un coeficiente cercano a 0 indica ausencia de la correlación. Esta herramienta es útil para identificar patrones y relaciones en los datos, pero no implica causalidad entre las variables. (Roy, Rivas, Perez, & Palacios, 2019)

2.5.2 Valores atípicos.

Los valores atípicos, o outliers, son puntos de datos que se desvían significativamente del patrón general de un conjunto de datos. Pueden afectar el análisis estadístico y las conclusiones obtenidas. Identificarlos y manejarlos adecuadamente es importante para obtener resultados más precisos y confiables en el análisis de datos. Existen técnicas estadísticas para detectar y tratar los valores atípicos, mejorando la interpretación de los resultados. (Orellana & Cedillo, 2020)

2.6 Agrupamiento de datos.

Un agrupamiento de datos se define como una de las técnicas útiles cuando se trabaja con grandes conjuntos de datos o cuando se desea simplificar la presentación de los resultados. Sin embargo, es importante seleccionar adecuadamente los intervalos para evitar pérdida de información o sesgos en el análisis. Un buen agrupamiento puede proporcionar una visión más clara y comprensible de la distribución de los datos, lo que facilita la toma de decisiones y la identificación de patrones o tendencias.

2.6.1 Análisis discriminante.

Podemos considerar al análisis discriminante como una herramienta estadística la cual busca establecer fronteras claras entre diversos grupos basándose en las variables

medidas, lo que facilita la clasificación y la toma de decisiones en diversos campos como la investigación, el marketing, medicina y otras áreas donde se requiere separar o distinguir por grupos basados en sus características. (Gonzalez, 2004)

2.6.2 Distancia euclidiana.

La distancia euclidiana es una métrica o medida de distancia utilizada en geometría y análisis numérico para el cálculo de la magnitud de separación entre dos o más puntos en un espacio euclidiano. En un espacio bidimensional, como un plano, la distancia euclidiana muestra que si dos puntos (x_1, y_1) y (x_2, y_2) se calcula utilizando el teorema conocido como Pitágoras:

$$\text{Distancia} = \sqrt{(X_2 - X_1)^2 + (Y_2 - Y_1)^2} \quad (8)$$

Esta es la distancia más corta entre dos puntos en línea recta, la cual mide la longitud del camino directo entre ellos. (Pardo & Del Campo, 2007)

2.6.3 Análisis de la varianza ANOVA.

Este análisis se considera como una técnica de estadística que tiene como objetivo la comparación de las medias aritméticas entre 3 o más grupos existentes para encontrar alguna característica diferente entre ellos. Se debe fraccionar la variabilidad total en conjuntos y en el interior de los conjuntos existentes. La existencia de una variabilidad en los grupos es mayoritaria, se considera que existe disimilitud real en las medias aritméticas en los grupos o conjuntos. Se utiliza en diversos campos para comparar efectos de tratamientos, intervenciones o condiciones en diferentes grupos, y existen diferentes tipos de ANOVA para distintos diseños experimentales y análisis de datos. (Dagnino, Analisis de Varianza, 2014)

2.7 Métodos de predicción.

Los métodos de predicción estadística son herramientas fundamentales basadas en el análisis estadístico que nos permiten estimar o pronosticar valores futuros en función de datos históricos. Entre los diversos métodos disponibles, en la presente investigación se empleó el método de regresión lineal simple. (Pelaez, 2016)

2.7.1 Regresión lineal simple.

La metodología como regresión lineal simple una técnica estadística que analiza la relación entre dos variables: una independiente (X) y una dependiente (Y). Busca encontrar una línea recta que se ajuste mejor a los datos, representada por la ecuación

$Y = a + bX$, donde "a" es el punto de unión con el eje Y y "b" es la pendiente de la línea. Esta técnica se utiliza para hacer predicciones o estimaciones de los valores de Y en función de los valores de X, siendo útil en diversas áreas como la economía, ciencia y análisis de datos. (Pelaez, 2016)

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 * x_i + \varepsilon_i \quad (9)$$

β_0 = Indica la ordena del origen

β_1 = Indica la pendiente de la recta

ε_i = error

2.8 Regresión lineal múltiple.

La regresión lineal múltiple analiza la relación entre una variable dependiente (Y) y dos o más variables independientes (X_1, X_2, X_3, \dots). Busca una ecuación lineal en un espacio de múltiples dimensiones para representar esta relación. La ecuación es $Y = b_0 + b_1X_1 + b_2X_2 + b_3X_3 + \dots + b_kX_k + \varepsilon$, donde b_0 es la intersección con el eje Y, $b_1, b_2, b_3, \dots, b_k$ son los coeficientes de regresión que muestran el efecto de cada variable independiente, y ε es el término de error.

Este análisis es útil para entender relaciones complejas y hacer pronósticos más precisos. Se aplica en diversos campos, como investigación científica, economía e ingeniería, para modelar relaciones y hacer predicciones basadas en datos empíricos. (Pelaez, 2016)

$$Y = a + b_1 \cdot X_1 + b_2 \cdot X_2 \quad (10)$$

X_1, X_2 = Variables independientes

a = Intersección en Y

b_1, b_2 = Pendiente de ecuación

CAPITULO III

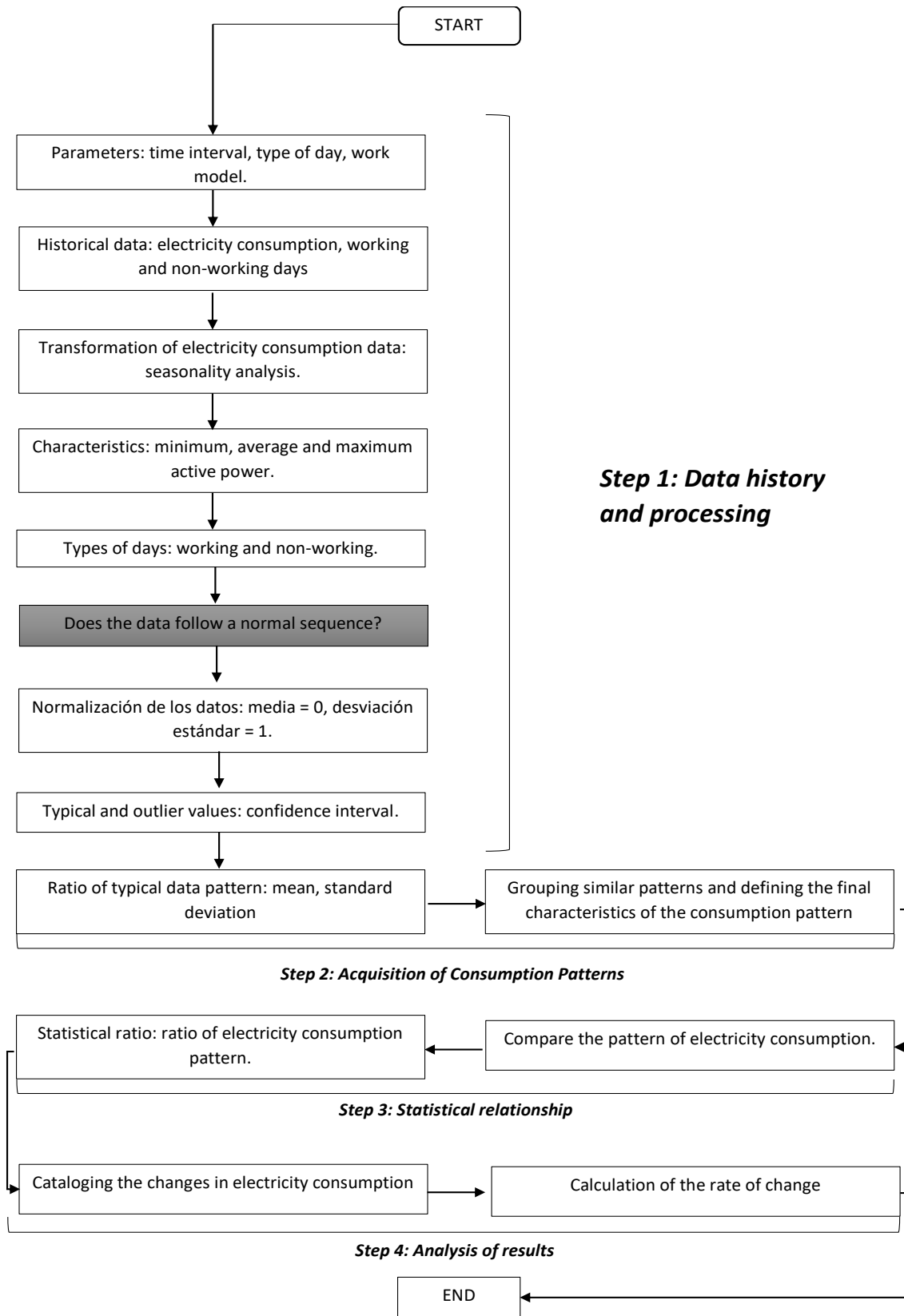
3. COMPILACIÓN DE DATOS DE CONSUMO DE ELECTRICIDAD Y ANÁLISIS ESTADÍSTICO

3.1 Adquisición y procesamiento de datos históricos.

Basándose en la metodología la primera fase comprende, el adquirir y el procesar datos de las curvas de consumo eléctrico real, ajustando como una disposición de una probabilidad simple y permitan detectar anomalías. Esta etapa se divide en dos subetapas principales.

En la subetapa 1, se definen tres parámetros iniciales que serán utilizados para la selección de los datos a procesar. El primer parámetro es el periodo de análisis, que determina la cantidad de días que se tomarán en cuenta para reconocer patrones. Se debe especificar en el periodo de tiempo el día designado a análisis, seleccionando específicamente el día de estudio en la semana propuesta en este caso de lunes a viernes, siendo días laborables y sábado y domingo como no laborables.

En la subetapa 2, se procede a la recolección de datos basados en las curvas de consumo eléctrico y se procede a crear la matriz con dimensión $M \times A$, donde M representa al número de los días del periodo apartado y A señala el número de las características consideradas para cada día. Esta organización permitirá llevar a cabo el procesamiento y análisis de los datos para detectar patrones y separar las anomalías.

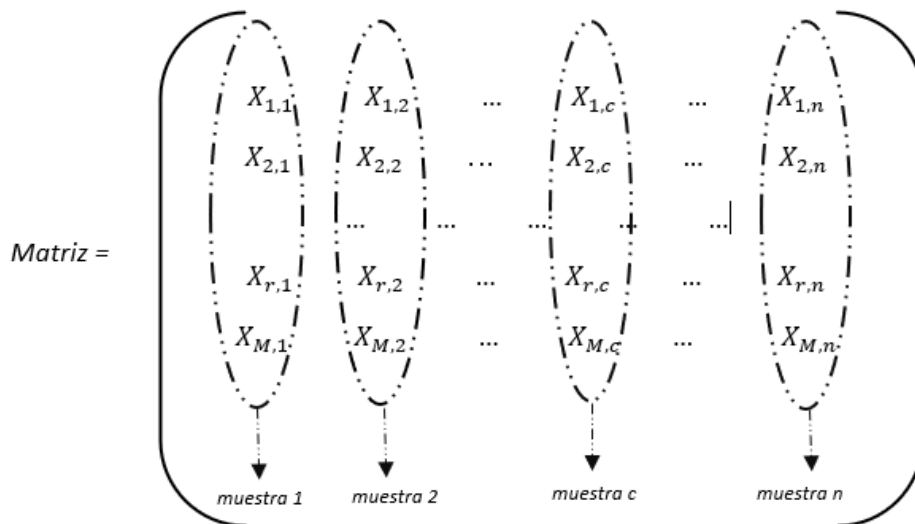


3.1 Diagrama de flujo de la metodología SAICC.

Fuente: Rediseño (Guerrero, 2020)

Para determinar cuál es la difusión en la probabilidad de los datos obtenidos, se procede a agrupar los valores de potencia en intervalos de 5 minutos preferidos para un procesamiento más acertado de probabilidad con referencia a los datos existentes. Este proceso implica la construcción de múltiples matrices constituidas por filas representando curva de consumo diario dentro de una semana, mientras que cada columna de dicha matriz refleja la potencia activa (W) utilizada en esos intervalos de periodo a lo largo de numerosos días.

Es razonable suponer que el consumo de potencia activa en una instalación varía a lo largo del día, lo que se traduce en variaciones en los valores de potencia a lo largo del día. Por tanto, es fundamental realizar un análisis de la muestra de datos con intervalos de tiempo específicos para comprender mejor su distribución de probabilidad. La imagen adjunta muestra una matriz de datos que abarca un período de M días y también ilustra cómo se agrupan los datos de la muestra para facilitar el análisis de su distribución de probabilidad.



3.2 Matriz de perfiles diarios de consumo eléctrico y toma de la muestra.

Fuente: Rediseño (Guerrero, 2020)

El análisis se divide en dos muestras principales: una correspondiente al horario laboral y otra al horario no laboral, con el objetivo de identificar datos relevantes en cada uno de estos contextos.

3.2 Segmentación de datos.

La segmentación de datos se efectúa de acuerdo con los criterios previamente seleccionados. En primera instancia se presenta el criterio basado en variables consideradas temporales, el segundo criterio se relaciona con una variable categórica

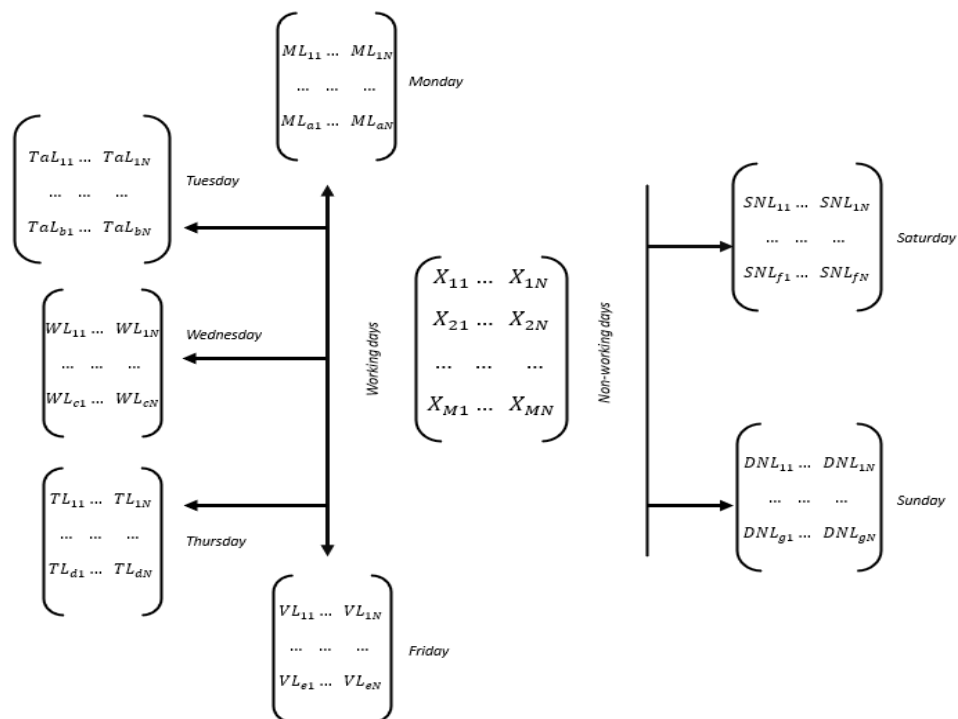
referente al ámbito laboral. Ambos criterios están directamente relacionados con la demanda de electricidad.

Categoría de variable	Primer criterio: Temporal	Segundo criterio: Laboral
<i>Día de la semana</i>	•	
<i>Intervalo 5 minutos</i>	•	
<i>Laboralidad</i>		•
<i>Fecha</i>	•	

3.1 Variables para la segmentación de datos.

Fuente: Rediseño (Guerrero, 2020)

El patrón de consumo eléctrico se estructura en la matriz que muestra la demanda eléctrica requerida por un día y está reflejada en la fila de la matriz. Esta matriz contiene las dimensiones MxA, donde M representa un número de los días donde abarca el período de análisis, y A muestra el número de características del consumo diario.



3.3 Segmentación de datos del consumo de electricidad.

Fuente: Rediseño (Guerrero, 2020)

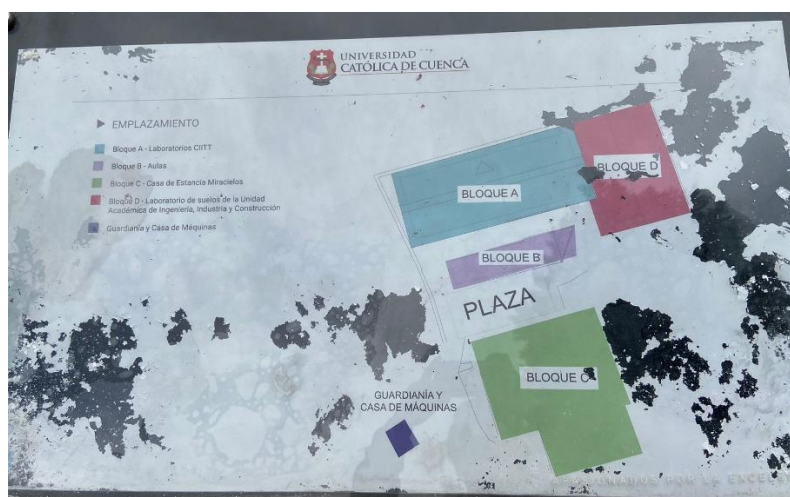
3.3 Recopilación de datos del consumo de energía eléctrica.

Se utilizó datos del consumo real de potencia activa para efectuar el análisis y predicción del uso energético en el CIITT de la Universidad Católica de Cuenca. Los datos fueron recopilados de una base general que incluye todas las instalaciones del CIITT, así como de cuatro servicios específicos: laboratorio de simulación en tiempo real, laboratorio de luminotecnía, laboratorio de suelos y la estancia miracielos.



3.4 CIITT Universidad Católica de Cuenca.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.



3.5 Bloque A: Laboratorios CIITT, Bloque B: Aulas, Bloque C: Casa de estancia miracielos, Bloque D: Laboratorio de suelos, Casa de máquinas.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.



3.6 Cuarto de máquinas.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.



3.7 Estancia miracielos.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.



3.8 Luminotécnica.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.



3.9 Laboratorio de suelos.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

Para llevar a cabo el registro de datos de consumo, se empleó un POWER QUALITY ANALIZER de la marca Fluke, modelo 434, que se instaló en la CIITT. Se obtuvieron un total de 22,923 registros en el tablero general, abarcando desde el 5 de mayo hasta el 5 de julio del año 2023 comprendido en el calendario académico marzo – agosto del año 2023 siendo este un periodo laboral y académico, y se registraron 2,452 datos en los tres laboratorios de las instalaciones y en la estancia miracielos. Estos datos constituyeron la base para realizar el análisis y las predicciones del consumo energético en el CIITT.



3.10 Conexión en el tablero general.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.



3.11 Conexión en el laboratorio de simulación en tiempo real.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.



3.12 Conexión en la estancia miracielos.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.



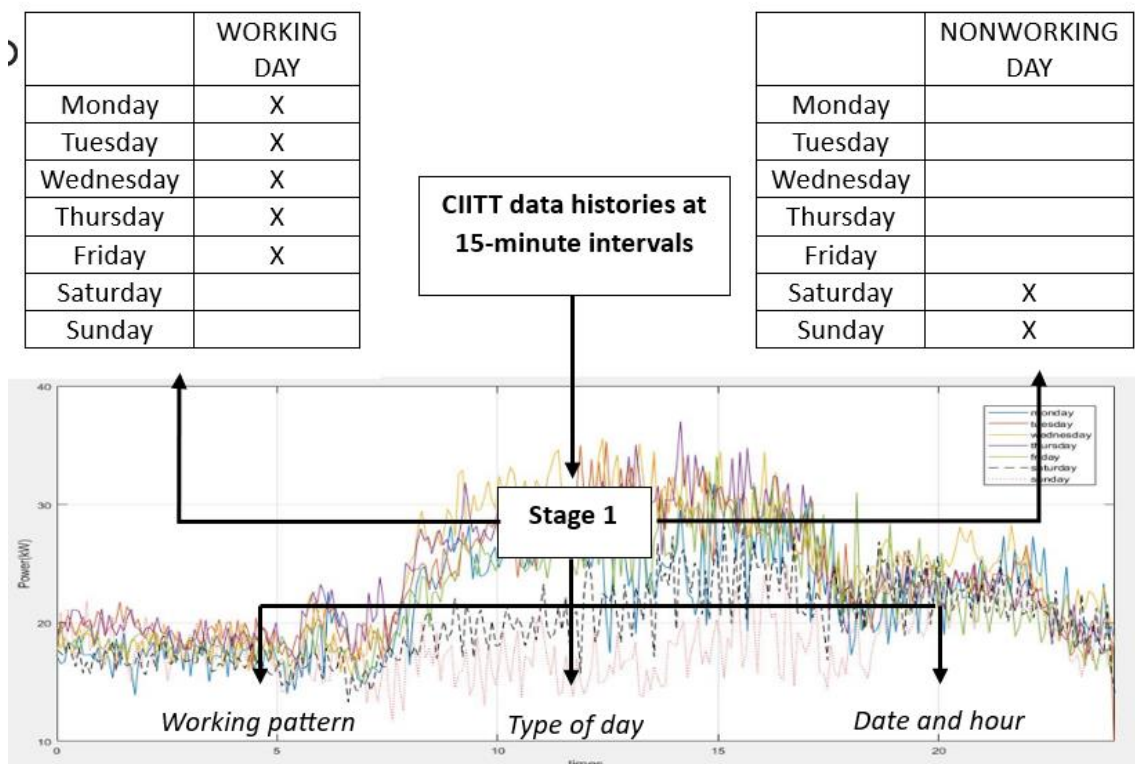
3.13 Conexiones en el laboratorio de suelos.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

3.4 Procesamiento de datos.

Los datos se clasificaron según los días laborables y no laborables de los siete días de la semana y en el periodo de tiempo correspondiente. Para lapsos de una hora, se promediaron los valores de cuarto horario para obtener un único valor por hora con cada variable relevante.

Este estudio se realizó tanto para días laborables como para días no laborables, agrupándolos según su consumo similar. De esta forma, se obtuvieron 24 grupos de datos para cada día, los cuales fueron analizados para eliminar valores atípicos y luego obtener el perfil de consumo de electricidad correspondiente.



3.14 Adquisición de datos.

Fuente: Rediseño (Guerrero, 2020)

3.5 Agrupación de datos.

Este estudio fue realizado para días laborables y no laborables. Los cuales se clasificaron según por el consumo similar que puedan tener En donde se obtienen para cada día aproximadamente 24 conjuntos de recopilación en datos, posteriormente se analizaron para la eliminación de datos considerados atípicos para la obtención de la curva de consumo energético.

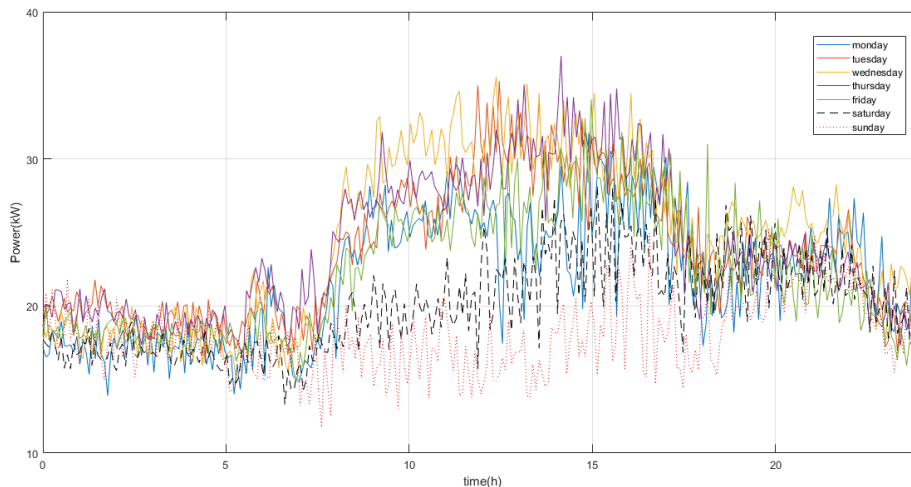
Parámetro/día	Lunes	Martes	Miércoles	Jueves	Viernes
Mínimo	1950,002	12253,335	12186,668	12186,668	12533,335
Media	21928,072	23676,838	24558,475	24558,475	24076,063
Mediana	20580,002	22760,002	24186,670	24186,67	22946,67
Máximo	45693,340	44880,004	47693,340	47693,34	40866,672
Desviación estándar	6744,526	5602,787	6433,601	6433,60133	5791,23503

3.2 Tablero general

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

3.6 Base de datos CIITT.

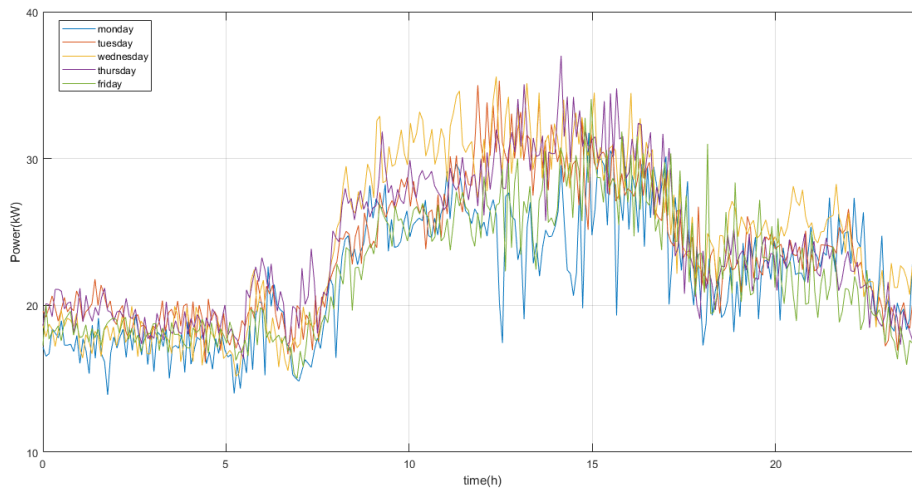
En esta gráfica se presentan los perfiles de consumo eléctrico correspondientes a los meses de mayo a julio, los cuales han sido analizados en este estudio. La representación muestra claramente la distinción entre días laborables y no laborables en el consumo eléctrico. Se puede observar el rango de tiempo en el que se recopilaron los datos secuenciales, cada 5 minutos como se observa en la Figura 3.15, lo que permite una visión detallada del comportamiento del consumo a lo largo de esos meses.



