



UNIVERSIDAD CÉSAR VALLEJO

FACULTAD DE INGENIERÍA Y ARQUITECTURA

**ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA MECÁNICA
ELÉCTRICA**

Metodología de regresión lineal con Machine Learning para la
compensación de la energía reactiva en instalaciones industriales

TESIS PARA OBTENER EL TÍTULO PROFESIONAL DE:

Ingeniero Mecánico Electricista

AUTORES:

Gomez Enrique, Juan Luis (orcid.org/0000-0002-6753-9997)

Sanchez Calvay, Neyser Edgar (orcid.org/0000-0002-6543-3347)

ASESORA:

Mg. Serrepe