3.15 Perfil de consumo eléctrico general.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

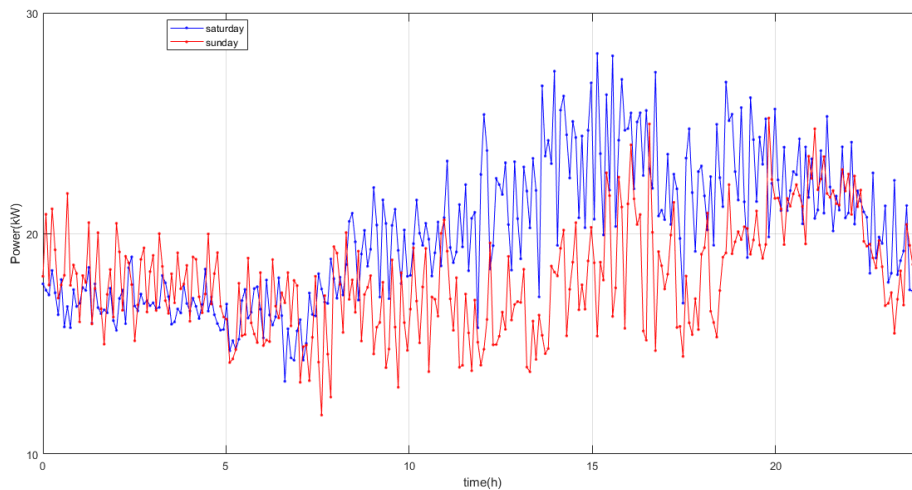
Además, en la gráfica se resaltan los puntos máximos de consumo en cada día laborable y no laborable, lo que permite identificar los momentos de mayor demanda de energía eléctrica. Esta visualización de los perfiles de consumo proporciona información valiosa para comprender las tendencias y patrones de consumo en las instalaciones analizadas, lo que facilita la toma de decisiones para mejorar la eficiencia y la gestión del consumo eléctrico en el futuro.



3.16 Perfil de consumo eléctrico general – días laborables

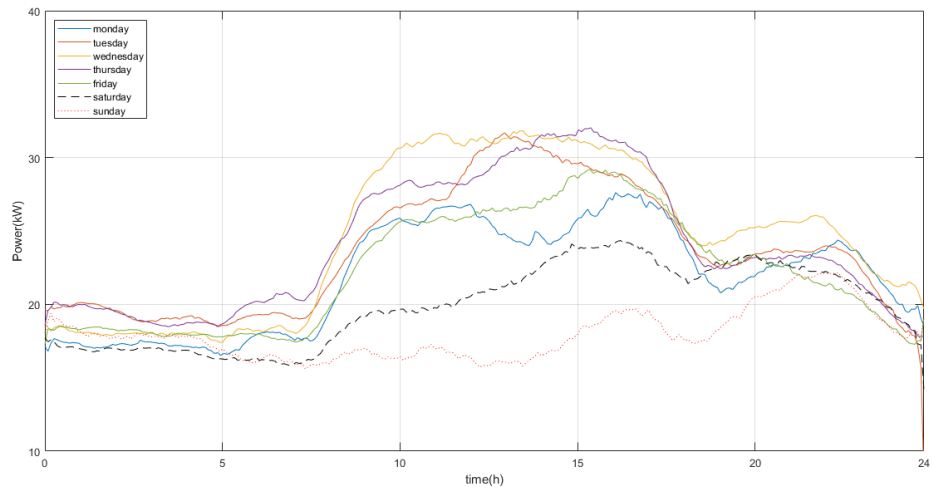
Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

La Figura 3.16 muestra el consumo eléctrico de los dos meses de análisis, se aprecian que la variación de consumo en los días laborables (monday to friday), supera los 35 kW mientras que en los días no laborables (saturday and sunday), los picos de consumo no alcanzan los 30 kW como se observa en la Figura 3.17.



3.17 Perfil de consumo eléctrico general.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.



3.18 Perfil de consumo eléctrico general.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

Para una mejor apreciación de los perfiles de consumo general en las instalaciones CIITT se realiza un filtrado de los datos en el software Matlab como se aprecia en la Figura 3.18.

CAPITULO IV

4. APLICACIÓN DE MÉTODOS ESTADÍSTICOS

4.1 Regresión lineal simple.

Para llevar a cabo el cálculo de la regresión lineal simple, se empleó el software Matlab en combinación con Excel, lo que posibilitó la gestión de los datos correspondientes a los perfiles de carga del CIITT.

En cada archivo de Excel, se asigna un nombre específico que permite tanto la estimación como la validación del modelo, y al mismo tiempo, el presagio de la curva de consumo de potencia activa. Es esencial que todos estos archivos de Excel se encuentren almacenados en una misma carpeta junto con los archivos de Matlab.

Para determinar el modelo de regresión lineal simple, es importante destacar que todas las operaciones se llevan a cabo en forma matricial o vectorial. En este contexto, se considera que "y_i" representa el vector que contiene los valores de potencia para periodos de tiempo de cada hora, continuando con los errores y los coeficientes de la regresión, como se detalla en el modelo matemático presentado.

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 * x_i + \varepsilon_i \quad (11)$$

Donde:

- y_i es la potencia [kW]
- x_i es la variable independiente
- β es el coeficiente de regresion

$$X = \begin{pmatrix} 1 & x_{11} \\ 1 & x_{12} \\ \dots & \dots \\ 1 & x_{1n} \end{pmatrix} \quad y = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \dots \\ y_n \end{pmatrix} \quad \beta = \begin{pmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \end{pmatrix} \quad \varepsilon = \begin{pmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \dots \\ \varepsilon_n \end{pmatrix}$$

Fuente: Rediseño (Guerrero, 2020)

Estas matrices son una base y los coeficientes de este modelo de regresión lineal simple si basan en:

$$\beta = (X'X)^{-1} X'y$$

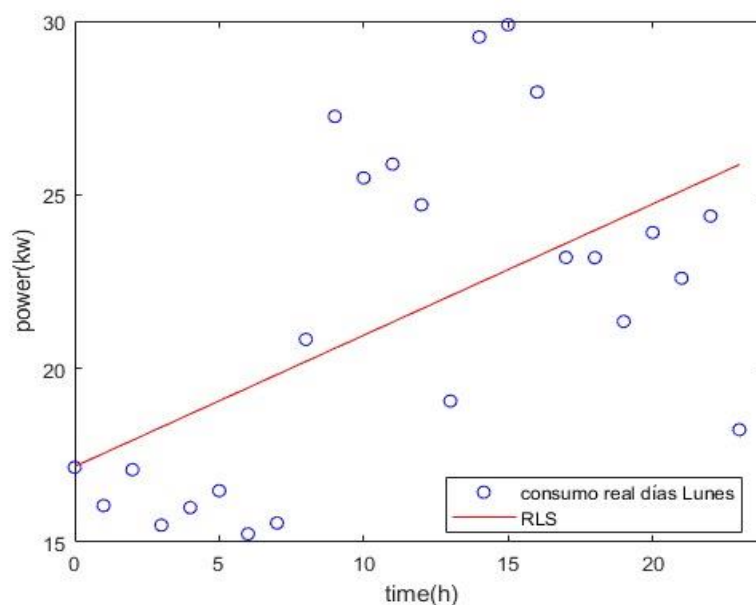
En la segunda etapa, se busca determinar parámetros como la adición en cuadrados error, adición total en cuadrados, la adición en cuadrados de la regresión y la adición de coeficientes para la determinación. Este análisis se realiza tomando como referencia a un modelos estimados y antecedentes disponibles para conseguir la validación de modelo.

Para la finalización del proceso, se procede al presagio de la curva de consumo de energía eléctrica. En esta fase, se pone a prueba la capacidad del modelo estimado para realizar predicciones, basándose en la evaluación de los errores estadísticos.

4.2 Regresión lineal simple aplicada en el tablero general de las instalaciones del CIITT.

A partir de los datos de potencia de las instalaciones, se realiza un análisis de regresión lineal que se basa en el factor temporal, considerando cada hora del día por separado. Para obtener una predicción de la demanda energética para un día en particular, se generan 24 líneas de regresión, una para cada hora.

La Figura 4.1 ilustra el proceso de ajuste realizado en una de estas líneas de regresión, correspondiente al periodo de tiempo desde las 0:00 hasta las 23:59 en los lunes, utilizando una base de datos que abarca un periodo de 8 días. El objetivo principal en realizar este ajuste es anticipar la demanda energética para la fecha: 10 de julio de 2023 en el Centro de Investigación, Innovación y Transferencia de Tecnología.



4.1 Ajuste de la recta de regresión lineal para el pronóstico del lunes 10 de julio del 2023 para el periodo de tiempo: 0h00 - 23h59.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

La siguiente tabla 4.1 demuestra los coeficientes A0 y A1 dando a conocer para cada hora la potencia pronosticada para el lunes 10 de julio del 2023.

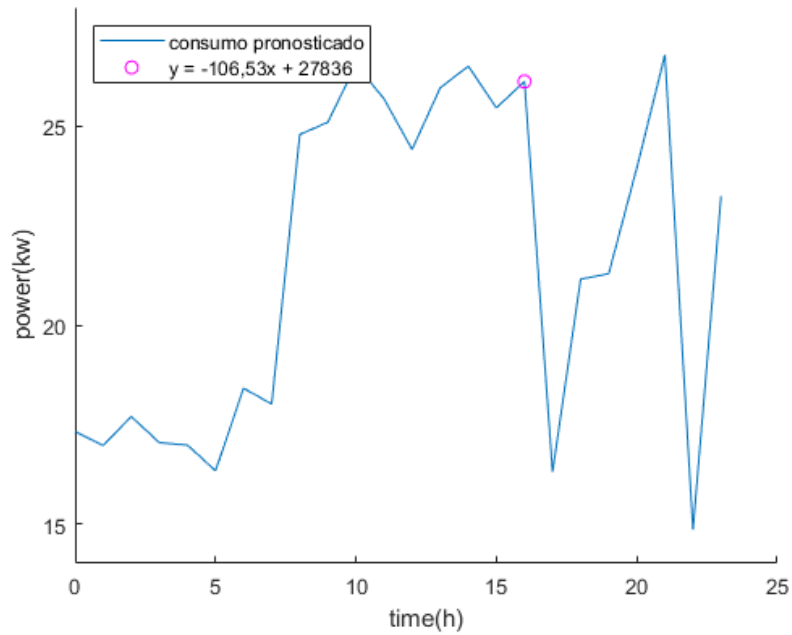
A0	A1	Hora	Predicción de la potencia activa [W]
17322	32.164	0	17322
17000	-31.389	1	16968.611
17715	-9.0405	2	17696.919
16922	38.908	3	17038.724
16879	24.788	4	16978.152
14239	418.31	5	16330.55
21242	-472.13	6	18409.22
15052	422.65	7	18010.55
21863	366.74	8	24796.92
26966	-206.64	9	25106.24
25053	150.27	10	26555.7
28653	-269.09	11	25693.01
25023	-50.223	12	24420.324
22467	269.6	13	25971.8
23891	187.55	14	26516.7
29290	-254.84	15	25467.4
27836	-106.53	16	26131.52
26989	-628.73	17	16300.59
20693	25.775	18	21156.95
23136	-97.099	19	21291.119
22643	65.722	20	23957.44
23325	165.54	21	26801.34
24808	-452.79	22	14846.62
18620	201.01	23	23243.23

4.1 Resultados de los coeficientes de la recta de regresión.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

Para realizar un cálculo en la predicción dependerá necesariamente de referencia a datos obtenidos en la predicción en la variable autónoma. Esto a su vez los valores se sustituyen principalmente en las líneas de la regresión, lo que arroja un pronóstico del consumo de energía eléctrica. En la Figura 4.2 se presenta el cálculo del valor pronosticado para las 16:00 horas.

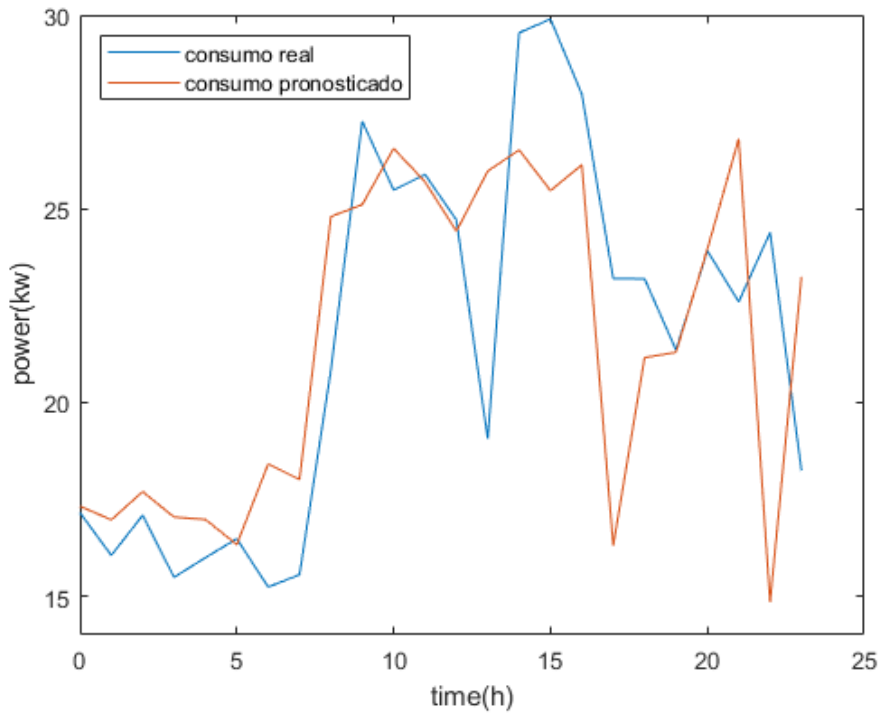
En la Tabla 4.1 se detallan las ecuaciones correspondientes a las líneas de regresión. Para las 16:00 horas, la representación de la ecuación de regresión es $y = -106,53x + 27836$. Esto implica que se espera que, a esta hora, la potencia pronosticada sea de 26,131.52 vatios. La Figura 4.2 muestra los valores de potencia previstos calculados a partir de la ecuación de regresión lineal simple.



4.2 Potencia pronosticada para el lunes 10 de julio del 2023 en el CIITT.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

El análisis de regresión lineal simple nos proporcionó pronósticos de potencia para un período de 24 horas. En la siguiente Figura 4.3 se representan dos curvas: la primera corresponde al consumo real, mientras que la segunda muestra la curva de pronóstico de potencia. Esta representación evidencia las discrepancias entre ambas curvas, permitiendo identificar los errores de pronóstico.



4.3 Pronostico del perfil de carga utilizando regresión lineal simple para el día 10 de julio de 2023 para las instalaciones del centro de investigación, innovación de transferencia de tecnología.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

Para evaluar el pronóstico, se utilizaron tres métricas de error: error absoluto medio (MAE), raíz medio cuadrático (RMSE) y % error medio absoluto (MAPE). Estos errores se determinan calculando la media cada uno de los errores para determinada hora del día especificado. Los resultados de error que se obtuvieron en la Figura 4.3 se presentan en la Tabla 4.2.

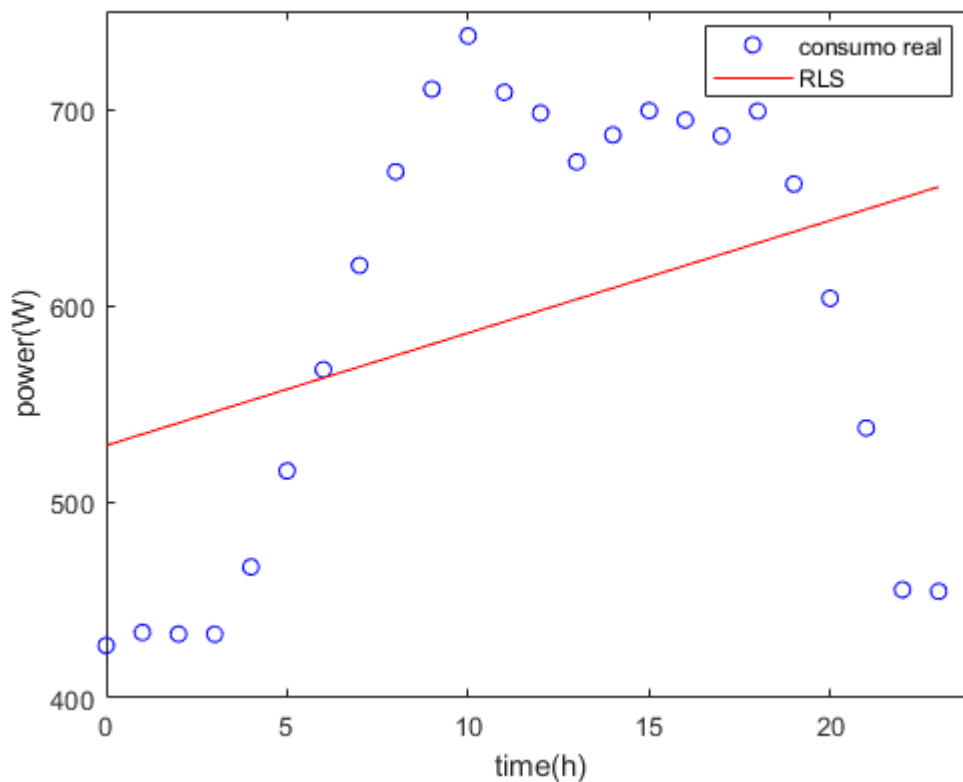
Tipos de Errores	RLS
Error absoluto medio M.A.E. [kW]	2.568
Raíz cuadrática error R.M.S.E. [kW]	3.580
Error absoluto medio M.A.P.E. %	12%

4.2 Error de pronóstico.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

4.3 Regresión lineal simple: laboratorio de simulación en tiempo real.

Se procede a un análisis de la regresión lineal utilizando los datos de la potencia activa del laboratorio de simulación en tiempo real recopilados en un banco de datos históricos durante un período comprendido del 15 de mayo al 28 de mayo. Este análisis se fundamenta en la temporalidad, considerando cada hora del día por separado. La siguiente Figura 4.4 ilustra el proceso de ajuste realizado para la línea de regresión que abarca el período de 0:00 a 23:59, específicamente para los lunes, utilizando una base de datos de dos días. El objetivo principal en realizar este ajuste es anticipar la demanda energética para la fecha: 29 de mayo de 2023 en el laboratorio de simulación en tiempo real.



4.4 Ajuste de la recta de regresión lineal para el pronóstico del lunes 29 de mayo de 2023 para el periodo de tiempo 0h00 – 23h59

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

Esta Tabla 4.3. demuestra los coeficientes A0 y A1 dando a conocer para cada hora la potencia pronosticada para el lunes 29 de mayo de 2023.

A0	A1	Hora	Predicción de la potencia activa [W]
1.6952	424.29	0	424.29
-0.124	433.25	1	433.126
0.0782	432.52	2	432.6764
3.5291	426.61	3	437.1973
13.659	454.6	4	509.236
14.53	498.47	5	571.12
12.734	558.72	6	635.124
5.6563	616.41	7	656.0041
12.371	653.49	8	752.458
9.1116	698.17	9	780.1744
-5.597	739.29	10	683.32
-4.0626	708.29	11	663.6014
-7.3431	713.31	12	625.1928
-1.4879	672.31	13	652.9673
4.9488	674.61	14	743.8932
-3.6706	707.24	15	652.181
-7.8907	701.2	16	574.9488
6.8941	684.1	17	801.2997
-11.734	715.76	18	504.548
-15.476	677.45	19	383.406
-19.672	623.92	20	230.48
-7.171	576.05	21	425.459
-0.3531	455.25	22	447.4818
-2.5079	457.62	23	399.9383

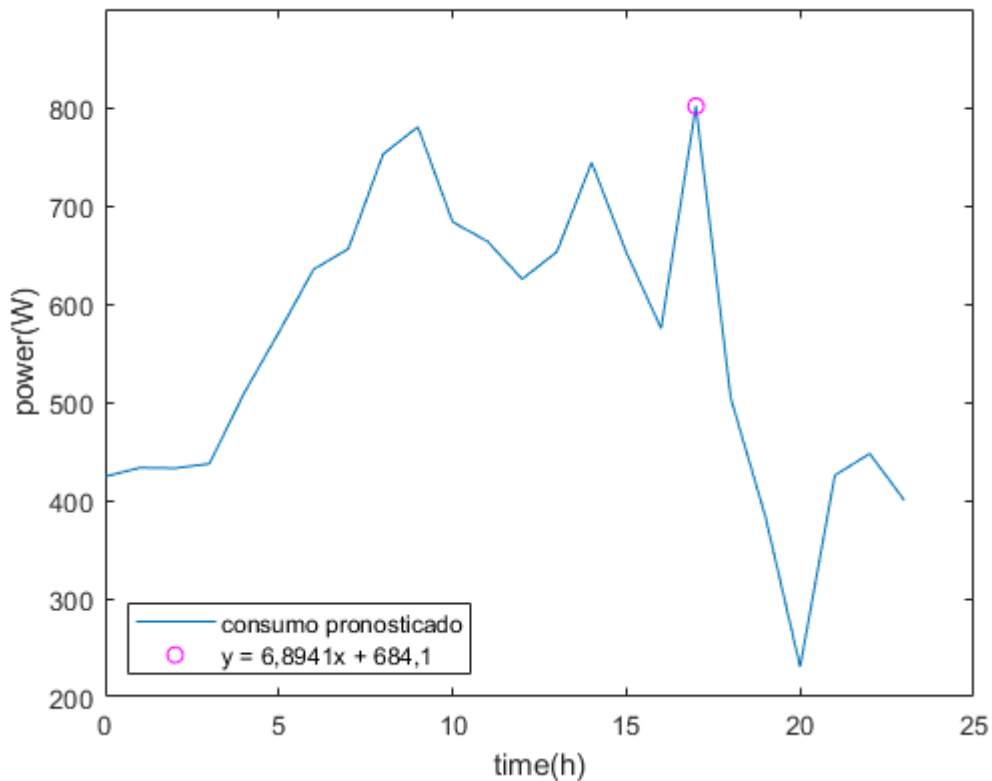
4.3 Resultados de los coeficientes de la recta de regresión.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

Para realizar un cálculo en la predicción dependerá necesariamente de referencia a datos obtenidos en la predicción en la variable autónoma. El propósito de las líneas de regresión es sustituirlas para generar el pronóstico del consumo de energía eléctrica. En la Figura 4.5 se exhibe el perfil de pronóstico en la Estancia Miracielos, lo cual ilustra el cálculo del valor pronosticado a las 17:00 horas.

La Tabla 4.3 detalla las ecuaciones de las líneas de regresión. Para las 17:00 horas, la ecuación de la regresión lineal se define como $y = 6.8941x + 684.1$. Mediante el método de pronóstico de la regresión lineal, se anticipa que a las 14:00 horas la potencia pronosticada alcance los 801.2997 vatios.

En la Figura 4.5 se representa el pronóstico de la potencia, tomando como referencia el pico máximo de consumo en el perfil.

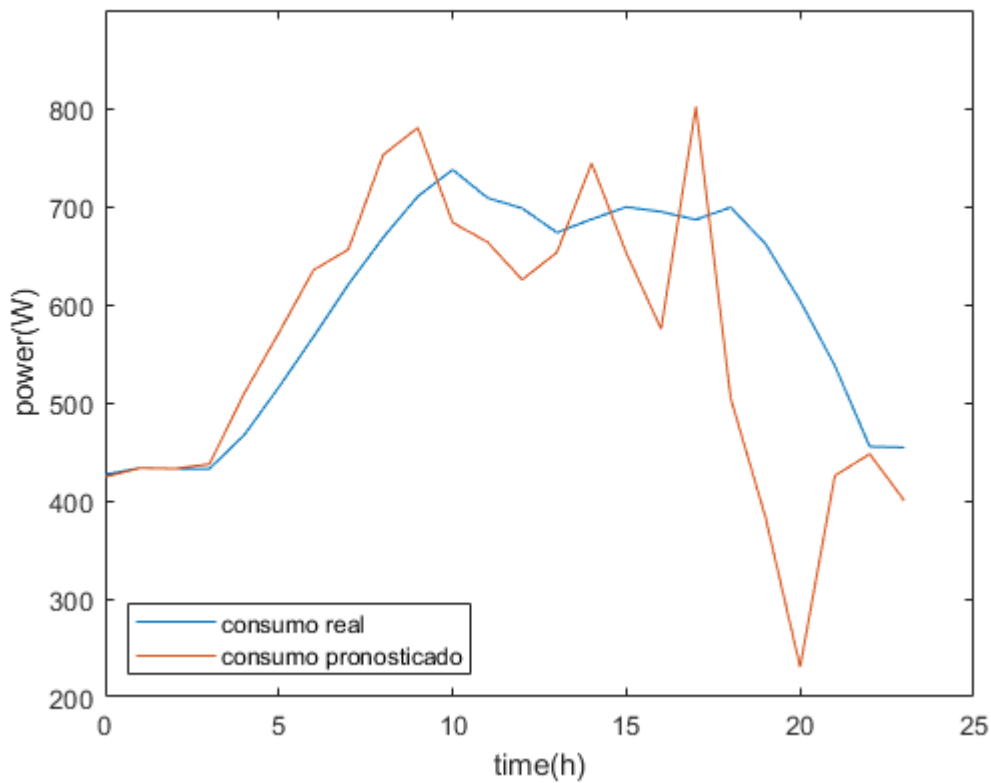


4.5 Potencia pronosticada para el lunes 29 de mayo de 2023 en el laboratorio de simulación en tiempo real.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

El pronóstico resultante en la regresión lineal simple, basado en un período de 24 horas, ofrece una oportunidad para analizar las diferencias entre la curva de consumo real de potencia y la curva de pronóstico de potencia, como se aprecia en la Figura 4.6.

La curva de pronóstico de potencia resalta que los picos más altos de consumo se producen en momentos clave, como la entrada al laboratorio a las 09:00 horas, el período de máxima actividad y presencia de personal laboral a las 14:00 horas, así como al final de la jornada laboral a las 17:00 horas. Estos momentos coinciden con las operaciones de las máquinas para preparar el trabajo del día siguiente, como las impresoras 3D y una de las cargas más significativas, que es la carga de vehículos eléctricos.



4.6 Pronóstico de perfil de carga utilizando regresión lineal simple para el día 29 de mayo de 2023 para el laboratorio de simulación en tiempo real.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

Para evaluar el pronóstico, se utilizaron tres métricas de error: error absoluto medio (M.A.E.), raíz medio cuadrático (R.M.S.E.) y % error medio absoluto (M.A.P.E.). Estos errores se determinan calculando la media cada uno de los errores para determinada hora del día especificado. Los resultados de error que se obtuvieron en la Figura 4.6 se presentan en la Tabla 4.4.

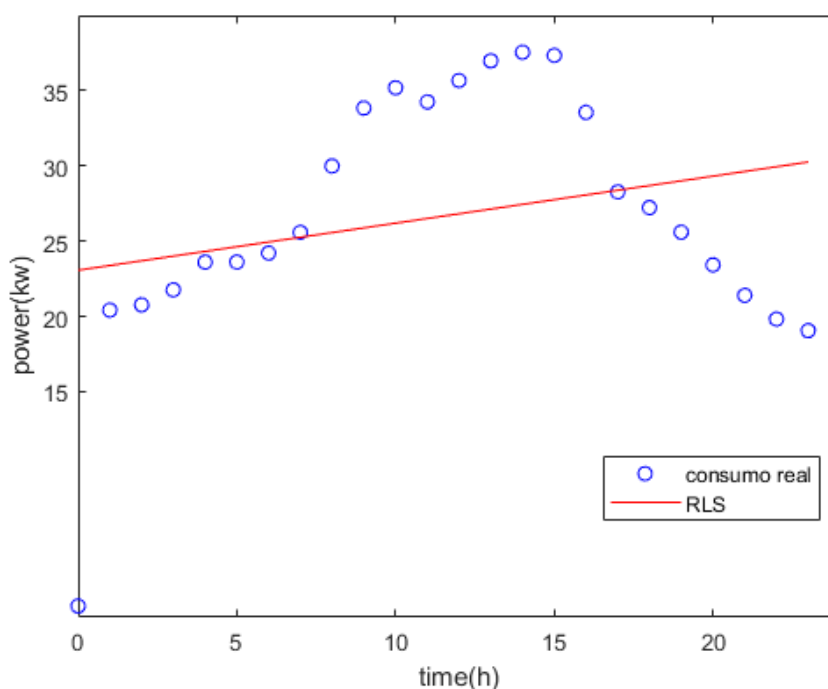
Tipos de Errores	RLS
Error absoluto medio M.A.E. [W]	79.73
Raíz cuadrática error R.M.S.E. [W]	118.4
Error absoluto medio M.A.P.E. %	12.66%

4.4 Error de pronóstico.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

4.4 Regresión lineal simple: Estancia miracielos.

Se procede a un análisis de la regresión lineal utilizando los datos de la potencia activa de Estancia Miracielos recopilados durante un período de dos semanas, que abarca desde el 29 de mayo hasta el 11 de junio. Este análisis se fundamenta en la temporalidad, considerando cada hora del día por separado. La Figura 4.7 ilustra el proceso de ajuste realizado para la línea de regresión que cubre el período completo de 0:00 a 23:59, específicamente para los lunes, utilizando una recopilación de datos en el periodo de dos días. El objetivo principal en realizar este ajuste es anticipar la demanda energética para la fecha: 12 de junio de 2023 en la Estancia Miracielos.



4.7 Ajuste de la recta de regresión lineal para el pronóstico del lunes 12 de junio de 2023 para el periodo de tiempo 0h00 - 23h59.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

En la Tabla 4.5 demuestra los coeficientes A0 y A1 dando a conocer para cada hora la potencia pronosticada para el lunes 12 de junio de 2023.

A0	A1	Hora	Predicción de la potencia activa [W]
1116.8	10021	0	10021

50.21	20208	1	20258.21
7.0091	20703	2	20717.0182
107.2	23099	3	23420.6
6.0035	23469	4	23493.014
34.682	23639	5	23812.41
126.35	24013	6	24771.1
386.41	24572	7	27276.87
312.93	30004	8	32507.44
138.88	33782	9	35031.92
-115.69	35141	10	33984.1
133.24	34170	11	35635.64
123.48	35599	12	37080.76
36.497	37076	13	37550.461
-18.962	37630	14	37364.532
-282.17	38083	15	33850.45
-474.9	33936	16	26337.6
-106.06	28000	17	26196.98
-136.15	27561	18	25110.3
-188.14	25820	19	22245.34
-186.19	23761	20	20037.2
-192.02	21374	21	17341.58
217.8	217.8	22	5009.4
-603	19909	23	6040

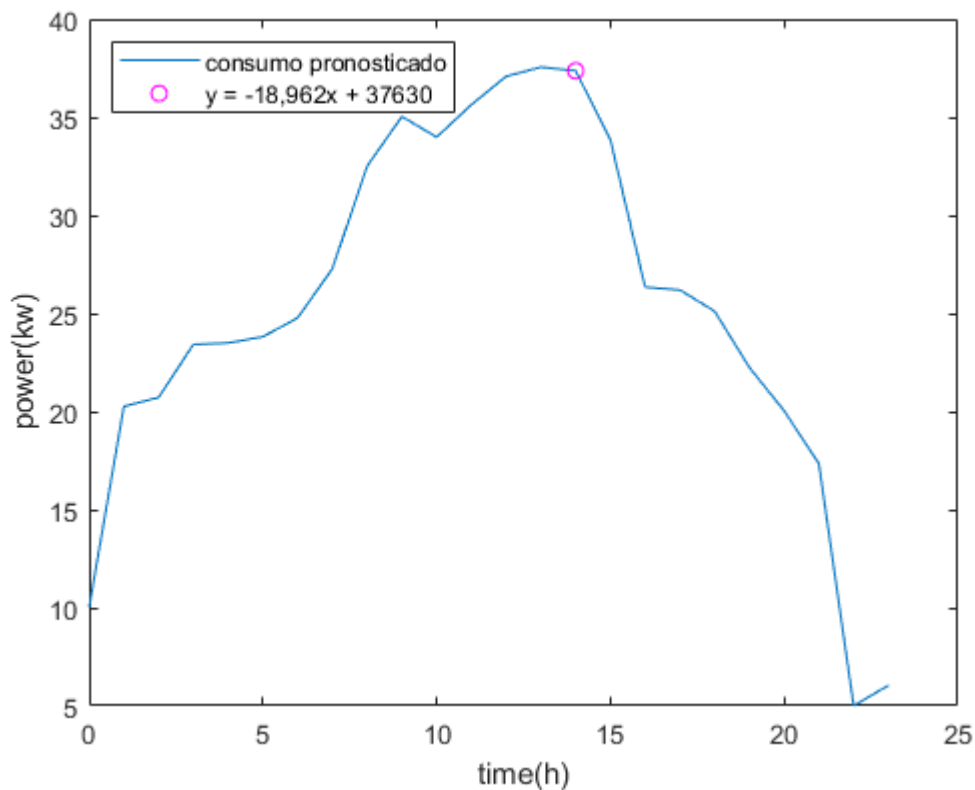
4.5 Resultados de los coeficientes de la recta de regresión.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

Para el procedimiento del cálculo para obtener un presagio depende esencialmente de los datos pronosticados de la variable independiente. El propósito de las líneas de regresión es sustituirlas para generar el presagio del uso de energía eléctrica. En la Figura 4.8 se representa el perfil de pronóstico en Estancia Miracielos, mostrando el cálculo del valor pronosticado a las 14:00 horas.

La Tabla 4.5 detalla las ecuaciones correspondientes a las líneas de regresión. Para las 14:00 horas, la ecuación de la regresión lineal se define como $y = -18.962x + 37630$. Utilizando el método de pronóstico de la regresión lineal, se anticipa que a las

14:00 horas la potencia pronosticada alcance los 37,364.532 vatios. La Figura 4.8 ilustra el pronóstico de la potencia, teniendo en cuenta el pico más alto del perfil de consumo eléctrico calculado con la ecuación de la regresión lineal simple.

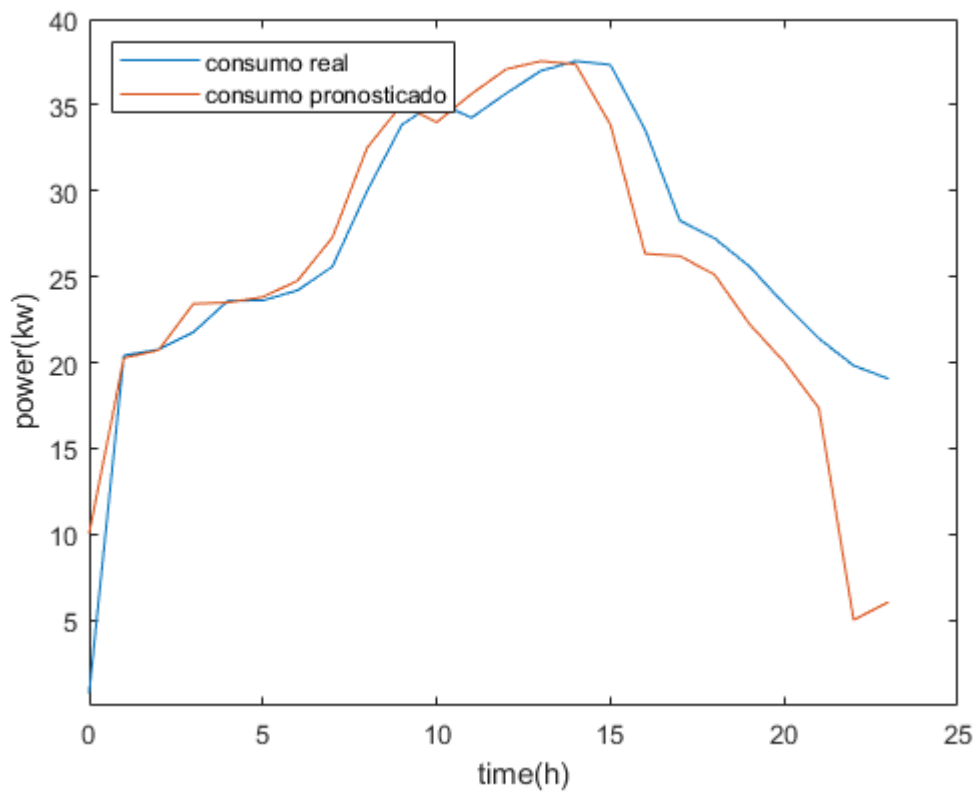


4.8 Potencia pronosticada para el lunes 12 de junio de 2023 en la estancia miracielos.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

El análisis de regresión lineal simple proporcionó un pronóstico de potencia basado en un período de 24 horas. En la Figura 4.9 se presentan dos curvas: la primera representa el consumo real, y la segunda muestra la curva de pronóstico de potencia. Ambas curvas siguen un patrón de consumo similar, pero se observa un aumento en el consumo eléctrico durante un intervalo de tiempo que abarca desde las 10:00 hasta las 15:00, evidenciando un pico de demanda.

A partir de las 15:00 en adelante, se observa una disminución en el consumo eléctrico, lo cual se debe a los horarios laborales y coincide con el momento de salida del personal de trabajo.



4.9 Pronostico del perfil de carga utilizando regresión lineal simple para el día 12 de junio de 2023 para la estancia miracielos.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

Para la evaluación del pronóstico, se emplearon métricas de error que incluyen error absoluto medio (M.A.E.), raíz medio cuadrático (R.M.S.E.) y % error medio absoluto (M.A.P.E.). Estos errores se calculan tomando como base el promedio de los errores correspondientes a cada hora del día establecido. Los resultados de error que se obtuvieron en la Figura 4.9 se presentan en la Tabla 4.6.

Tipos de Errores	RLS
Error absoluto medio M.A.E. [kW]	3.152
Raíz cuadrático error R.M.S.E. [kW]	5.025
Error absoluto medio M.A.P.E. %	3.14%

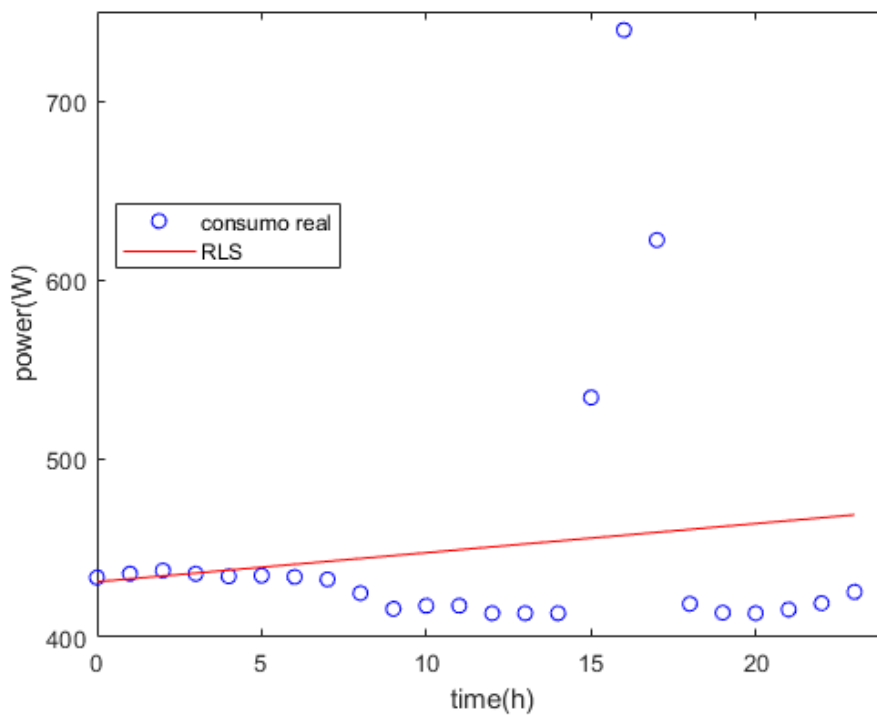
4.6 Error de pronóstico.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

4.5 Regresión lineal simple: Laboratorio de luminotecnia.

Se ha utilizado una base de datos que comprende la potencia del laboratorio de luminotecnia durante un período de dos semanas, desde el 12 de junio hasta el 25 de junio. En esta base de datos, se ha realizado un análisis de regresión lineal, considerando la variable temporal para cada hora del día. En la Figura 4.10 ilustra el proceso de ajuste realizado para la línea de regresión que cubre el período completo de 0:00 a 23:59. Este ajuste se ha efectuado en referencia a los dos lunes de cada semana, utilizando los antecedentes de datos correspondiente.

Como propósito primordial del ajuste es realizar la predicción de la demanda de energía eléctrica para el lunes 26 de junio de 2023 en el laboratorio de luminotecnia.



4.10 Ajuste de la recta de regresión lineal para el pronóstico del lunes 26 de junio de 2023 para el periodo de tiempo 0h00 - 23h59.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

La Tabla 4.7 muestra los coeficientes A_0 y A_1 , los cuales proporcionan la potencia pronosticada para cada hora del día en el contexto del lunes 26 de junio de 2023.

A0	A1	Hora	Predicción de la potencia activa [W]
0.1842	432.64	0	432.64
0.1104	435.01	1	435.1204
-0.184	437.22	2	436.852
-0.2086	453.92	3	453.2942
0.0135	434.27	4	434.324
-0.0822	434.66	5	434.249
-0.081	433.66	6	433.174
-0.6637	433.35	7	428.7041
-0.7742	424.71	8	418.5164
0.2674	414.11	9	416.5166
0	417.54	10	417.54
-0.3116	416.12	11	412.6924
0	413.33	12	413.33
0	413.33	13	413.33
9.6123	379.65	14	514.2222
17.121	516.82	15	773.635
10.029	776.33	16	936.794
-16.923	639.53	17	351.839
-0.4294	419.63	18	411.9008
0.0159	413.46	19	413.7621
0.1534	412.77	20	415.838
-0.1951	417.55	21	413.4529
0.6257	418.1	22	431.8654
0.107	425.67	23	428.131

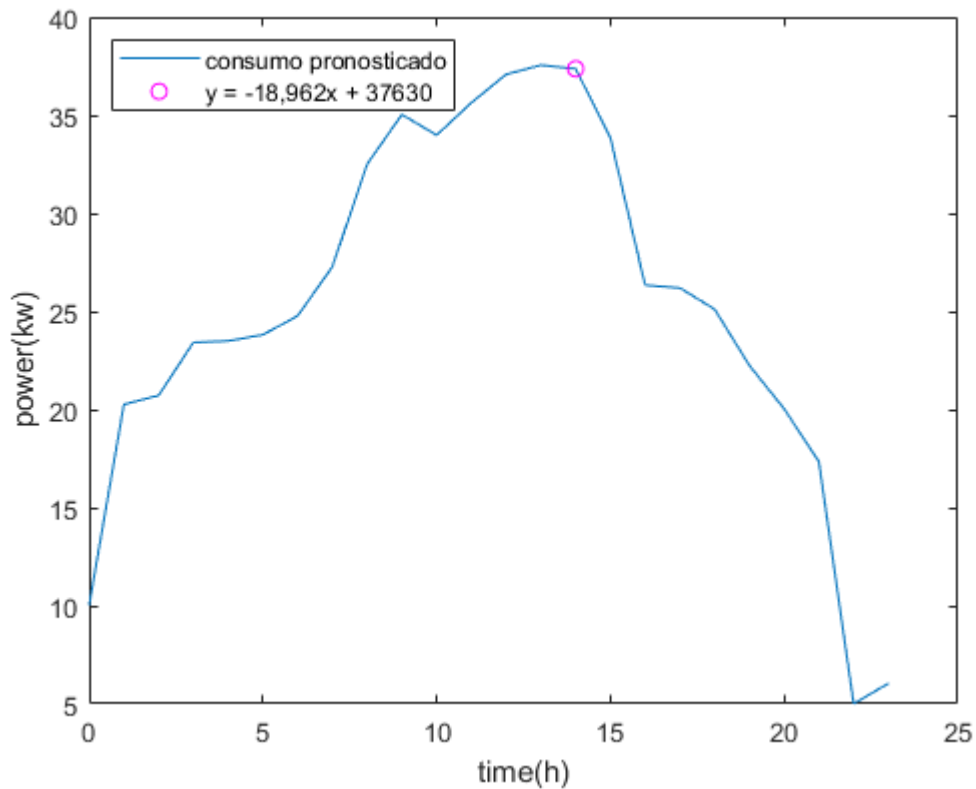
4.7 Resultados de los coeficientes de la recta de regresión.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

Para el procedimiento del cálculo para obtener un presagio depende esencialmente de los datos pronosticados de la variable independiente. El propósito de las líneas de regresión es sustituirlas para generar el presagio del uso de energía eléctrica. La Figura 4.11 muestra la curva de predicción del laboratorio de luminotecnia, destacando un pico de consumo máximo a las 16:00 horas.

La Tabla detalla las ecuaciones correspondientes a las líneas de regresión. Para las 16:00 horas, la ecuación de la regresión lineal se define como $y = 10.029 + 776.33x$. Mediante el método de pronóstico de la regresión lineal, se prevé que a las 16:00 horas la potencia pronosticada sea de 936.794 vatios. La Figura 4.11 muestra los valores de

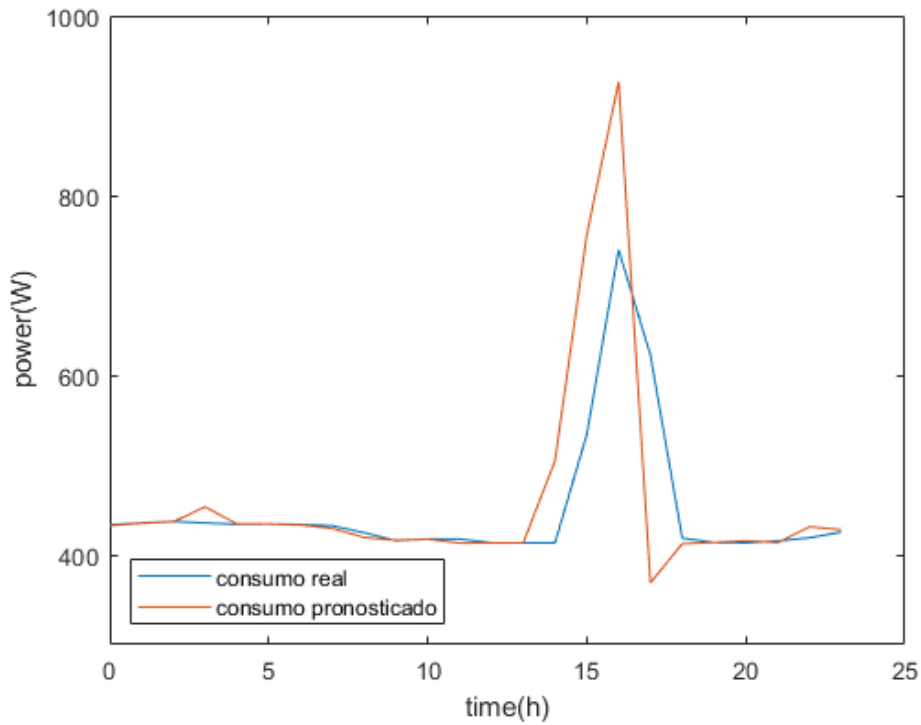
potencia previstos calculados a partir de la ecuación de regresión lineal simple.



4.11 Potencia pronosticada para el lunes 26 de junio de 2023 en el laboratorio de luminotecnia.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

El pronóstico se basa en un período de 24 horas, lo que nos permitió llevar a cabo una comparación entre los perfiles de consumo real y los perfiles de consumo pronosticados. El perfil de consumo pronosticado sigue la tendencia del perfil de consumo real hasta las 13:00 horas. A partir de las 14:00 horas, se observa un incremento en la demanda que alcanza su punto máximo a las 16:00 horas y luego disminuye hasta el mínimo a las 17:00 horas, como se aprecia en la Figura 4.12. Esto se debe a que, durante ese lapso, la rutina de trabajo experimenta cambios notables, lo que refleja una mayor actividad en esas horas. Esta actividad puede estar relacionada con pruebas en la iluminación de las lámparas, evaluaciones de contaminación lumínica o pruebas de impermeabilidad de las lámparas.



4.12 Pronostico de perfil de carga utilizando regresión lineal simple para el día 26 de junio de 2023 para el laboratorio de luminotecnía.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

Se determina el error basándose en el cálculo del promedio de errores por cada hora del día designado. El error que se obtuvo de la Figura 4.12 de muestra en la Tabla 4.8.

Tipos de Errores	RLS
Error absoluto medio M.A.E. [W]	33.87
Raíz cuadrático error R.M.S.E. [W]	81.0
Error absoluto medio M.A.P.E. %	5%

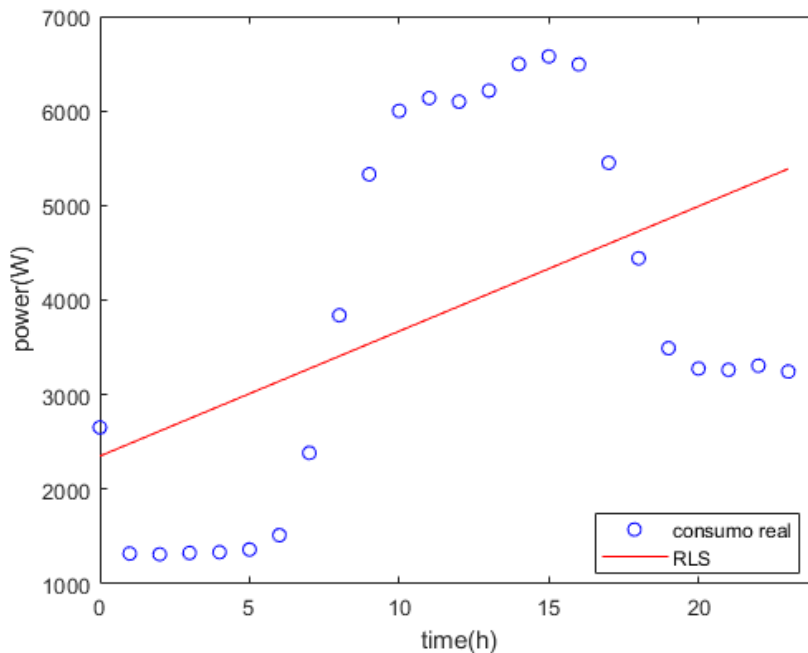
4.8 Error de pronóstico.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

4.6 Regresión lineal simple: Laboratorio de suelos.

Para realizar este pronóstico, se utilizó recopilación de consumo que abarca el período de tiempo de 2 semanas (26 de junio - 09 de julio) correspondiente a la potencia del laboratorio de suelos. Con el fin de realizar el análisis para cada hora del día, se llevó a cabo una regresión lineal basada en el tiempo. En la Figura 4.13 7 ilustra el proceso de ajuste realizado para la línea de regresión que cubre el período completo de 0:00 a 23:59. Este análisis se basó en los datos recopilados en dos lunes de cada semana de la base de datos para el perfil de consumo del laboratorio de suelos.

El principal objetivo de esta metodología de regresión lineal simple es obtener el ajuste necesario para prever el uso de energía eléctrica para: el 10 de julio de 2023 en el laboratorio de suelos.



4.13 Ajuste de la recta de regresión lineal para el pronóstico del lunes 10 de julio de 2023 para el periodo de tiempo 0h00 - 23:59.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

En la Tabla 4.9 demuestra los coeficientes A_0 y A_1 dando a conocer para cada hora la potencia pronosticada para el lunes 10 de julio de 2023.

A0	A1	Hora	Predicción de la potencia activa [W]
-52.7	1823.2	0	1823.2
-2.4269	1371.7	1	1369.2731
-1.6528	1326.3	2	1322.9944
-1.9395	1329.8	3	1323.9815
-0.0521	1346	4	1345.7916
-3.6605	1330.6	5	1312.2975
-70.842	1427.1	6	1002.048
-121.21	2206.7	7	1358.23
-125.04	3720.1	8	2719.78
-57.714	5298.3	9	4778.874
-15.188	5995.6	10	5843.72
-2.3636	6106.4	11	6080.4004
-8.3469	6051.4	12	5951.2372
-25.329	6205.4	13	5876.123
-10.007	6476.5	14	6336.402
-0.0399	6617.5	15	6616.9015
-86.923	6565.7	16	5174.932
-84.841	5535.6	17	4093.303
-83.212	4521.5	18	3023.684
-16.164	3460	19	3152.884
-0.3073	3287.3	20	3281.154
-4.3483	3256.1	21	3164.7857
-2.2846	3280	22	3229.7388
-27.57	3346	23	2711.89

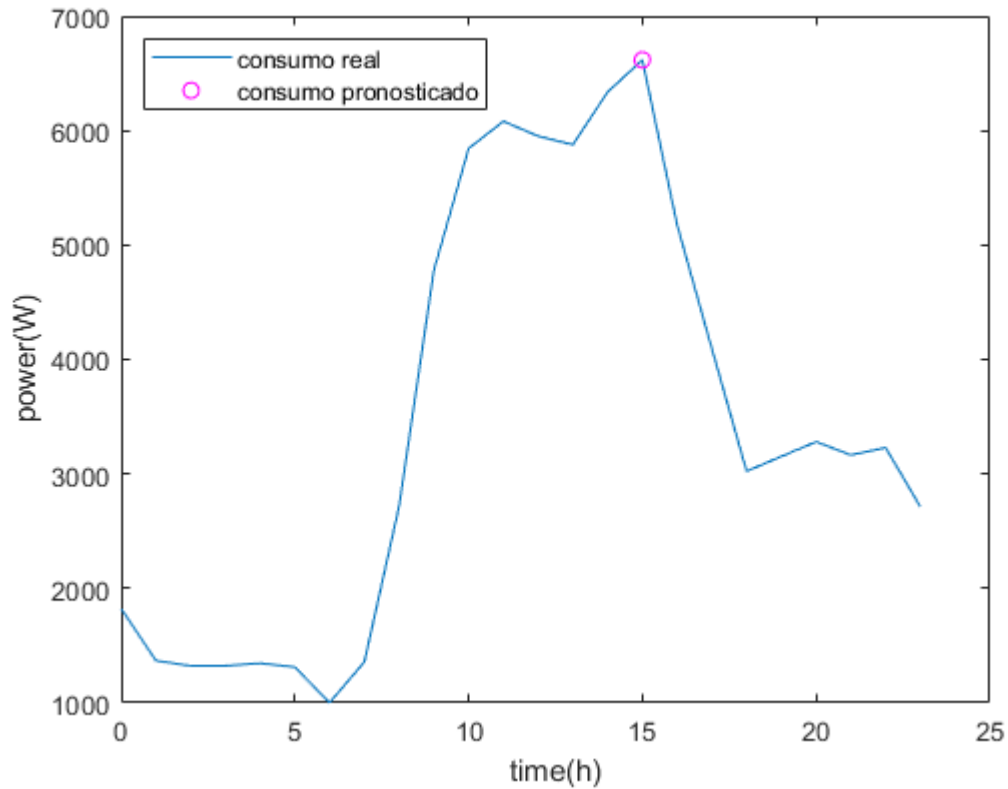
4.9 Resultados de los coeficientes de la recta de regresión.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

El análisis del pronóstico depende esencialmente de los datos pronosticados de la variable independiente. Para construir el perfil de pronóstico, se requieren las líneas de regresión, las cuales a su vez son un componente fundamental de la metodología de la regresión lineal. Esta Figura 4.14 muestra la curva de presagio en el laboratorio de suelos, destacando el pico de consumo más alto a las 15:00 horas.

La Tabla 4.9 proporciona las ecuaciones correspondientes a las líneas de regresión. Para el pico más alto, la ecuación se define como $y = -0.0399x + 6617.5$. Mediante el método de pronóstico de la regresión, se estima que a las 15:00 horas la potencia sea de 6616.9015 vatios. La Figura 4.14 representa el pronóstico del perfil de

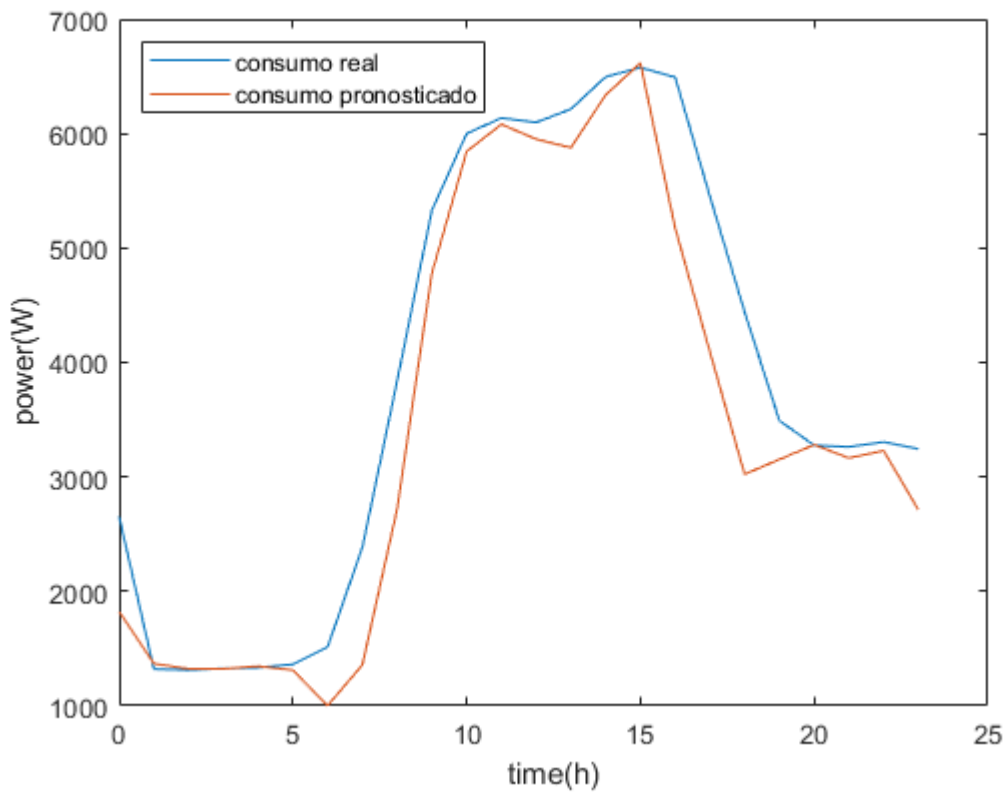
consumo junto con el pico de consumo más alto a las 15:00 horas, calculado con la ecuación lineal simple.



4.14 Potencia pronosticada para el lunes 10 de junio de 2023 en el laboratorio de suelos.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

El pronóstico se fundamenta en un período de 24 horas, esta Figura 4.15 presenta una diferencia notoria de perfiles en consumo: el perfil de consumo real y el perfil de consumo pronosticado. Ambos perfiles siguen una tendencia de consumo similar, lo que indica que el consumo es predecible, con la excepción de las 15:00 horas, donde el pronóstico sugiere la posibilidad de un incremento en el consumo. Este pronóstico se basa en la información recopilada en la base de datos del perfil de consumo eléctrico. El aumento en el consumo a las 15:00 horas puede deberse al funcionamiento de diversas máquinas que requieren una potencia elevada, como prensas, hornos, incubadoras, entre otros.



4.15 Pronostico de perfil de carga utilizando regresión lineal simple para el día 10 de julio de 2023 para el laboratorio de suelos.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

Se determina el error basándose en el cálculo del promedio de errores por cada hora del día designado. El error que se obtuvo de la Figura 14 de muestra en la Tabla 4.10.

Tipos de Errores	RLS
Error absoluto medio M.A.E. [W]	425.03
Raíz cuadrático error R.M.S.E. [W]	637.67
Error absoluto medio M.A.P.E. %	11%

4.10 Error de pronóstico.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

4.7 Regresión lineal múltiple.

La regresión lineal se realizó mediante el software Matlab, al igual que la regresión lineal simple. Los datos para analizar se importan desde un archivo Excel. Este método se diferencia de la regresión lineal simple en que utiliza múltiples variables independientes para estimar, verificar y pronosticar. Por lo tanto, es esencial definir los nombres de los archivos que se requieren importar para realizar las predicciones.

Una vez que la información se ha procesado, se aplica el modelo matemático de la regresión lineal múltiple, que ya está codificado en el software Matlab. Después de aceptar el modelo, se procede al cálculo de los coeficientes de determinación múltiple y de los valores residuales. Los datos ya cargados en el programa Matlab se utilizan para llevar a cabo el presagio de la curva del uso de energía eléctrica. Este proceso emplea un modelado que pretende estimar con un historial de datos específicos para la predicción, y finalmente se evalúa utilizando métricas estadísticas.

El desarrollo matemático sigue los mismos procedimientos que la regresión lineal simple, pero en este caso, implica la determinación de más de dos coeficientes de regresión debido al uso de múltiples variables independientes.

$$Y = a + b_1 \cdot X_1 + b_2 \cdot X_2 \quad (12)$$

$$b = \begin{pmatrix} b_0 \\ b_1 \\ \dots \\ b_k \end{pmatrix} \quad y = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \dots \\ y_n \end{pmatrix} \quad X = \begin{pmatrix} 1 & x_{11} & x_{21} & \dots & x_{k1} \\ 1 & x_{12} & x_{22} & \dots & x_{k2} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 1 & x_{1n} & x_{2n} & \dots & x_{kn} \end{pmatrix} \quad \varepsilon = \begin{pmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \dots \\ \varepsilon_k \end{pmatrix}$$

Fuente: Rediseño (Guerrero, 2020)

4.8 Regresión lineal múltiple aplicada en el tablero general de las instalaciones de CIIT.

Esta metodología utiliza un conjunto de variables independientes para premeditar el presagio de la curva de consumo. Para proceder con el ajuste en este método conocido como regresión lineal múltiple se basa en coeficientes que se ven adaptados mediante la metodología llamada mínimos cuadrados, siendo igual al mismo número en variables autónomas sumado uno.

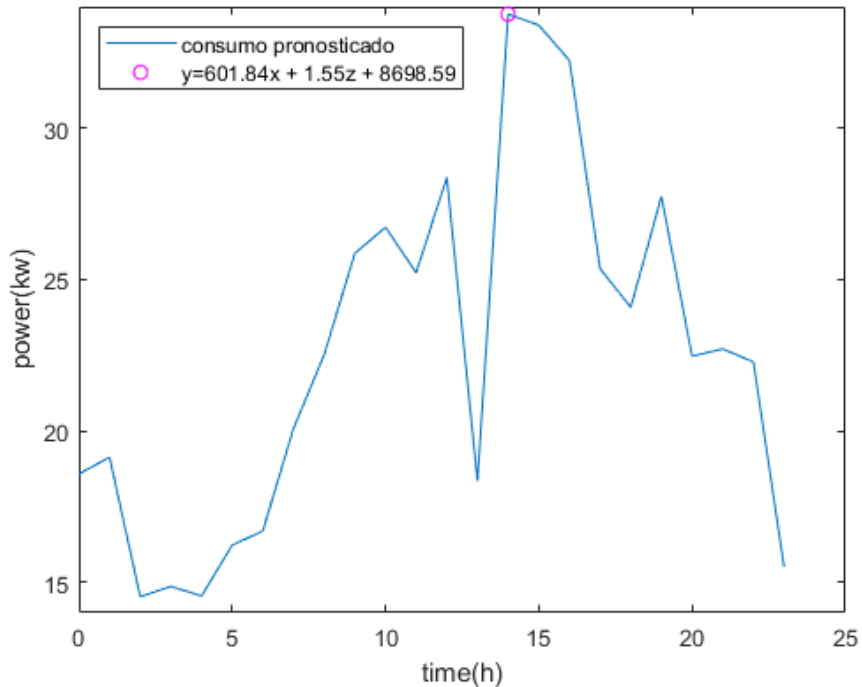
En este evento, se utilizó un período de 24 horas junto con variables independientes, como se presenta en la Figura 4.16, para pronosticar la demanda energética eléctrica para el día lunes 10 de julio de 2023 en las instalaciones del Centro de Investigación, Innovación y Transferencia de Tecnología. Se muestran los coeficientes utilizados en la predicción en el recuadro llamado Tabla 4.11.

A0	A1	A2	Hora	Predicción de la potencia activa [W]
1775.87	0.9	808.21	0	18579.223
10.8	0.93	4.91	1	19130.31155
73	0.93	161.05	2	14529.85155
22.4	0.93	97.18	3	14870.78155
16.88	0.93	75.25	4	14551.57155
151.99	0.94	819.8	5	16230.17546
146.06	0.97	940	6	16701.5629
120.45	0.99	900	7	20083.45242
13.96	0.82	118.72	8	22512.5347
10.76	0.92	102.4	9	25861.1082
8.69	0.9	90.8	10	26721.7015
8.57	0.97	98.17	11	25218.44388
200	1.06	792.19	12	28367.19212
84.29	1.05	1133.92	13	18347.1921
601	0.98	698.59	14	33755.2486
62.78	1.09	970.24	15	33391.14436
67.53	1.09	1111.28	16	32227.3313
17.46	0.97	304.71	17	25355.93388
112.58	1.14	2077.63	18	24076.87228
133.57	1.17	2598.56	19	27740.79234
7.99	1.04	163.46	20	22468.3284
22.28	0.96	477.92	21	22705.8032
24.15	0.96	830.51	22	22277.0132
21.74	0.94	509.95	23	15511.03886

4.11 Coeficientes para el modelo de regresión lineal múltiple.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

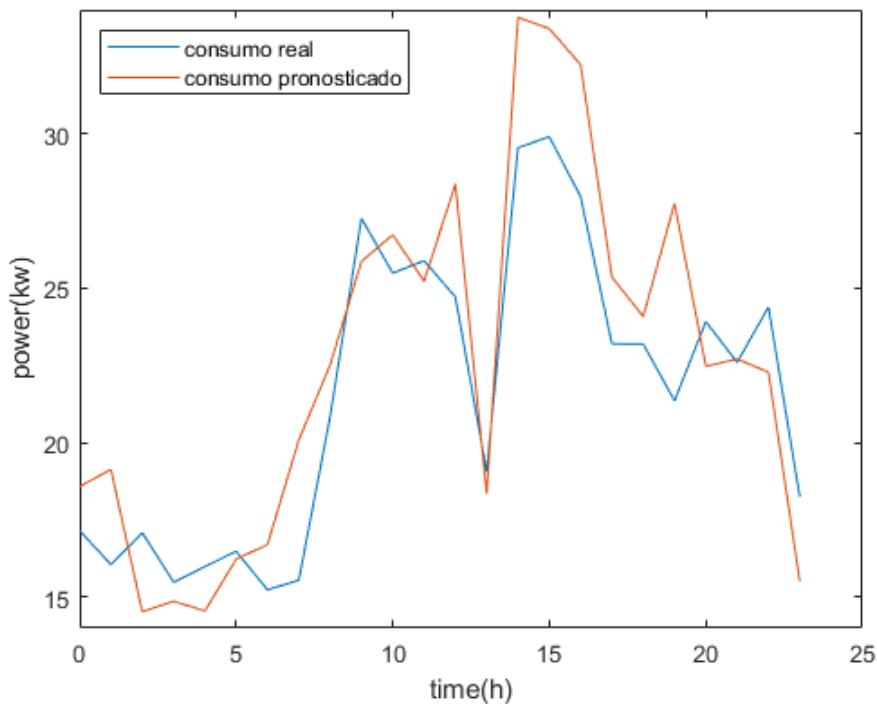
Los valores de los coeficientes por cada hora dan como resultado el pronóstico del perfil de consumo eléctrico. Se visualiza la Figura 4.16 donde muestra la posible potencia activa para el día 10 de julio del 2023 para las 14h00.



4.16 Pronostico del consumo de potencia en el CIITT para las 14h00 del día 10 de julio de 2023.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

Se procede a evaluar los antecedentes del consumo real para la obtención del presagio del uso en las instalaciones CIITT, que incluyen el error absoluto medio (M.A.E.), raíz medio cuadrático (R.M.S.E.) y % error medio absoluto (M.A.P.E.). Los valores obtenidos de los errores para este pronóstico se presentan en la Tabla 4.12.



4.17 Pronostico del perfil de consumo eléctrico basado en regresión lineal múltiple para el día 10 de julio del 2023 en las instalaciones de CIITT.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

Tipos de Errores	RLM
Error absoluto medio M.A.E. [kW]	2.188
Raíz cuadrático error R.M.S.E. [kW]	2.679
Error absoluto medio M.A.P.E. %	10%

4.12 Errores de pronóstico para la regresión lineal múltiple.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

4.9 Regresión lineal múltiple del laboratorio de simulación en tiempo real.

Para aplicar esta metodología de regresión lineal múltiple, se empleó una base de datos que abarcó un período de dos semanas, desde el 15 de mayo hasta el 28 de mayo. Este período se extendió a 24 horas e involucró variables independientes, expuestas en la Figura 4.18, con la finalidad de pronosticar el uso de energía eléctrica para el día lunes 29 de mayo de 2023 en el laboratorio de simulación en tiempo real. En la Tabla 4.13 están descritos los coeficientes utilizados para el pronóstico de la curva de uso de energía.

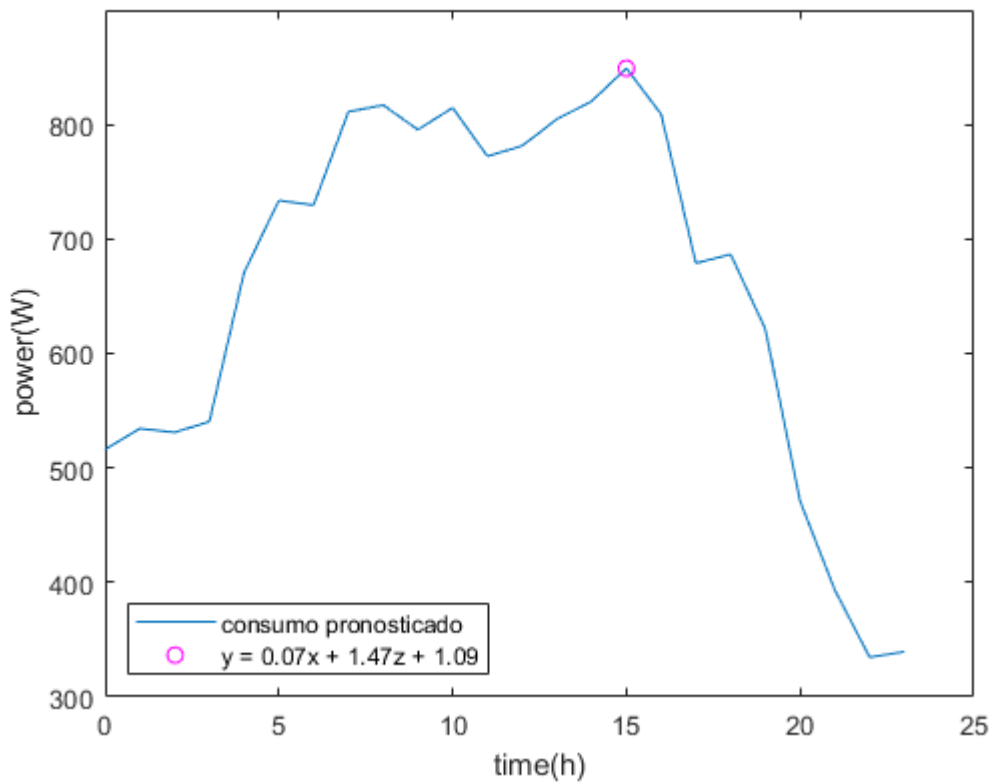
A0	A1	A2	Hora	Predicción de la potencia activa [W]
21.41	1.58	10.6	0	516.20
0.04	1.61	0.06	1	534.38
0.05	1.6	0.12	2	531.04
0.25	1.62	0.86	3	540.47
1.05	1.99	4.73	4	670.87
0.04	2.38	0.24	5	733.65
0.01	2.1	0.06	6	729.59
0	1.92	0.01	7	811.13
0.01	1.67	0.11	8	817.02
0.05	1.41	0.5	9	795.50
0.03	1.25	0.28	10	814.62
0.02	1.21	0.25	11	772.32
0.2	1.2	2.54	12	781.36
0.07	1.39	0.99	13	804.69
0.04	1.41	0.57	14	820.41
0.07	1.47	1.09	15	849.07
0.01	1.43	0.1	16	809.09
0.1	1.11	1.74	17	678.79
0.01	0.99	0.09	18	686.67
0.03	0.91	0.53	19	621.18
0.03	0.7	0.7	20	470.91
0	0.58	0.04	21	393.22
0	0.58	0.01	22	334.61
0	0.59	0.09	23	339.48

4.13 Coeficientes para el modelo de regresión lineal múltiple.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

Los valores de los coeficientes para cada hora generan el pronóstico del perfil de consumo eléctrico utilizando los datos recopilados durante las dos semanas de consumo real. Detalla la Figura 4.19 el perfil de uso de la potencia futura para el 12 de junio de 2023 a las 09:00 horas.

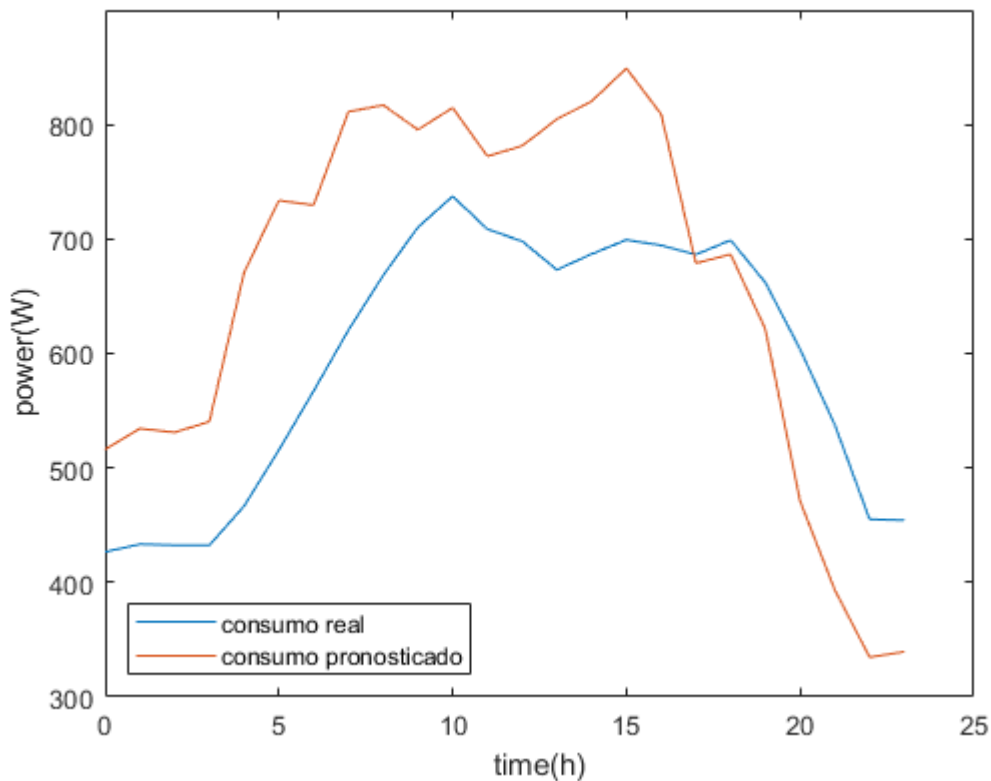
Los valores de los coeficientes se utilizan para cada hora en función de la base de datos de dos semanas de consumo real, lo que permite obtener el pronóstico. En la Figura 4.18 se presenta el perfil de consumo eléctrico pronosticado para el día 29 de mayo de 2023.



4.18 Pronostico del consumo de potencia en el laboratorio de simulación en tiempo real para las 14h00 del día 29 de mayo de 2023.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

La base de datos de consumo real, que abarcó un período de dos semanas, fue esencial para calcular los errores de pronóstico, incluyendo error absoluto medio (M.A.E.), raíz medio cuadrático (R.M.S.E.) y % error absoluto medio (M.A.P.E.). Los resultados de los errores se presentan en la Tabla 4.14.



4.19 Pronóstico de perfil de consumo eléctrico basado en regresión lineal múltiple para el día 29 de mayo del 2023 en el laboratorio de simulación en tiempo real.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

Tipos de Errores	RLM
Error absoluto medio M.A.E. [W]	113.88
Raíz cuadrático error R.M.S.E. [W]	125.27
Error absoluto medio MAPE %	20%

4.14 Errores de pronóstico para la regresión lineal múltiple.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

4.10 Regresión lineal múltiple de la estancia miracielos.

Para aplicar el método de regresión lineal múltiple, se empleó una base de datos que abarcó un período de dos semanas, desde el 29 de mayo hasta el 11 de junio. Este período se extendió a 24 horas e involucró variables independientes, detallado en esta Figura 4.20, con el propósito para un pronóstico en la demanda energética para el lunes 12 de junio de 2023 en las instalaciones de Estancia Miracielos.

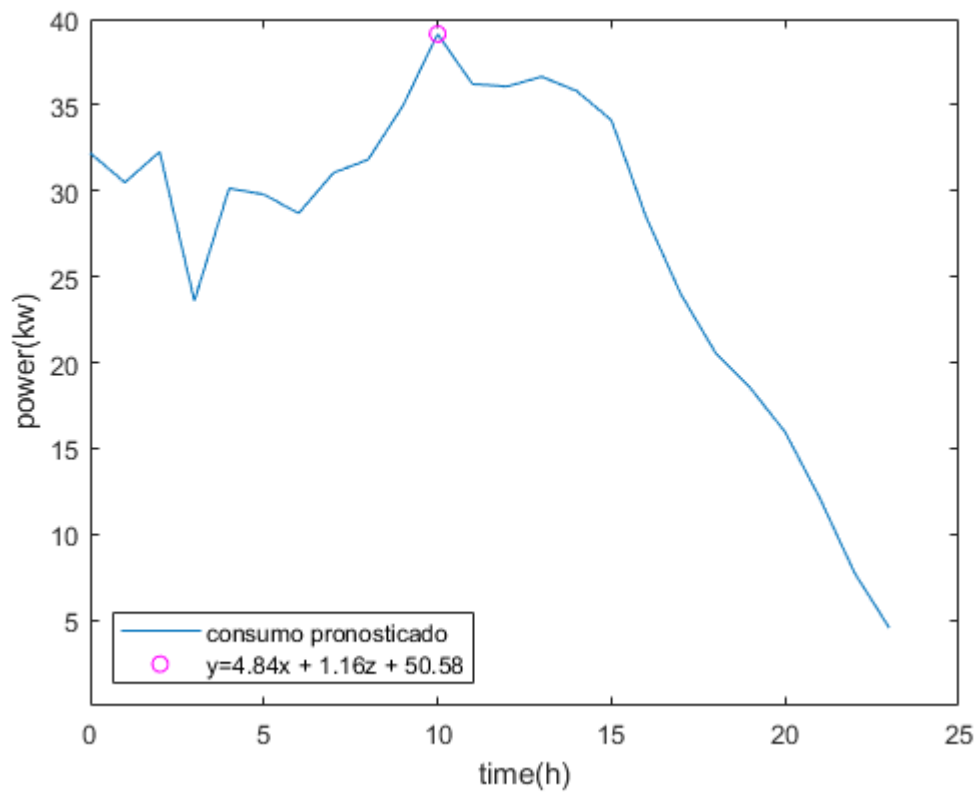
Se muestra en la Tabla 4.15 los coeficientes obtenidos para la predicción.

A0	A1	A2	Hora	Predicción de la potencia activa [W]
9941.33	37.04	4538.22	0	32195.988
133.18	34.41	193.98	1	30480.643
4.69	33.89	11.52	2	32270.624
42.05	2.02	145.33	3	23586.32
7.1	1.84	31.62	4	30142.18
2.93	1.74	15.98	5	29784.63
0.58	1.59	3.76	6	28684.48
0.57	1.51	4.23	7	31040.23
15.8	1.35	133.65	8	31814.95
0.05	1.13	0.48	9	34948.44
4.84	1.16	50.58	10	39128.34
0.16	1.14	1.85	11	36217.99
0.38	1.08	4.75	12	36074.83
0.4	1.01	5.45	13	36645.37
0.42	0.94	6.1	14	35808.12
2.42	0.88	37.45	15	34112.15
1.5	0.75	24.72	16	28466.22
0.2	0.75	3.46	17	23972.36
0.69	0.63	12.78	18	20545.56
0.79	0.58	15.39	19	18513.26
0.61	0.53	12.42	20	15941.58
1.15	0.42	24.72	21	12084.39
6.85	0.26	153.83	22	7736.63
29.16	0.11	684.07	23	4532.76

4.15 Coeficientes para el modelo de regresión lineal múltiple.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

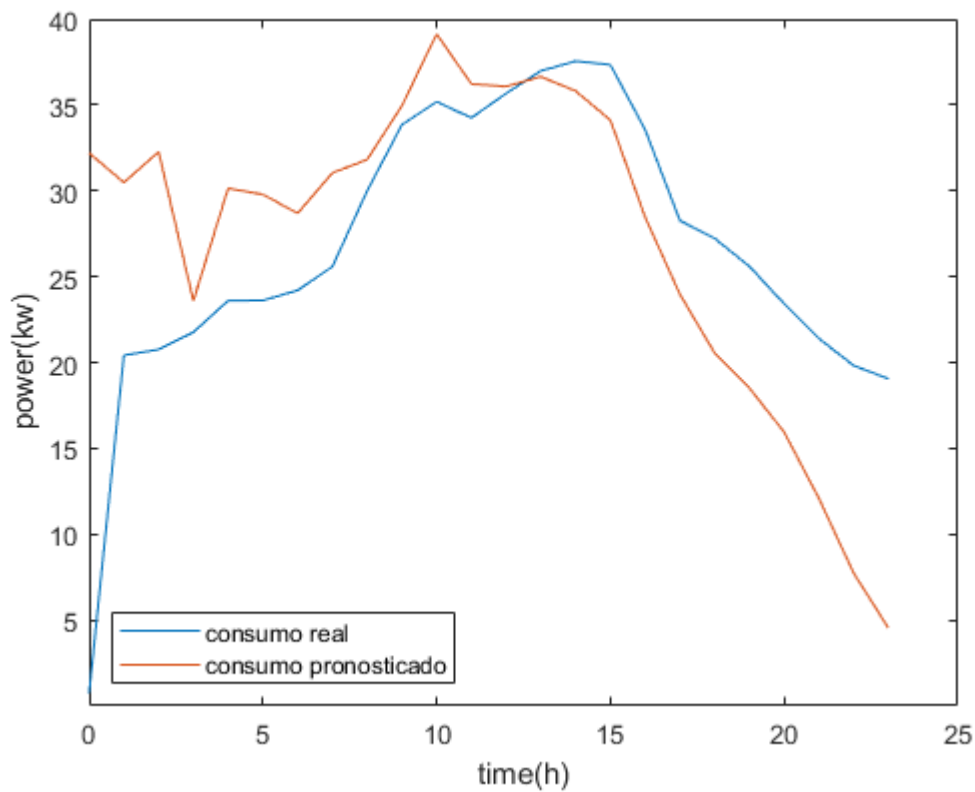
Los valores de los coeficientes para cada hora generan el pronóstico del perfil de consumo eléctrico utilizando los datos recopilados durante las dos semanas de consumo real. En la Figura 4.20 se presenta la potencia pronosticada para el día 12 de junio de 2023 a las 09:00 horas.



4.20 Pronostico del consumo de potencia en la estancia miracielos para las 09h00 del día 12 de junio del 2023.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

La base de datos de consumo real, correspondiente a un período de dos semanas, fue esencial para calcular los errores de pronóstico, incluyendo error absoluto medio (M.A.E.), raíz medio cuadrático (R.M.S.E.) y % error medio absoluto (M.A.P.E.). Los resultados de los errores para este pronóstico se presentan en la Tabla 4.16.



4.21 Pronóstico de perfil de consumo eléctrico basado en regresión lineal múltiple para el día 12 de junio del 2023 en la estancia miracielos.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

Teniendo en cuenta las diversas variables consideradas para la predicción, se observa un cambio en el consumo eléctrico o en la rutina laboral. Esto se debe a que la estancia recibe a visitantes extranjeros, nacionales y estudiantes, lo que altera el patrón de consumo habitual.

Tipos de Errores	RLM
Error absoluto medio M.A.E. [kW]	6.607
Raíz cuadrático error R.M.S.E. [kW]	9.204
Error absoluto medio M.A.P.E. %	4.15%

4.16 Errores de pronóstico para la regresión lineal múltiple.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

4.11 Regresión lineal múltiple laboratorio de luminotecnia.

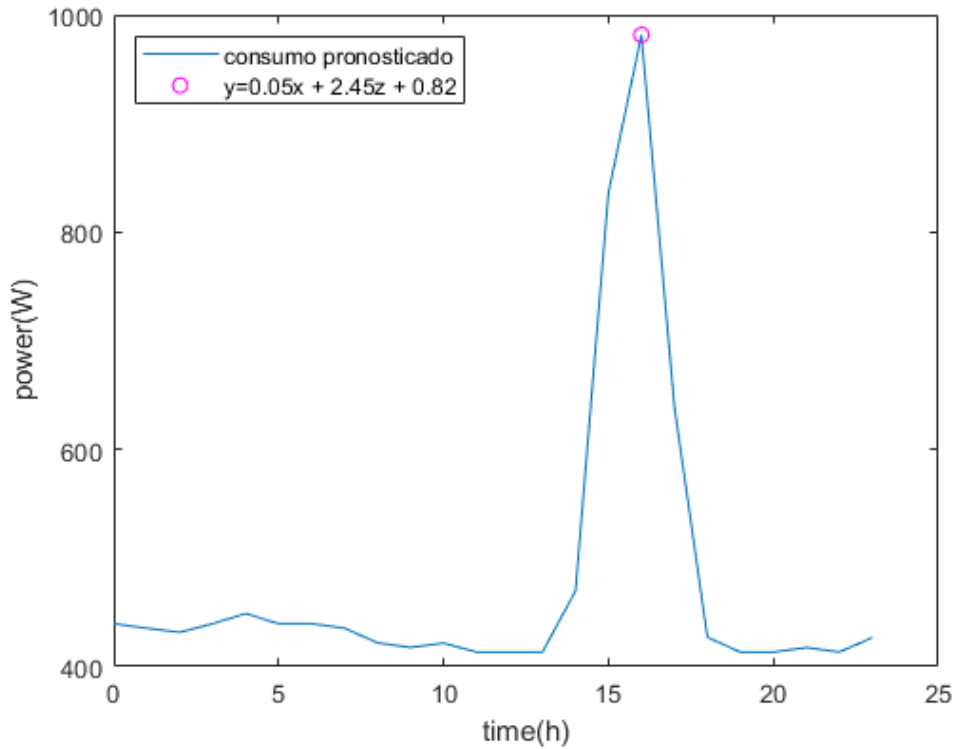
Para aplicar la metodología de la regresión lineal múltiple, se empleó una base de datos que abarcó un período de dos semanas, desde el 12 de junio hasta el 25 de junio. Este período se extendió a 24 horas e involucró variables independientes, visualizándose en Figura 4.22, con el fin de pronosticar la demanda de energía eléctrica para el lunes 26 de junio de 2023 en el laboratorio de luminotecnia. La Tabla 4.17 muestra coeficientes utilizados para el presagio de la potencia activa.

A0	A1	A2	Hora	Predicción de la potencia activa [W]
0	1.03	0	0	439.46701
0.007	1.02	0.11	1	435.31734
0.15	1.01	0.36	2	431.59367
0	1.03	0	3	439.46701
0.01	1.02	0.03	4	448.87
0	1.03	0.01	5	439.47701
0	1.03	0.01	6	439.47701
0.01	1.02	0.09	7	435.36034
0.01	1.02	0.11	8	421.78966
0.01	1.01	0.06	9	417.61633
0	1.02	0	10	421.59966
0	1	0.05	11	413.383
0	1	0	12	413.333
0	1	0	13	413.333
0.09	1.13	1.25	14	469.57629
0.72	1.97	11.14	15	836.20601
0.05	2.45	0.82	16	981.62
0.08	1.54	1.34	17	639.23282
0.01	1	0.12	18	426.967
0	1	0	19	413.333
0	1	0.01	20	413.343
0	1.01	0.02	21	417.48633
0	1	0.07	22	413.403
0	1	0	23	426.667

4.17 Coeficientes para el modelo de regresión lineal múltiple.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

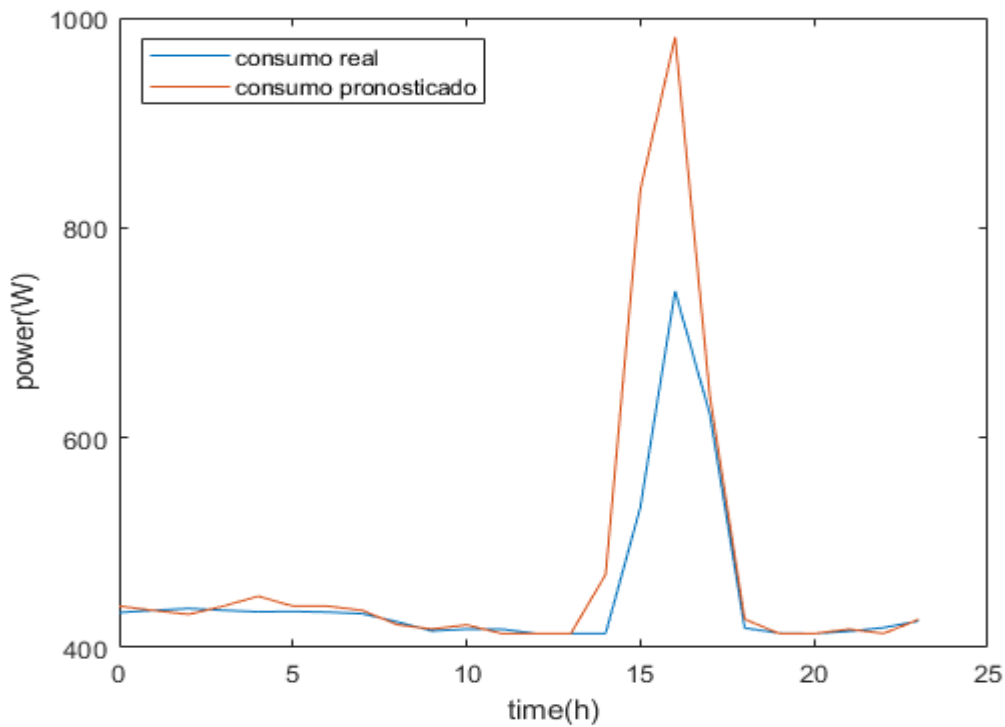
Los coeficientes están asignados para cada hora, ya que esto permitirá generar el pronóstico del perfil de consumo eléctrico utilizando la base de datos de las dos semanas de uso de energía real. La Figura 4.22, expone la curva de pronóstico con su pico más alto a las 16:00 horas el lunes 26 de junio de 2023.



4.22 Pronostico del consumo de potencia en el laboratorio de luminotecnica para las 16h00 del día 26 de junio del 2023.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

La base de datos de consumo real correspondiente a un período de dos semanas resultó fundamental para calcular los errores de pronóstico, que incluyen error absoluto medio (M.A.E.), raíz medio cuadrático (R.M.S.E.) y % error medio absoluto (M.A.P.E.). Como se muestra en la Tabla 4.18.



4.23 Pronóstico de perfil de consumo eléctrico basado en regresión lineal múltiple para el día 26 de junio del 2023 en el laboratorio de luminotecnía.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

La Figura 4.23 expone una equiparación de los perfiles de consumo de energía real y el perfil de consumo pronosticado. Ambos perfiles siguen una tendencia similar hasta las 14:00 horas, momento a partir del cual la curva pronosticada comienza a mostrar un aumento en el consumo, siguiendo la rutina del laboratorio. El punto de mayor consumo se registra a las 16:00, cuando varias de las máquinas de pruebas de lámparas estarán en funcionamiento. Hacia las 17:00, el perfil de pronóstico vuelve a seguir la rutina anterior, dado que la infraestructura de trabajo se reduce.

Tipos de Errores	RLM
Error absoluto medio M.A.E. [W]	28.86
Raíz cuadrático error R.M.S.E. [W]	80
Error absoluto medio M.A.P.E. %	5.13%

4.18 Errores de pronóstico para la regresión lineal múltiple.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

4.12 Regresión lineal múltiple laboratorio de suelos.

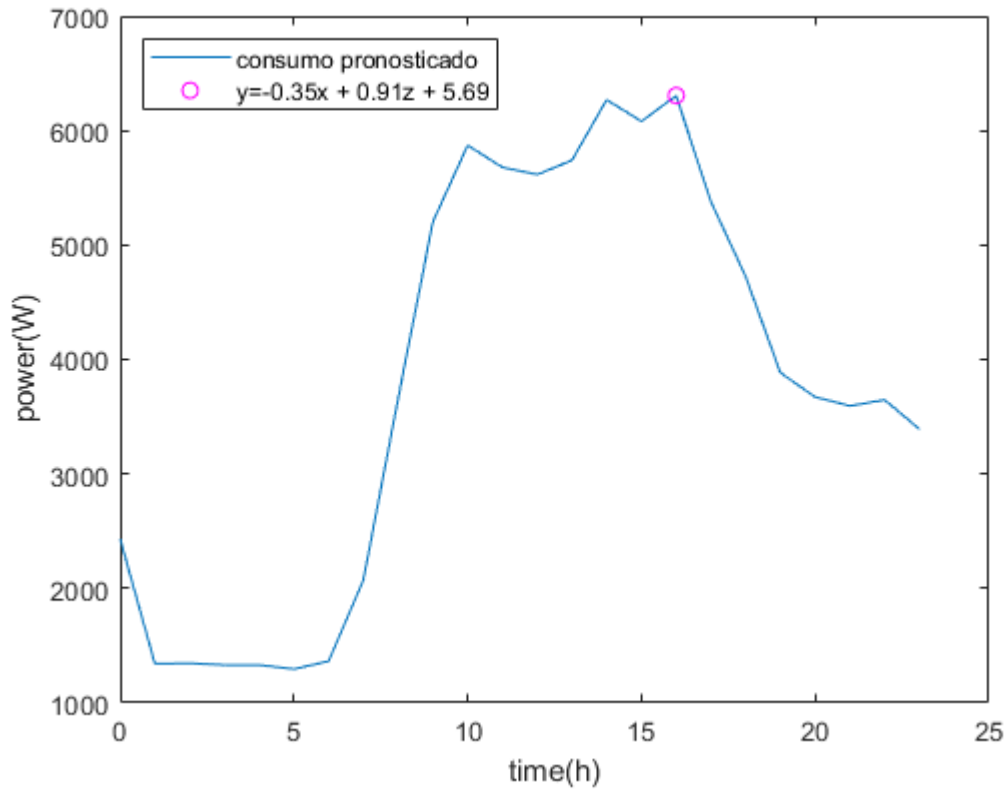
Para aplicar esta metodología de regresión múltiple, se utilizó una base de datos que abarcó un período tiempo referido a dos semanas (26 de junio hasta el 09 de julio). Este período abarcó 24 horas e incluyó variables independientes, expuesto en la Figura 4.24, con el objetivo de pronosticar el consumo eléctrico para el día 10 de julio de 2023 en el laboratorio de suelos. Los coeficientes que contribuyeron al pronóstico del perfil de consumo eléctrico se presentan en la Tabla 4.19.

A0	A1	A2	Hora	Predicción de la potencia activa [W]
181.34	1.02	-83.08	0	2432.954
1.43	1.04	-2.08	1	1342.198
-0.14	1.03	0.35	2	1346.28
-0.03	1	0.12	3	1330.93
0.2	0.99	-0.89	4	1330.767
0.04	0.95	-0.23	5	1295.2
-0.42	0.87	2.71	6	1363.915
-1.09	0.81	8.15	7	2073.31
0.56	0.87	-4.76	8	3658.766
-0.06	0.92	0.55	9	5202.978
-0.09	0.95	0.9	10	5870.525
0.18	0.9	-2.09	11	5678.62
0.02	0.86	-0.31	12	5615.386
-0.06	0.85	0.76	13	5739.265
-0.22	0.9	3.21	14	6268.45
0.06	0.89	0.86	15	6080.816
-0.35	0.91	5.69	16	6303.205
-0.37	0.95	6.47	17	5379.27
-1.8	1.05	33.19	18	4724.53
-0.01	1.23	0.26	19	3883.549
-0.04	1.25	0.73	20	3672.18
0	1.24	-0.1	21	3594.412
0.01	1.23	-0.18	22	3646.744
0.09	1.15	-2.01	23	3391.41

4.19 Coeficientes para el modelo de regresión lineal múltiple.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

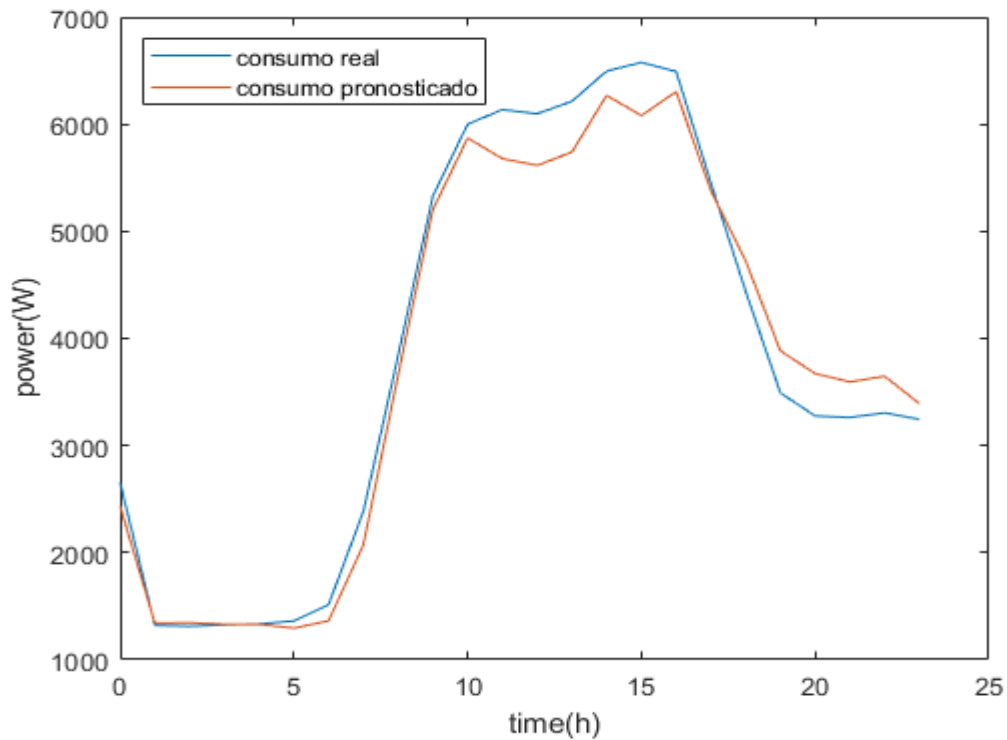
Estos coeficientes están asignados para cada hora del día y, como resultado, nos brindan un presagio del uso de energía eléctrica principalmente basándose en los datos reales de consumo. La Figura 4.24 muestra el perfil de consumo eléctrico, con su punto máximo a las 16:00 horas del lunes 10 de julio de 2023.



4.24 Pronostico del consumo de potencia en el laboratorio de suelos para las 16h00 del día 10 de julio del 2023.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

La base de datos de consumo real recopilada durante un período de dos semanas resultó fundamental para calcular los errores de pronóstico, que incluyen error absoluto medio (M.A.E.), raíz medio cuadrático (R.M.S.E.) y % error medio absoluto (M.A.P.E.). La Tabla 4.20 muestra el cálculo de error utilizado en la predicción.



4.25 Pronóstico de perfil de consumo eléctrico basado en regresión lineal múltiple para el día 10 de julio del 2023 en el laboratorio de suelos.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

Esta Figura 4.25 demuestra el patrón de comportamiento de los dos perfiles del consumo, tanto el consumo real como el consumo pronosticado. Ambos perfiles siguen una tendencia rutinaria de trabajo, pero se observa un cambio en el comportamiento del consumo entre las 11:00 y las 16:00 horas. Variados factores pueden influir en esta disminución del consumo, como la reducción del número de estudiantes realizando pruebas en sus proyectos o la utilización exclusiva de las máquinas de mayor importancia en ese horario.

Tipos de Errores	RLM
Error absoluto medio M.A.E. [W]	230.68
Raíz cuadrático error R.M.S.E. [W]	280.07
Error absoluto medio M.A.P.E. %	5.9%

4.20 Errores de pronóstico para la regresión lineal múltiple.

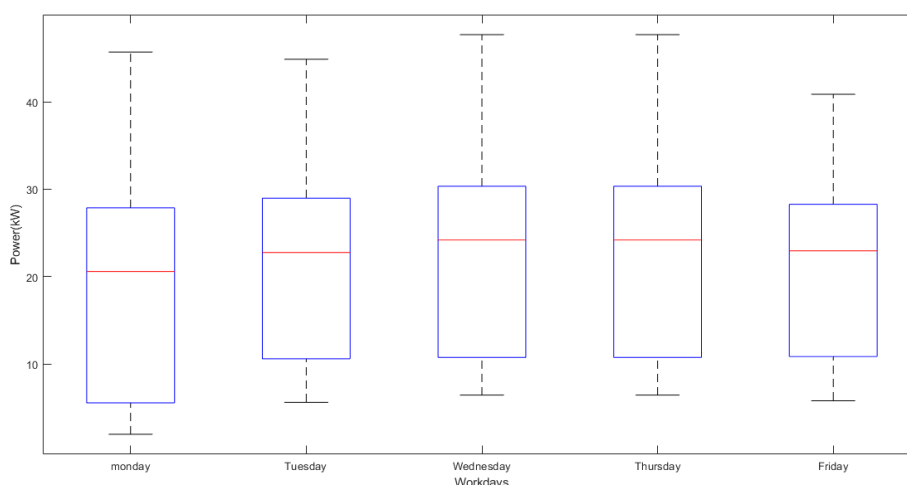
Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor

CAPITULO V

5. RESULTADOS

5.1 Base de datos de CIITT.

Tras la extracción y procesos de análisis, como siguiente paso es realizar detalladamente una exploración de los días considerados de interés como son días laborables - días no laborables utilizando la herramienta "bloxpot" de Matlab. En esta visualización, se pudo observar claramente los valores de máximos, mínimos, moda, promedio y desviación estándar. Afortunadamente, todos estos parámetros siguieron una secuencia coherente y no se identificaron valores atípicos en los datos.



5.1 Representación gráfica de los días laborables.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

Esta consistencia en los resultados es alentadora, ya que indica una estabilidad en las curvas de uso de energía eléctrica durante los días considerados como activos y no activos analizados. La falta de valores atípicos sugiere que los datos obtenidos son confiables y que no se presentan eventos inusuales que pudieran afectar la interpretación de los patrones de consumo. Esta información es de gran relevancia para la planificación y toma de decisiones futuras, ya que proporciona una base sólida para optimizar el consumo eléctrico y mejorar la eficiencia energética en las instalaciones estudiadas.

Parámetro/día	Lunes	Martes	Miércoles	Jueves	Viernes
Mínimo	1950,002	12253,335	12186,668	12186,668	12533,335
Media	21928,072	23676,838	24558,475	24558,475	24076,063
Mediana	20580,002	22760,002	24186,670	24186,67	22946,67
Máximo	45693,340	44880,004	47693,340	47693,34	40866,672
Desviación estándar	6744,526	5602,787	6433,601	6433,60133	5791,23503

5.1 Tablero general.

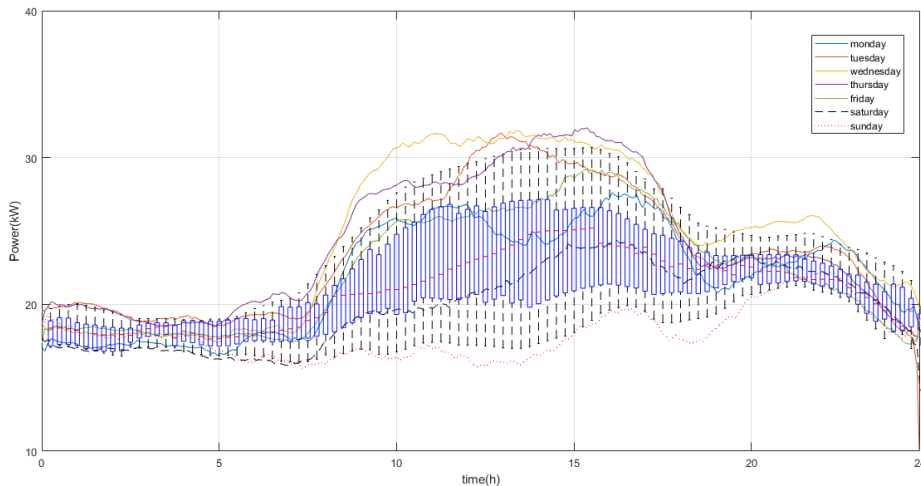
Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

5.2 Perfiles de demanda por días.

La Figura 5.2 presentada ilustra el perfil de consumo a lo largo de los siete días de la semana, dividiendo entre los días activos (lunes, martes, miércoles y viernes) y los no activos (sábado y domingo). El gráfico refleja patrones de consumo típicos que abarcan desde las 7 a. m. hasta las 8 p. m., delineando los hábitos energéticos arraigados en las operaciones del CIITT.

El CIITT, siendo un centro de investigación altamente avanzado con numerosas máquinas de alto consumo eléctrico, exhibe una demanda sustancial de energía. Los días laborables, de lunes a viernes, se asemejan en su consumo debido a la intensa utilización de las instalaciones, ya sea en su operación manual o automatizada. En estos días, el patrón de consumo es influido directamente por el personal que labora en las instalaciones.

Por otro lado, los días no laborables, es decir, los sábados y domingos, reflejan un perfil de consumo eléctrico más bajo. En estas jornadas, las instalaciones del CIITT operan con automatizaciones en aspectos como la iluminación, riego y equipos informáticos, lo que resulta en un consumo más contenido. Este patrón evidencia cómo la operación en días de descanso se caracteriza por la eficiencia en el uso de la energía, en línea con la menor actividad en estas fechas.

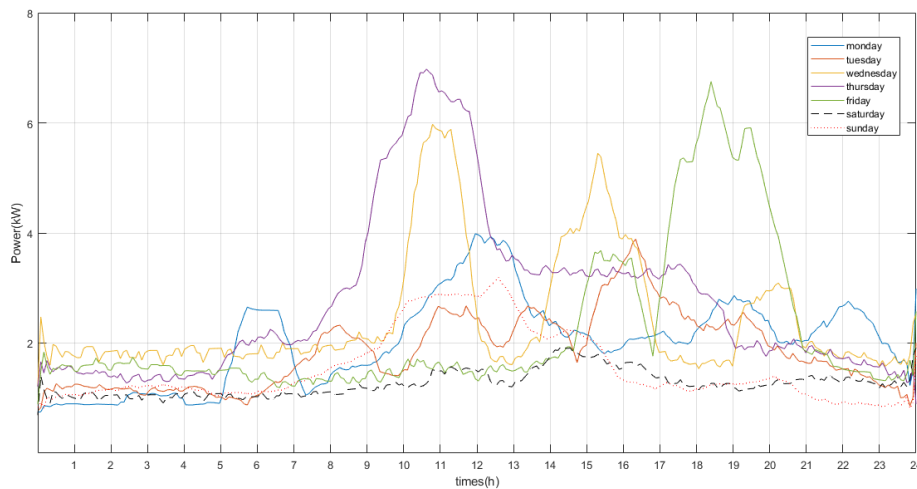


5.2 Perfil de elasticidad de consumo eléctrico de días laborables y no laborables del tablero general.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

5.3 Perfiles de demanda de servicios.

Estancia miracielos



5.3 Perfil de carga de la estancia miracielos semana 1.

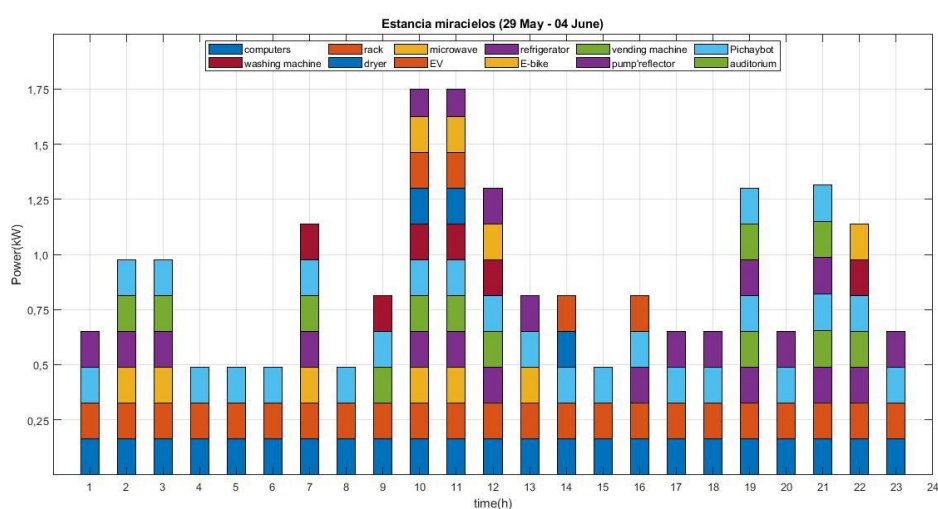
Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

La Figura 5.3 presentada destaca el perfil de consumo de la "Estancia Miracielos", un elemento de importancia significativa en términos de consumo energético. Se observa una notoria variabilidad en los datos a lo largo de los distintos días, lo cual se debe a la diversidad de actividades que se llevan a cabo en este lugar.

Las actividades en la Estancia Miracielos generalmente tienen lugar entre las 7 a. m. y las 7 p. m., lo que se refleja en el patrón de consumo mostrado. Dada la

naturaleza versátil de este espacio, con su uso para exposiciones, estancias de estudiantes, eventos y ceremonias, es natural que se experimenten fluctuaciones en el consumo. La incertidumbre respecto al número y tipo de actividades a realizar en este lugar contribuye a la variabilidad constante en los patrones de consumo.

Esta variación en el consumo energético subraya la importancia de un análisis detallado y adaptable en espacios como la Estancia Miracielos. Dicho análisis puede proporcionar información valiosa para la planificación y gestión eficiente de la energía, permitiendo adaptarse a las cambiantes necesidades y maximizar la eficiencia en el uso de los recursos.



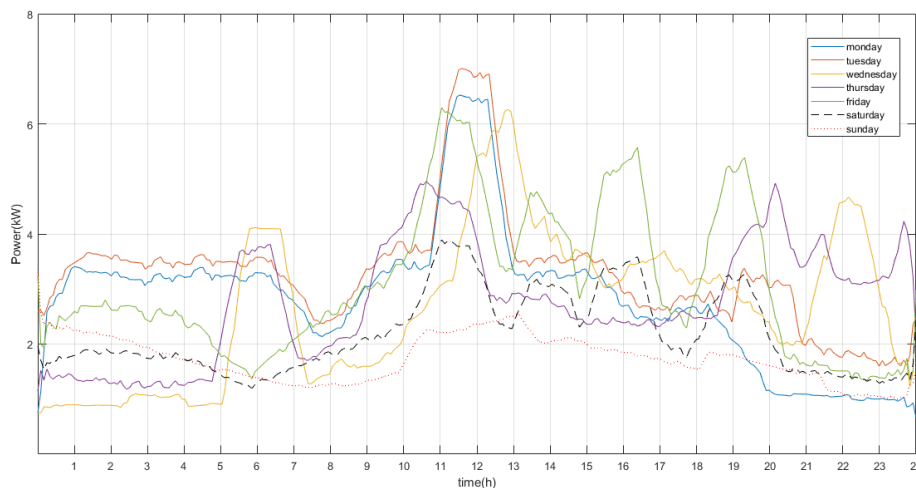
5.4 Artefactos de consumo semana 1.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

La Figura 5.4 proporciona una visión detallada del patrón de consumo eléctrico que se manifestó en la Estancia Miracielos a lo largo de una semana completa. Mediante un análisis minucioso, se identifican y representan los componentes electrónicos que se activan con regularidad en este espacio. Las barras presentes en la gráfica, a su vez, ofrecen una representación visual de los momentos en los cuales se experimentó una mayor demanda energética, y de manera específica, indican los equipos particulares que contribuyeron a la formación de los picos de consumo energético.

Esta representación gráfica brinda una comprensión inmediata de los períodos de alta demanda de energía y de los elementos causales detrás de dichos picos. A través de esta visualización, se puede identificar claramente cuáles son los componentes electrónicos que juegan un papel clave en el patrón de consumo observado. La información presentada es esencial para entender cómo se utiliza la energía en la Estancia Miracielos y cómo estos patrones pueden influir en las estrategias

de gestión energética y en la optimización de recursos. Además, este análisis contribuye a tomar decisiones informadas sobre cómo ajustar y mejorar la eficiencia del consumo energético en este espacio.

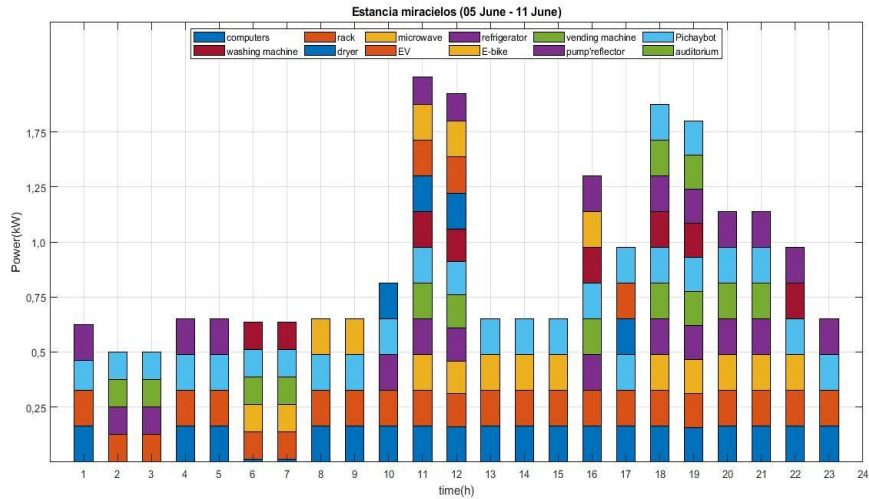


5.5 Perfil de carga de la estancia miracielos semana 2.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

La Figura 5.5 presenta el perfil de consumo de la segunda semana de recolección de datos en la Estancia Miracielos. Se observa un comportamiento distinto en comparación con la semana previa, ya que en esta ocasión se desarrollaron eventos bastante diferentes a lo habitual. El consumo eléctrico de lunes a viernes experimentó aumentos en ciertos intervalos horarios, principalmente debido a la mayor afluencia de personas vinculadas a exposiciones educativas en el lugar.

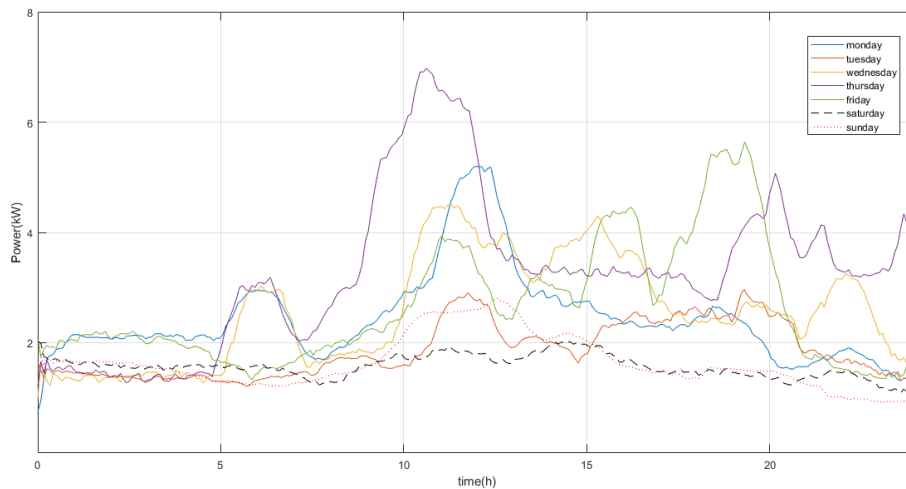
Es evidente que el patrón de consumo eléctrico durante los días laborables difiere en esta segunda semana en comparación con la anterior. Esto se debe a la influencia directa del personal que trabaja en las instalaciones y a los cambios en los eventos programados en la Estancia Miracielos. Las variaciones en la rutina de actividades resultaron en modificaciones en los patrones de consumo, lo que ilustra cómo los eventos y la actividad en el lugar pueden generar fluctuaciones significativas en la demanda energética.



5.6 Artefactos semana 2.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

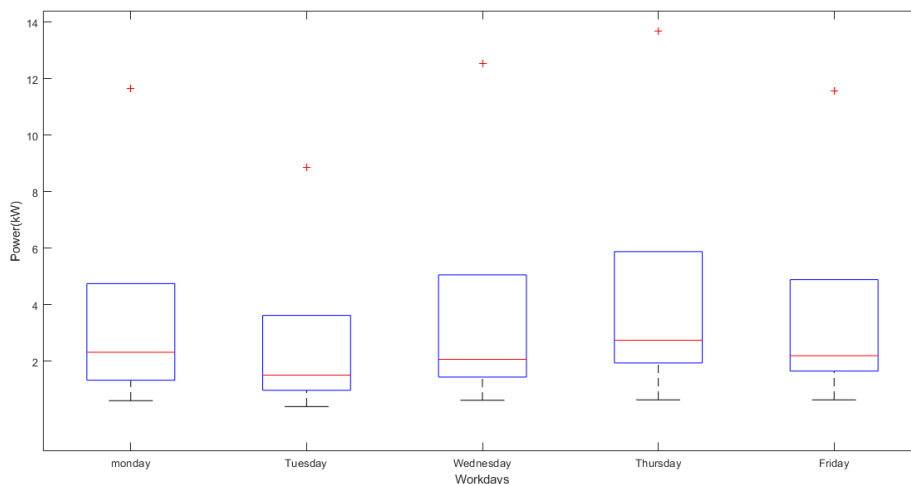
Esta Figura 5.6 respalda la justificación de los picos de consumo elevados presentes en el gráfico posterior, ya que en este período de tiempo específico hubo una mayor cantidad de dispositivos en funcionamiento simultáneo.



5.7 Perfil de carga de las dos semanas estancia miracielos.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

Esta Figura 5.7 presenta los patrones de consumo eléctrico en la Estancia Miracielos durante dos semanas, destacando la consistente variabilidad en el consumo eléctrico. Esto se debe a diversos eventos y rutinas que ocurren en este lugar, demostrando que cualquier acontecimiento puede influir en los cambios en la demanda energética.



5.8 Grafica descriptiva de los datos de días laborables en la estancia miracielos.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

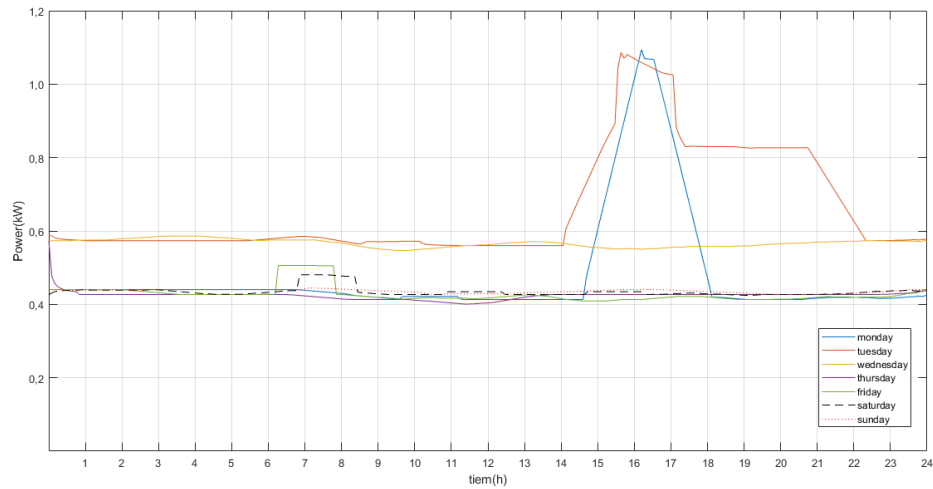
Esta Figura 5.8 ilustra la inconsistencia en los datos, evidenciando la presencia de valores atípicos que difieren significativamente del patrón de consumo habitual. Esto subraya la naturaleza variable del consumo en la Estancia Miracielos, donde no existe una secuencia predecible en la demanda energética.

Parámetro/día	Lunes	Martes	Miércoles	Jueves	Viernes
Mínimo	597,333	389,242	613,333	626,667	626,667
Media	2442,142	1873,873	2554,553	3267,391	2651,692
Mediana	2312,000	1503,592	1706,667	2740,001	1986,667
Máximo	11644,971	8851,008	12546,668	13693,335	11573,335
Desviación estándar	1562,827	1160,984	2061,560	2367,520	2191,958

5.2 Tabla de consumo estancia miracielos.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

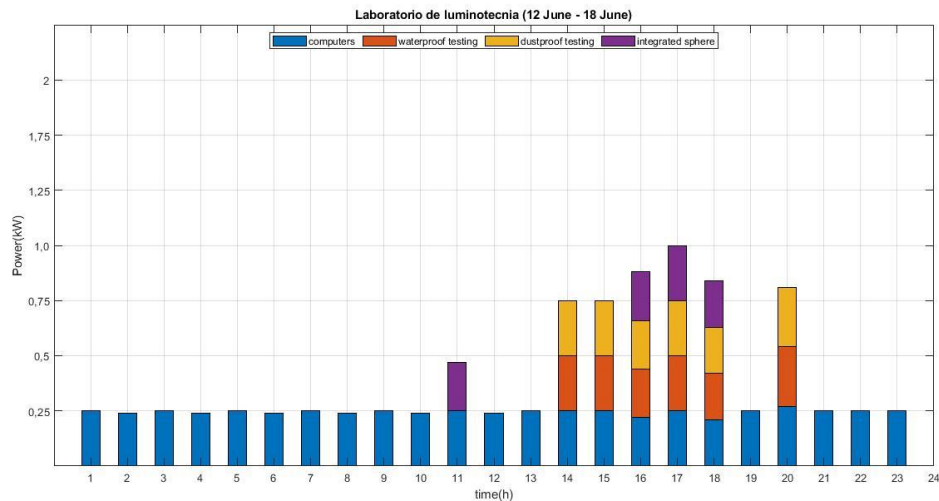
Laboratorio de luminotecnia.



5.9 Perfil de carga del laboratorio de luminotecnia semana 1.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

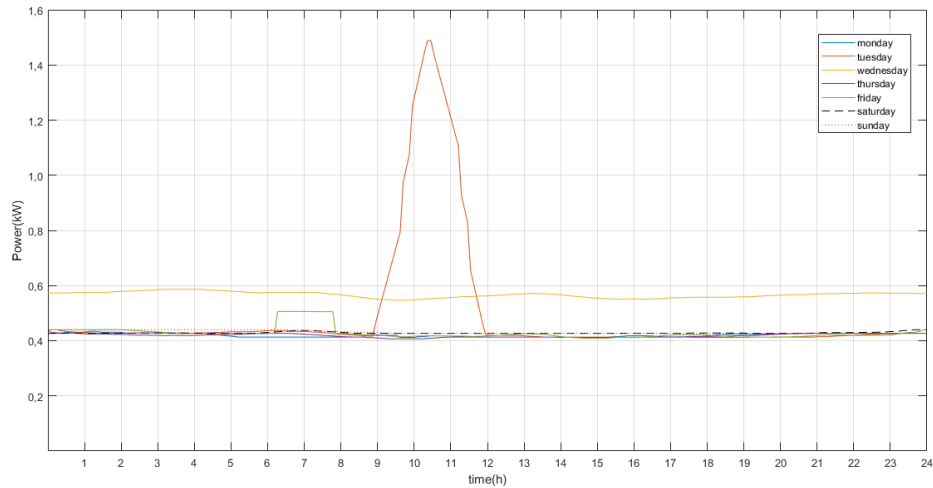
Esta Figura 5.9 exhibe el patrón de consumo durante una semana en el laboratorio de luminotecnia. Su rutina laboral se concentra en las tardes, desde las 2pm hasta las 10pm, tiempo en el que se efectúan pruebas en las lámparas de alumbrado público. Es por esta razón que los miércoles, jueves y viernes muestran una relativa estabilidad en el consumo. Sin embargo, los lunes y martes se observa un marcado incremento en el consumo eléctrico, coincidiendo con la ejecución de pruebas de luminosidad, hermetización al polvo y resistencia al agua en las lámparas.



5.10 Artefactos semana 1.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

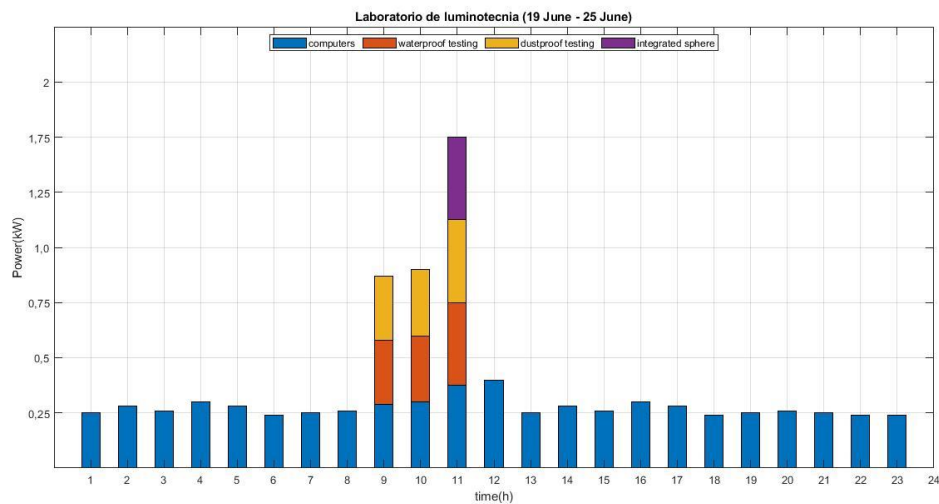
Esta Figura 5.10 revela qué equipos fueron responsables de los picos más altos de consumo durante esta semana.



5.11 Perfil de carga laboratorio de luminotecnia semana 2.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

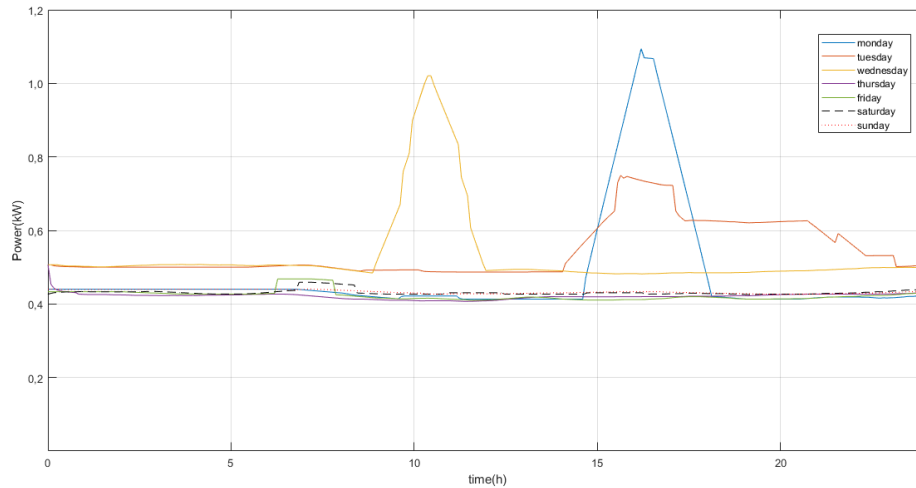
Durante la segunda semana de análisis, en la Figura 5.11 se observa un cambio en la rutina del laboratorio de luminotecnia. Específicamente, el martes muestra un pico notable en el consumo eléctrico, coincidiendo con la realización de pruebas en las máquinas presentes en el laboratorio.



5.12 Artefactos semana 2.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

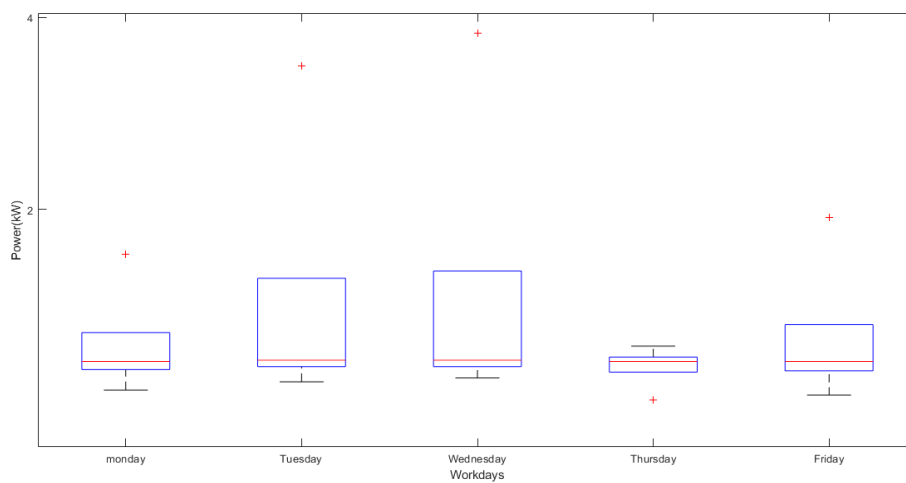
Esta Figura 5.12 ilustra los componentes eléctricos que generaron el aumento en el patrón de consumo eléctrico.



5.13 Perfil de carga de las dos semanas.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

Esta Figura 5.13 presenta dos semanas de consumo, revelando la irregularidad en el patrón de consumo de este laboratorio en ciertos días. Esta variabilidad se debe a las pruebas realizadas en lámparas de alumbrado público. Durante estas pruebas, el consumo experimenta picos máximos en un intervalo de dos o tres horas, coincidiendo con la utilización de las tres máquinas clave en el laboratorio: la máquina de polvo, la máquina de agua y la esfera de luminosidad.



5.14 Grafica descriptiva de los datos de días laborables en el laboratorio de luminotecnia.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

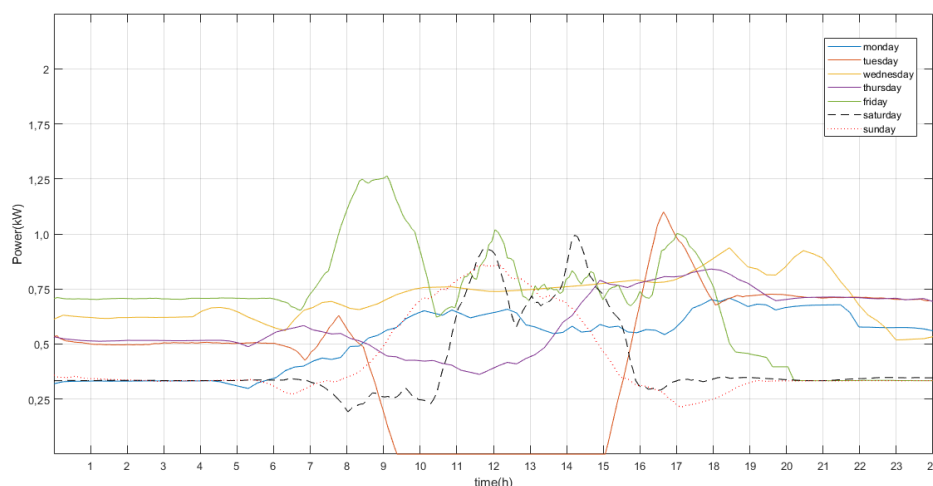
Esta Figura 5.14 evidencia una tendencia constante en la mediana y desviación típica, pero destaca una presencia de datos atípicos en todos los días. Esto refleja una variabilidad en el consumo eléctrico diario, indicando que este varía significativamente en función de la rutina o actividad desarrollada en el laboratorio.

Parámetro/día	Lunes	Martes	Miércoles	Jueves	Viernes
Mínimo	400,000	413,333	400,000	400,000	400,000
Media	441,798	543,322	529,481	421,069	423,368
Mediana	413,333	426,667	426,667	413,333	413,333
Máximo	1533,333	3493,334	3840,000	573,333	1920,000
Desviación estándar	115,362	200,723	241,943	10,328	63,058

5.3 Tabla de consumos de laboratorio de luminotecnía.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

Laboratorio de simulación en tiempo real.

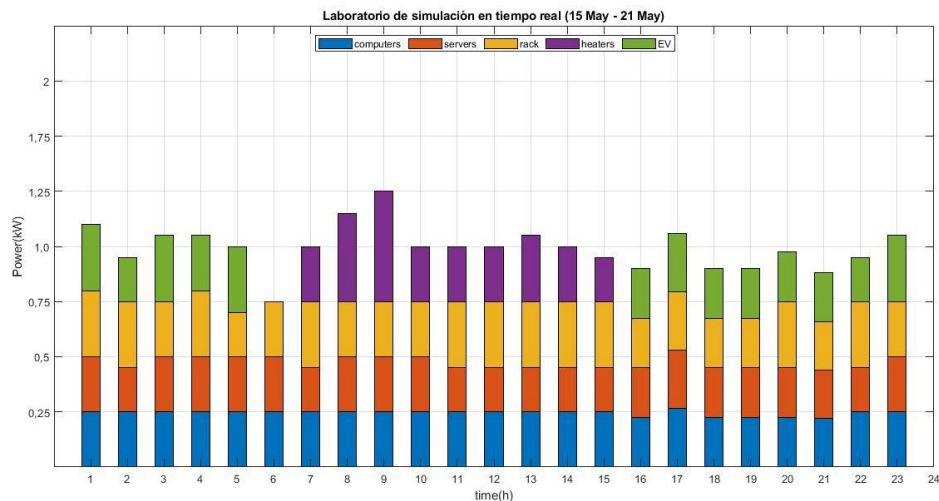


5.15 Perfil de carga laboratorio de simulación en tiempo real semana 1.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

En este laboratorio, el patrón de consumo varía día a día, lo cual se refleja en esta Figura 5.15 que presenta una semana de datos. Las actividades en este espacio son cambiantes, ya que se realizan pruebas en robots y además el laboratorio cuenta con generación eléctrica propia a partir de paneles solares. Es notable que el martes se observa un quiebre en el perfil debido a un mantenimiento en la red eléctrica del CIITT, lo que llevó a un descenso en el consumo eléctrico hasta alcanzar 0 kW en un lapso de 6 horas, seguido por una rápida recuperación hacia el pico habitual en aproximadamente una hora.

En el caso del sábado, un día no laboral, se observa un aumento en el consumo. Esto podría atribuirse al uso de las instalaciones desde lugares externos, como hogares, mediante el empleo de computadoras, cargas de vehículos eléctricos y tareas como impresiones en 3D. Este patrón dinámico de consumo refleja la versatilidad de las actividades y la influencia de diferentes factores en la variación del consumo eléctrico en este laboratorio.

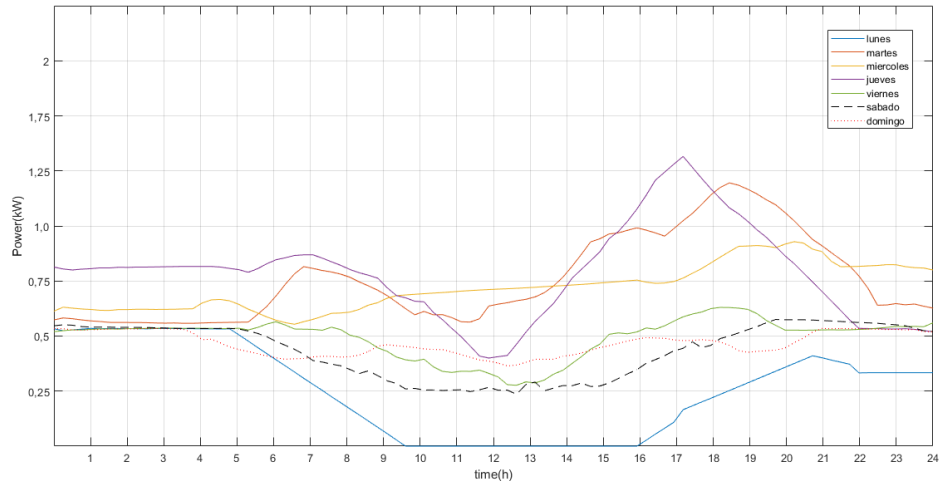


5.16 Artefactos semana 2.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

En esta Figura 5.16 se presentan los dispositivos que son habituales en el laboratorio de tiempo real. El clima juega un papel significativo en la dinámica del consumo, especialmente debido al uso de calefactores eléctricos. Esto se refleja en un aumento del patrón de consumo, donde estos calefactores permanecen encendidos durante alrededor de 5 horas por la mañana y unas 3 horas por la tarde, en consonancia con los horarios de los trabajadores en el laboratorio.

Además, la presencia de un vehículo eléctrico también ejerce una notable influencia en los picos de consumo. Este vehículo se emplea para pruebas con sensores, carga regenerativa y proyectos estudiantiles. Su impacto en el consumo eléctrico se refleja en los momentos de máxima demanda, donde es evidente su contribución al patrón de consumo. En conjunto, esta gráfica ilustra cómo factores como el clima y la utilización de dispositivos específicos pueden generar variaciones en el consumo eléctrico en el laboratorio de tiempo real.

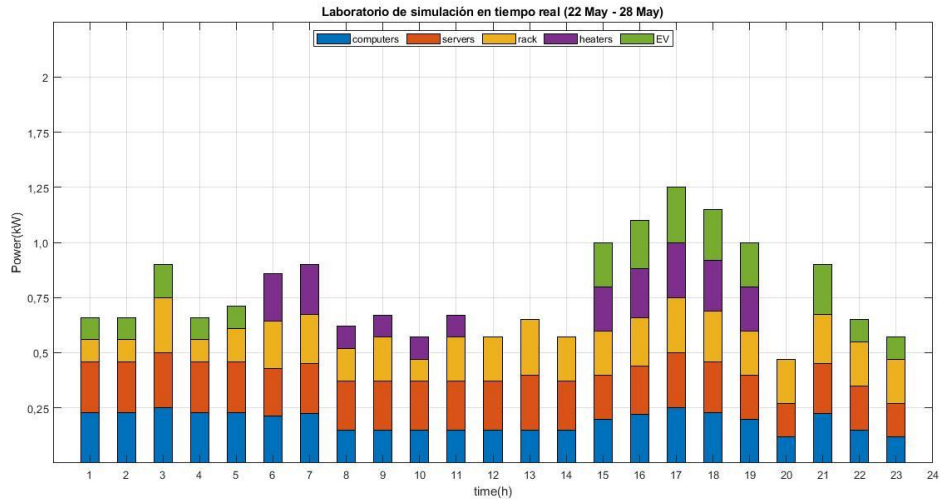


5.17 Perfil de carga laboratorio de tiempo real semana 2.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

Esta Figura 5.17 representa la segunda semana del patrón de consumo eléctrico en el laboratorio de simulación en tiempo real. En comparación con la semana anterior, se evidencia un cambio en el patrón debido a una alteración en la rutina de trabajo. Aunque estos perfiles mantienen una tendencia similar, se pueden identificar momentos en los que los picos de consumo se elevan.

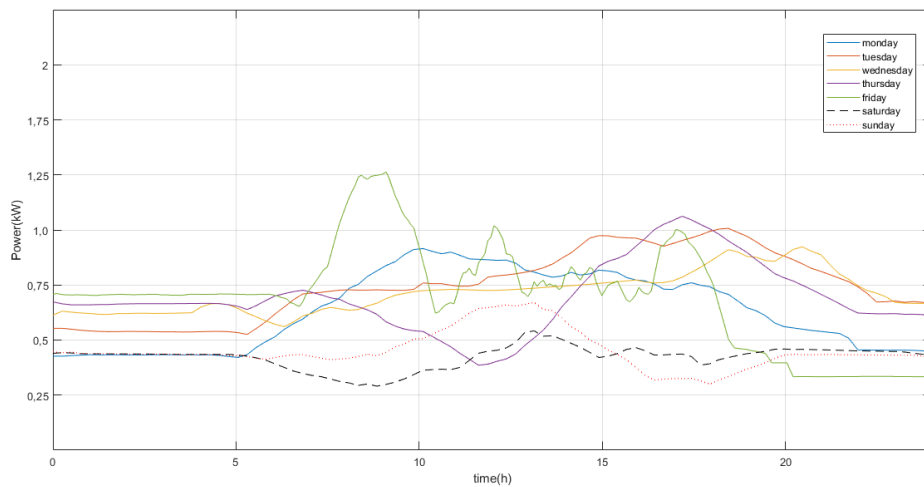
El lunes, se observa otro período de mantenimiento en las instalaciones del CIITT, lo que resulta en una caída del perfil a 0 kW desde las 10 de la mañana hasta las 4 de la tarde. Los sábados y domingos, considerados no laborables, mantienen un nivel bajo de consumo en esta semana, ya que no se llevaron a cabo actividades en los laboratorios y solo las computadoras y el rack permanecieron encendidos. Este análisis de la segunda semana del patrón de consumo eléctrico permite comprender cómo las variaciones en la rutina de trabajo y el uso de las instalaciones influyen en el perfil de consumo.



5.18 Artefactos semana 2.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

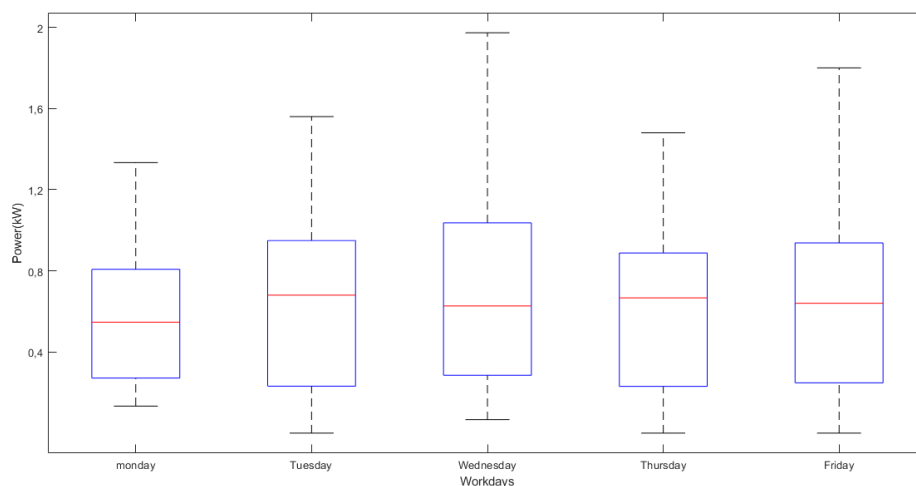
Esta Figura 5.18 ilustra el consumo de los dispositivos utilizados, lo que revela los picos más notables en relación con la gráfica previa.



5.19 Perfil de carga laboratorio de simulación en tiempo real de las dos semanas.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

Esta Figura 5.19 presenta el patrón de consumo durante dos semanas, demostrando una variación constante en el consumo en cada día.



5.20 Grafica descriptiva de los datos de días laborables en el laboratorio de simulación en tiempo real.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

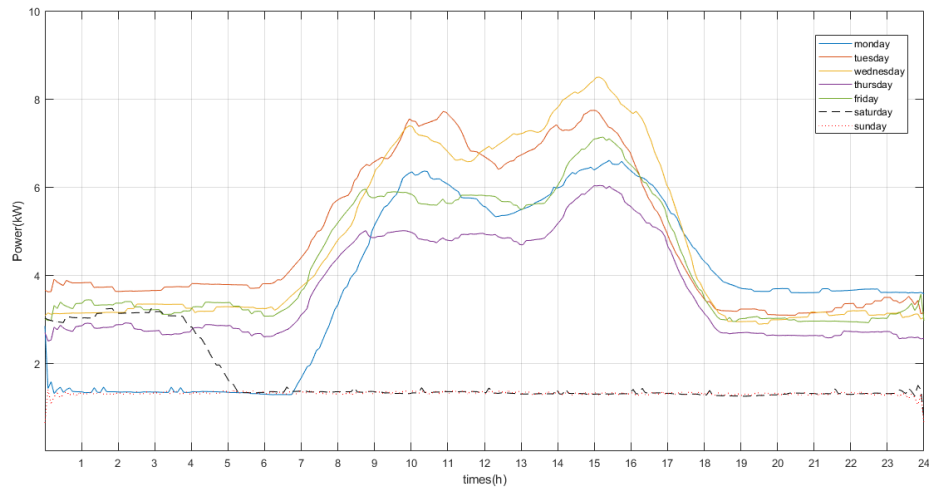
Esta mediana muestra uniformidad en estos días. Los valores del primer cuartil presentan variaciones en cada día, mientras que los valores máximos están dispersos. Esto evidencia que los perfiles de consumo eléctrico son cambiantes.

Promedio/día	Lunes	Martes	Miércoles	Jueves	Viernes
Mínima	133,333	0,000	66,667	0	0
Media	631,959	745,395	724,075974	690,50085	650,095715
Mediana	546,667	680,000	626,667	666,667	640
Máxima	1333,333	1560,000	1973,334	1480	1800
Desviación estándar	317,791	308,908	358,19632	307,562536	330,440838

5.4 Tabla de consumos laboratorio de simulación en tiempo real.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

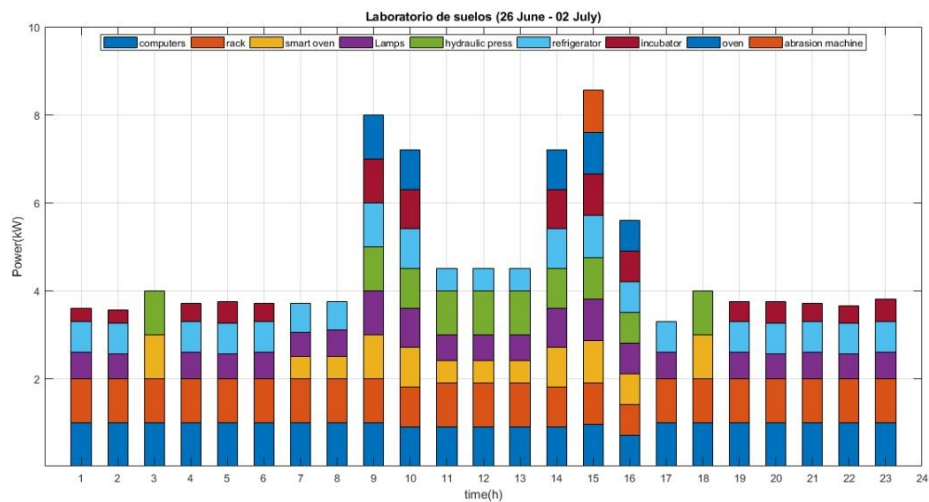
Laboratorio de suelos.



5.21 Perfil de carga laboratorio de suelos semana 1.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

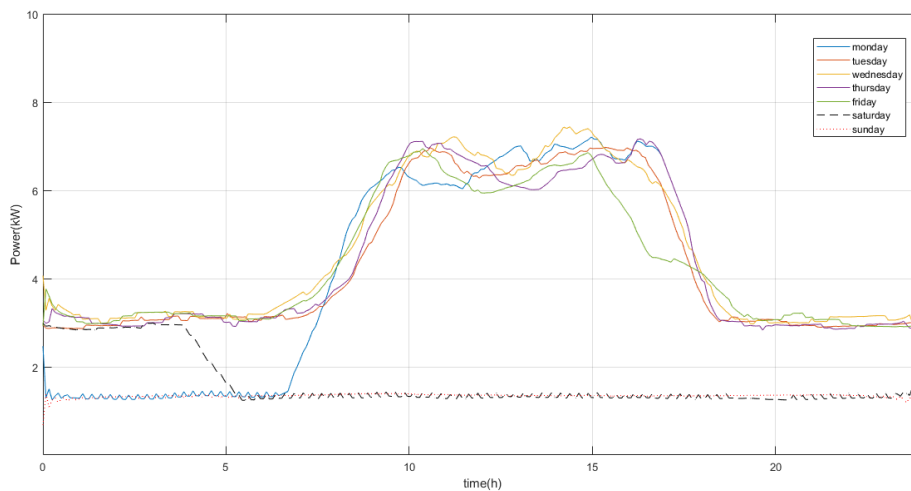
Esta Figura 5.21 presenta el patrón de consumo de uno de los laboratorios más activos. El patrón comienza a las 7 de la mañana, cuando se realizan pruebas con los estudiantes de ingeniería civil en estas instalaciones. Los perfiles de lunes a viernes tienden a seguir una secuencia similar, aunque con consumos distintos debido a la utilización de diversas máquinas de prueba en estos días. En contraste, los sábados y domingos muestran una ausencia de consumo, excepto por las incubadoras encendidas en el laboratorio de química.



5.22 Artefactos semana 1.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

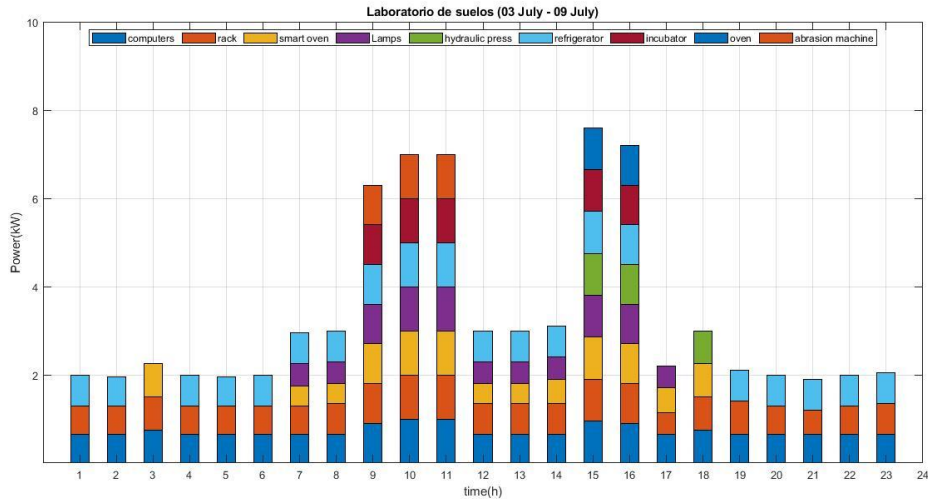
La Figura 5.22 muestra el inicio del consumo en el laboratorio de suelos, resaltando las máquinas activadas y su contribución a los patrones de consumo. El laboratorio tiene un patrón de demanda específico que comienza alrededor de las 8 de la mañana, con máquinas particulares iniciando su funcionamiento. Estos arranques se reflejan en los picos iniciales de consumo y siguen una secuencia semanal constante. La representación visual profundiza la comprensión de cómo las actividades y el uso de máquinas afectan los patrones eléctricos, con variaciones según el día y la hora.



5.23 Perfil de carga laboratorio de suelos semana 2.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

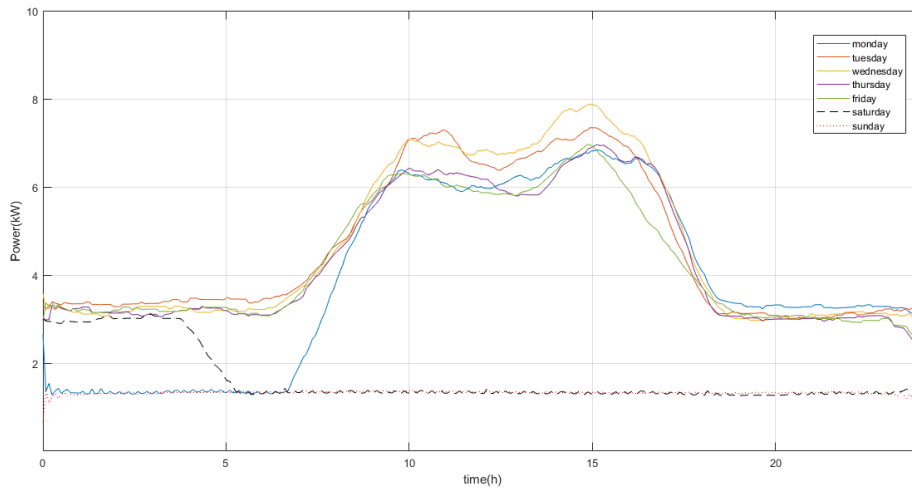
Esta Figura 5.23 presenta la segunda semana de patrones de consumo del laboratorio de suelos. Se aprecia que la rutina no ha variado, manteniendo un patrón de consumo constante similar a la semana anterior, en los mismos rangos horarios. Durante los sábados y domingos, días no laborables, no se observan cambios en el consumo eléctrico, manteniendo la misma pauta que en la semana previa.



5.24 Artefactos semana 2.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

Esta Figura 5.24 exhibe las máquinas que influyeron en el patrón de consumo eléctrico, brindando una visión detallada de qué equipos se utilizaron y en qué momentos durante el período de estudio.

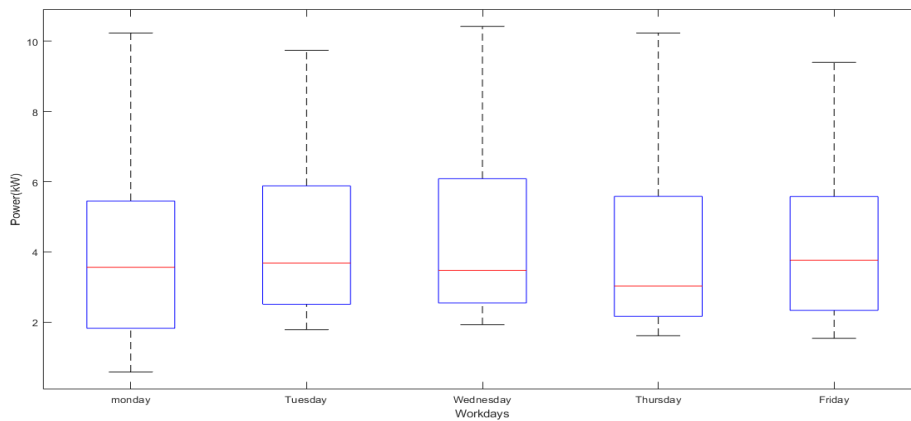


5.25 Perfil de carga laboratorio de suelos de las dos semanas.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

La presente Figura 5.25 ofrece una representación visual de las pautas de consumo eléctrico a lo largo de dos semanas en el laboratorio en cuestión. Se puede observar que se mantiene una tendencia constante en el patrón de consumo, con una rutina establecida que se repite de manera consistente. Los horarios de mayor consumo se concentran desde las 7 de la mañana hasta las 5 de la tarde, demostrando una actividad constante durante esta franja horaria.

Cabe mencionar que esta rutina persiste incluso en los días no laborables, donde no se detecta ninguna alteración significativa en el perfil de consumo eléctrico. Esto sugiere una coherencia en las actividades y la utilización de equipos eléctricos en el laboratorio, tanto en días laborables como en días de descanso, lo cual podría influir en la planificación y el diseño de estrategias de gestión energética más eficientes y sostenibles.



5.26 Grafica descriptiva de los datos de días laborables en el laboratorio de suelos.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

Esta siguiente Figura 5.26 proporciona una visión detallada del cambio en la mediana durante los días laborables, abarcando desde el lunes hasta el viernes. Es posible notar una variación en los valores de la mediana en estos días de la semana. Sin embargo, es importante mencionar que los valores del primer cuartil y tercer cuartil no presentan una agrupación destacada, lo que indica una distribución de datos que no está muy concentrada en torno a la mediana.

Además, se observa que los valores máximos se encuentran dispersos, lo que sugiere una fluctuación en el consumo eléctrico durante estos días laborables. Esta información proporciona una comprensión más profunda de cómo varía el consumo eléctrico en relación con la mediana y los cuartiles a lo largo de la semana laboral. Estos detalles pueden ser cruciales para identificar patrones y tendencias en el consumo eléctrico, lo que a su vez puede contribuir a una gestión más efectiva de los recursos energéticos.

Parámetro/día	Lunes	Martes	Miércoles	Jueves	Viernes
Mínimo	573,333	2746,667	2746,667	2344,209	2600,000
Media	3852,451	4593,207	4639,055	4029,384	4302,662
Mediana	3560,000	3680,000	3466,667	3026,667	3760,000
Máximo	10240,001	9746,668	10426,668	10240,001	9400,001
Desviación estándar	2237,918	1781,981	1927,445	1609,228	1535,321

5.5 Tabla de consumos laboratorio de suelos.

Fuente: Jhostin Morales, Henry Beltrán, Autor.

CONCLUSIONES

En el transcurso de este estudio detallado del consumo eléctrico en las instalaciones del CIITT de la Universidad Católica de Cuenca, se han obtenido valiosos conocimientos que nos proporcionan una comprensión más clara sobre los patrones de consumo en diversos laboratorios y espacios, como la Estancia Miracielos. A lo largo de las dos semanas analizadas, se ha identificado una variabilidad sustancial en los perfiles de consumo, lo que refleja la diversidad de actividades y rutinas que caracterizan a cada lugar.

La rutina laboral tiene gran influencia en las curvas de uso de energía eléctrica, es considerada como principal causa para un cambio del patrón que seguirá en un lapso de 24 horas. Los perfiles son cambiantes dependiendo de la rutina de trabajo que se realice también existen perfiles que se mantienen en un rango definido. Gracias al seguimiento de estos perfiles en las instalaciones del centro de investigación, innovación y transferencia de tecnologías se pudo identificar un rango de consumo eléctrico en el sector laboral en un lapso de 8 semanas.

Con la base de datos históricos se determinaron rangos de consumo para los días activos (lunes – martes – miércoles – jueves – viernes) y no activos (sábado – domingo), estos rangos sufren variaciones debido a las rutinas de trabajo que existen en las instalaciones. En el tablero general que es la principal articulación para suministrar energía a los diferentes bloques del CIITT, los rangos están definidos como laborables: lunes muestra un rango que va mínimo desde 1950 W - máximo 45693 W y una media de 21928 W, martes muestra un rango que va desde mínimo 12253 W – máximo de 44880 W y una media de 23676 W, miércoles muestra un rango que va desde mínimo 12186 W – máximo 47693 W y una media de 24558 W, jueves muestra un rango que va desde mínimo 12186 W – máximo 47693 W y una media de 24558 W, viernes muestra un rango que va desde mínimo 12533 W – máximo 40866 W y una media de 24076 W. Estos resultados nos demuestran que en los días que tiene mayor consumo habitualmente las instalaciones son los días martes – miércoles – jueves ya que se encuentran trabajando todas las oficina y laboratorios que ocupan los estudiantes o practicantes de la UCACUE y por equipos automatizados que existen en las instalaciones, en este periodo de tiempo que va desde 09h00 hasta 17h00 para estos días son en donde se producen los mayores picos de perfil de consumo de energía eléctrica.

Los días lunes – viernes muestran que hay menor afluencia de personal o actividad estudiantil, los días lunes muestran su pico más alto en dos periodos del

tiempo la primera que va desde las 10h00 hasta las 12h00 y el segundo pico más alto entre las 15h00 hasta 17h00 y los días viernes muestra su pico más alto desde las 15h00 hasta 17h00, esto se debe a que en el lapso que comprende la jornada laboral que va desde 07h00 hasta 17h00 existen periodos en el tiempo que muestran la afluencia de actividades según horarios designados para el personal de trabajo y cuando no está presente todo el personal de trabajo solo están trabajando los equipos automatizados. Los días considerados como no laborables sábado – domingo demuestran una diferencia con los días laborables, el día sábado como se muestra en la Figura 5.2 que, si existe alguna actividad, pero entre los horarios 10h00 hasta 12h00 y desde las 15h00 hasta 16h00 muestra su pico más alto debido a equipos automatizados como: bombas de agua, bombas de agua para riego entre otros. Los días domingo entre las 10h00 hasta 16h00 como se muestra la Figura 5.2 están presentes solo algunos de los equipos automatizados que realmente son necesarios como iluminación, casa de guardia, casa de conserje.

Los resultados que se obtuvieron al aplicar los métodos estadísticos de regresión lineal en M.A.E de 2.568 kW, R.M.S.E de 3.580 kW y M.A.P.E de 12% y la regresión lineal múltiple en M.A.E de 2.188 kW, R.M.S.E de 2.679 kW y M.A.P.E de 10% para la predicción, muestran una diferencia entre ellos en cuanto al error (M.A.E, R.M.S.E y M.A.P.E) para la predicción en el tablero general. La diferencia de la regresión lineal y regresión lineal múltiple en los errores es: M.A.E. de 0.38 kW, R.M.S.E. de 0.901 y M.A.P.E de 2%. Es por eso que la regresión lineal múltiple tiene mayor eficiencia para el pronóstico de un perfil eléctrico en este análisis ya que muestra menor grado de error.

Las gráficas de barras muestran el consumo de los artefactos electrónicos que se utilizan al momento de laborar, las barras muestran que en todas las instalaciones existe consumo de las computadoras ya que se las definiría como un dispositivo común de consumo en las instalaciones el CIITT. Esto demuestra que las computadoras están consumiendo todo el tiempo las 24 horas del día en los 7 días de la semana debido a que el personal que labora tiene acceso a las computadoras desde su residencia.

La estancia miracielos después de realizar el análisis da como resultado que los perfiles de carga de una semana 1 en la Figura 5.3 tiene una gran diferencia de consumo con la semana 2 en la Figura 5.5, muestra que existe un notorio cambio de hábitos de consumo eléctrico ya que estas instalaciones son utilizadas para eventos y para albergar a visitantes extranjeros o nacionales que tienen una diferente rutina de vida. Esto demuestra que cada individuo tiene diferentes hábitos o necesidades a consecuencia de esto el perfil de consumo eléctrico cambia drásticamente.

El laboratorio de luminotecnia de acuerdo al análisis de consumo eléctrico se considera como la curva de consumo que sigue siempre una misma tendencia. Los días considerados como laborales el perfil sigue una misma secuencia de consumo eléctrico en las dos semanas de análisis. La Figura 5.14 evidencia que la media y la desviación típica no tiene mayor variación, pero existen datos atípicos de consumo eléctrico que hace que cambie un poco la tendencia de la curva de consumo. Estos datos atípicos se consideran a las pruebas que se realizan con las maquinarias de polución, impermeabilidad e intensidad lumínica.

RECOMENDACIONES

En conjunto, este estudio subraya la importancia de adaptar la gestión energética a las particularidades de cada espacio y actividad. La variabilidad constante en los patrones de consumo demanda una gestión flexible y adaptable que pueda responder a las fluctuaciones en la demanda. La información recopilada aquí ofrece una base sólida para implementar medidas de eficiencia energética, reducir costos y contribuir a la sostenibilidad en el uso de la energía eléctrica en el CIITT y sus instalaciones afiliadas.

Se recomienda utilizar un dispositivo que permita guardar información que te brinde más parámetros de análisis y con versiones actuales ya que al efectuar la recopilación de datos se muestren parámetros como calidad de energía, potencia activa entre otros.

Se recomienda utilizar otros métodos de predicción ya que la regresión lineal y regresión lineal múltiple si tiene una variación de error notoria en cuanto a la predicción de curva de consumo.

Para un mejor seguimiento y visualización real de la curva de consumo de energía eléctrica se recomienda utilizar medidores inteligentes para iniciar una correcta recopilación histórica de datos y obtener una mejor predicción en la curva de consumo eléctrico ya que no se perderá ningún dato en el lapso de tiempo que se requiera.

Es recomendable tener etiquetado el talero general indicando hacia que subtablero de distribución se dirige, no se sabe con certeza que circuito energiza a ciertos equipos que están automatizados el CIITT. Esto traerá consecuencias en análisis futuros ya que se pueden ocasionar pérdidas eléctricas y no será fácil de prevenirlas.

Apagar Equipos No Utilizados: Fomenta una cultura de apagar los equipos eléctricos y las luces cuando no estén en uso. Esto puede marcar una gran diferencia en la reducción del consumo energético general.

Monitorización Continua: Mantén un sistema de monitorización energética en marcha para rastrear los patrones de consumo a lo largo del tiempo. Esto permitirá detectar anomalías o cambios en el consumo y abordarlos de manera proactiva.

Establecer Metas de Eficiencia: Define metas de reducción de consumo energético y trabaja en equipo para alcanzarlas. Esto podría incluir objetivos mensurables como la reducción de un cierto porcentaje de consumo en un período específico.

BIBLIOGRAFÍA

- Andersen, F. M., Jacobsen, H. K., & Gunkel, P. A. (2021). Hourly charging profiles for electric vehicles and their effect on the aggregated consumption profile in Denmark. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, *130*, 106900. <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2021.106900>
- Andersen, F. M., Larsen, H. V., & Boomsma, T. K. (2013). Long-term forecasting of hourly electricity load: Identification of consumption profiles and segmentation of customers. *Energy Conversion and Management*, *68*, 244-252. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2013.01.018>
- Banik, R., Das, P., Ray, S., & Biswas, A. (2021). Prediction of electrical energy consumption based on machine learning technique. *Electrical Engineering*, *103*(2), 909-920. <https://doi.org/10.1007/s00202-020-01126-z>
- Bastida-Molina, P., Torres-Navarro, J., Honrubia-Escribano, A., Gallego-Giner, I., & Gómez-Lázaro, E. (2023). A detailed analysis of electricity consumption at the University of Castilla-La Mancha (Spain). *Energy and Buildings*, *289*, 113046. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2023.113046>
- Bianco, V., Manca, O., & Nardini, S. (2009). Electricity consumption forecasting in Italy using linear regression models. *Energy*, *34*(9), 1413-1421. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2009.06.034>
- Botman, L., Soenen, J., Theodorakos, K., Yurtman, A., Bekker, J., Vanthournout, K., Blockeel, H., De Moor, B., & Lago, J. (2023). A Scalable Ensemble Approach to Forecast the Electricity Consumption of Households. *IEEE Transactions on Smart Grid*, *14*(1), 757-768. <https://doi.org/10.1109/TSG.2022.3191399>
- Carvalho, M., Bandeira de Mello Delgado, D., de Lima, K. M., de Camargo Cancela, M., dos Siqueira, C. A., & de Souza, D. L. B. (2021). Effects of the COVID-19 pandemic on the Brazilian electricity consumption patterns. *International Journal of Energy Research*, *45*(2), 3358-3364. <https://doi.org/10.1002/er.5877>

- Charlton, N., Greetham, D. V., & Singleton, C. (2013). Graph-based algorithms for comparison and prediction of household-level energy use profiles. *2013 IEEE International Workshop on Intelligent Energy Systems (IWIES)*, 119-124.
<https://doi.org/10.1109/IWIES.2013.6698572>
- Cherkassky, V., Roy Chowdhury, S., Landenberger, V., Tewari, S., & Bursch, P. (2011). Prediction of electric power consumption for commercial buildings. *The 2011 International Joint Conference on Neural Networks*, 666-672.
<https://doi.org/10.1109/IJCNN.2011.6033285>
- Cho, H., Goude, Y., Brossat, X., & Yao, Q. (2013). Modeling and Forecasting Daily Electricity Load Curves: A Hybrid Approach. *Journal of the American Statistical Association*, *108*(501), 7-21.
<https://doi.org/10.1080/01621459.2012.722900>
- Duy, L. V. Q., Cassells, D., & Hanly, J. (2023). Household electricity consumption: A study on the role of micro-renewable energy systems in Vietnam. *Cogent Economics & Finance*, *11*(2), 2261307.
<https://doi.org/10.1080/23322039.2023.2261307>
- Escobar, P., Martínez, E., Saenz-Díez, J. C., Jiménez, E., & Blanco, J. (2020). Modeling and analysis of the electricity consumption profile of the residential sector in Spain. *Energy and Buildings*, *207*, 109629.
<https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2019.109629>
- Fernández Jiménez, D. (2016, junio). *Modelo de predicción de la demanda eléctrica horaria a muy corto plazo: Aplicación al sistema peninsular español* (east=-3.7492200000000366; north=40.46366700000001; name=España) [Info:eu-repo/semantics/bachelorThesis]. E.T.S.I. Industriales (UPM).
<https://oa.upm.es/42869/>
- Goudah, A. A., El-Habrouk, M., Schramm, D., & Dessouky, Y. G. (2022). Customer active power consumption prediction for the next day based on historical

- profile. *Advances in Computing and Engineering*, 2(1), 17-42.
<https://doi.org/10.21622/ace.2022.02.1.017>
- Granel, R., Axon, C. J., Kolokotroni, M., & Wallom, D. C. H. (2019). A data-driven approach for electricity load profile prediction of new supermarkets. *Energy Procedia*, 161, 242-250. <https://doi.org/10.1016/j.egypro.2019.02.087>
- Guo, T., Bachmann, M., Kersten, M., & Kriegel, M. (2023). A combined workflow to generate citywide building energy demand profiles from low-level datasets. *Sustainable Cities and Society*, 96, 104694.
<https://doi.org/10.1016/j.scs.2023.104694>
- Hurtado, S. M., & Aguado, J. G. (2005). Predicción de demanda de energía en Colombia mediante un sistema de inferencia difuso neuronal. *Energética*, 33, Article 33.
- Leung, P. C. M., & Lee, E. W. M. (2013). Estimation of electrical power consumption in subway station design by intelligent approach. *Applied Energy*, 101, 634-643.
<https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2012.07.017>
- Li, K., Ma, Z., Robinson, D., Lin, W., & Li, Z. (2020). A data-driven strategy to forecast next-day electricity usage and peak electricity demand of a building portfolio using cluster analysis, Cubist regression models and Particle Swarm Optimization. *Journal of Cleaner Production*, 273, 123115.
<https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.123115>
- Lin, L., Chen, C., Wei, B., Li, H., Shi, J., Zhang, J., & Huang, N. (2023). Residential Electricity Load Scenario Prediction Based on Transferable Flow Generation Model. *Journal of Electrical Engineering & Technology*, 18(1), 99-109.
<https://doi.org/10.1007/s42835-022-01172-6>
- Lin, Z., Cheng, L., & Huang, G. (2020). Electricity consumption prediction based on LSTM with attention mechanism. *IEEEJ Transactions on Electrical and Electronic Engineering*, 15(4), 556-562. <https://doi.org/10.1002/tee.23088>

- Lü, X., Lu, T., Kibert, C. J., & Viljanen, M. (2015). Modeling and forecasting energy consumption for heterogeneous buildings using a physical–statistical approach. *Applied Energy*, *144*, 261-275. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2014.12.019>
- Luque, J., Personal, E., Perez, F., Romero-Ternero, Mc., & Leon, C. (2023). Low-dimensional representation of monthly electricity demand profiles. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, *119*, 105728. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2022.105728>
- Morteza, A., Yahyaieian, A. A., Mirzaeibonehkhater, M., Sadeghi, S., Mohaimeni, A., & Taheri, S. (2023). Deep learning hyperparameter optimization: Application to electricity and heat demand prediction for buildings. *Energy and Buildings*, *289*, 113036. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2023.113036>
- Pavlicko, M., Vojteková, M., & Blažeková, O. (2022). Forecasting of Electrical Energy Consumption in Slovakia. *Mathematics*, *10*(4), Article 4. <https://doi.org/10.3390/math10040577>
- Petrović, I., Koprivanac, D., & Cirković, E. (2023). Electrical Profile of User with Photovoltaic System. *2023 46th MIPRO ICT and Electronics Convention (MIPRO)*, 1006-1009. <https://doi.org/10.23919/MIPRO57284.2023.10159930>
- Pham, A.-D., Ngo, N.-T., Ha Truong, T. T., Huynh, N.-T., & Truong, N.-S. (2020). Predicting energy consumption in multiple buildings using machine learning for improving energy efficiency and sustainability. *Journal of Cleaner Production*, *260*, 121082. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.121082>
- Rafiq, H., Manandhar, P., Rodriguez-Ubinas, E., Barbosa, J. D., & Qureshi, O. A. (2023). Analysis of residential electricity consumption patterns utilizing smart-meter data: Dubai as a case study. *Energy and Buildings*, *291*, 113103. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2023.113103>
- Santiago, I., Moreno-Munoz, A., Quintero-Jiménez, P., Garcia-Torres, F., & Gonzalez-Redondo, M. J. (2021). Electricity demand during pandemic times: The case of

- the COVID-19 in Spain. *Energy Policy*, 148, 111964.
<https://doi.org/10.1016/j.enpol.2020.111964>
- Shi, Z., Wu, L., & Zhou, Y. (2023). Predicting household energy consumption in an aging society. *Applied Energy*, 352, 121899.
<https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2023.121899>
- Trotta, G. (2020). An empirical analysis of domestic electricity load profiles: Who consumes how much and when? *Applied Energy*, 275, 115399.
<https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2020.115399>
- Ullah, A., Haydarov, K., Ul Haq, I., Muhammad, K., Rho, S., Lee, M., & Baik, S. W. (2020). Deep Learning Assisted Buildings Energy Consumption Profiling Using Smart Meter Data. *Sensors*, 20(3), Article 3.
<https://doi.org/10.3390/s20030873>
- Zhang, J., Wang, Z., Miller, E. J., Cui, D., Liu, P., & Zhang, Z. (2023). Charging demand prediction in Beijing based on real-world electric vehicle data. *Journal of Energy Storage*, 57, 106294. <https://doi.org/10.1016/j.est.2022.106294>
- Agostini, C., Plottier, C., & Saavedra, E. (3 de Julio de 2011). Cloudform.¿. Obtenido de La Demanda Residencial por Energia Electrica en Chile:
https://d1wqtxts1xzle7.cloudfront.net/88062593/wp_013-libre.pdf?1656445661=&response-content-disposition=inline%3B+filename%3DLa_Demanda_Residencial_De_Energia_Electr.pdf&Expires=1690325501&Signature=gqp8xRcLiaBnJoGoHcxx1K4nRegYoAchpuWPZN66Ih3Dc-DCEW8BKEk
- Alarcon, J. (23 de Septiembre de 2017).
<https://dspace.ups.edu.ec/bitstream/123456789/13543/3/UPS-KT00161.pdf>.
 Obtenido de <https://dspace.ups.edu.ec/bitstream/123456789/13543/3/UPS-KT00161.pdf>: <https://dspace.ups.edu.ec/bitstream/123456789/13543/3/UPS-KT00161.pdf>
- Batanero, C., & Godino, J. (2021). Análisis de datos y su didáctica. Granada.

- Batista, A. C. (2019). Regresión lineal simple y múltiple: aplicación en la predicción de variables naturales relacionadas con el crecimiento microalgal. *Scielo* vol 29.
- Bermeo, K. (2017). Modelado y pronóstico de la demanda de la electricidad: perspectiva de gestión de riesgo. En K. B.
- Cobo, B., & Diaz, C. (2003). *MEDIA, MEDIANA Y MODA*. Lleida.
- Dagnino, J. (2014). Análisis de varianza. En J. Dagnino, *Revista Chilena de Anestesia* (págs. 306-310).
- Dagnino, J. (2014). Análisis de Varianza. En J. Dagnino, *Bioestadística y Epidemiología* (págs. 306-310).
- Departamento de desarrollo regional. (1974). *Cuenca del río de la plata*. Bolivia.
- Geogebra. (s.f.). Media y mediana. Obtenido de http://geogebra.es/cvg_primaria/05/html/mediana.html
- Gonzalez, I. (2004). Realización de un análisis discriminante explicativo del rendimiento académico en la universidad. En I. Gonzalez, *Revista de Investigación Educativa* (págs. 43-59).
- Orellana, M., & Cedillo, P. (2020). Detección de valores atípicos con técnicas de minería de datos y métodos estadísticos. En M. Orellana, & P. Cedillo, *Enfoque UTE* (págs. 56-67). Quito.
- Pardo, C. E., & Del Campo, P. C. (2007). Combinación de métodos factoriales y de análisis de conglomerados en R: el paquete FactoClass. En *Revista colombiana de estadística* (págs. 231-245). Bogotá.
- Paucar, E. (2020). Pronóstico de perfiles de consumo de electricidad a través de modelos estadísticos y desarrollo de una metodología comparativa. Cuenca.
- Paucar, P., & Yubi, L. (12 de Octubre de 2020). Universidad Politécnica Salesiana. Obtenido de PRONOSTICO DE PERFILES DE CONSUMO DE ELECTRICIDAD: <https://dspace.ups.edu.ec/bitstream/123456789/18288/1/UPS-CT008667.pdf>

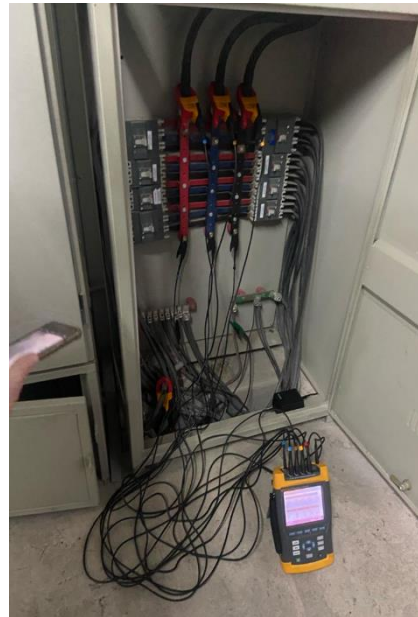
- Peláez, I. M. (2016). Peláez, I. M. (2016). Modelos de regresión: lineal simple y regresión logística. En I. M. Peláez, Revista Seden (págs. 195-214).
- REPSOL. (2020). REPSOL. Obtenido de Hacia un consumo en el hogar más sostenible: <https://www.repsol.com/es/energia-futuro/futuro-planeta/consumo-energetico/index.cshhtml#:~:text=El%20consumo%20energ%C3%A9tico%20es%20la,de%20gasoil%20y%20de%20biomasa.>
- Rojan, Y. (2020). Métodos híbridos para la predicción de flujo de tráfico a corto plazo basados en el modelo ARIMA-GARCJ y la red neuronal Wavelet.
- Romero, P., & Lázaro, C. G. (2009). Estadística descriptiva e inferencial. En P. Romero, & C. G. Lázaro, Revista el auge de la estadística en el siglo XX (págs. 165-176).
- Roy, I., Rivas, R., Perez, M., & Palacios, L. (2019). Correlación: no toda correlación implica causalidad. En I. Roy, R. Rivas, M. Perez, & L. Palacios.
- Serrano, L. S. (2018). Aplicación de métodos estadísticos para el análisis y predicción de perfiles de consumo de energía.
- Stephens, L., & Spiegel, M. (2009). Estadística. Cuenca: McGraw Hill México.
- UNAM. (3 de Marzo de 2018). UNAM. Obtenido de El Método Estadístico: <https://www.unamenlinea.unam.mx/recurso/83050-el-metodo-estadistico#:~:text=El%20m%C3%A9todo%20estad%C3%ADstico%20consiste%20en,Espa%C3%B1ol.>
- Gpsccc, G. (2023). PLIEGO TARIFARIO DEL SERVICIO PÚBLICO DE Código: ENERGÍA ELÉCTRICA. 03.

ANEXOS

Instalación de equipos FLUKE 434/435



A)



B)



C)



D)



E)



F)



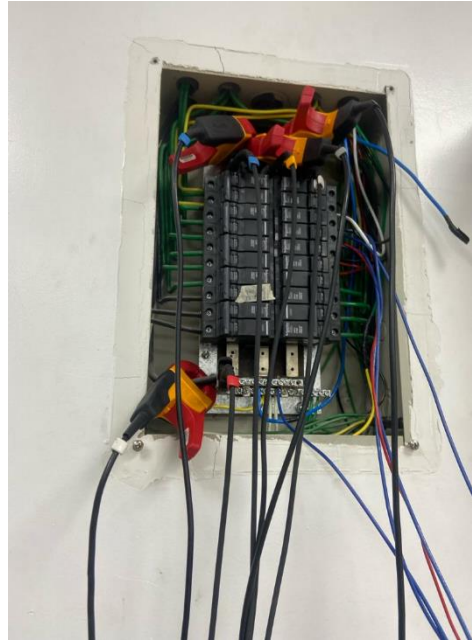
G)



H)



I)



J)



K)



L)



M)



N)



O)

AUTORIZACION DE PUBLICACION EN EL REPOSITORIO INSTITUCIONAL

Nosotros, **Henry Paul Beltrán Crespo** y **Jhostin Andrés Morales Ortega** portadores de las cédulas de ciudadanía N.º 0106742554 y 0350030805. En calidad de autores y titulares de los derechos patrimoniales del trabajo de titulación **“APLICACIÓN DEL MÉTODO ESTADÍSTICO PARA EL ANÁLISIS Y PRONÓSTICO DE PERFILES DE CONSUMO DE ENERGÍA ELÉCTRICA. CASO DE ESTUDIO CIITT EN LA UCACUE”** de conformidad a lo establecido en el artículo 114 Código Orgánico de la Economía Social de los Conocimientos, Creatividad e Innovación, reconocemos a favor de la Universidad Católica de Cuenca una licencia gratuita, intransferible y no exclusiva para el uso no comercial de la obra, con fines estrictamente académicos, Así mismo; autorizamos a la Universidad para que realice la publicación de este trabajo de titulación en el Repositorio Institucional de conformidad a lo dispuesto en el artículo 144 de la Ley Orgánica de Educación Superior.

Cuenca, **31 de octubre de 2023**

F: 
Henry Paul Beltrán Crespo
0106742554

F: 
Jhostin Andrés Morales Ortega
0350030805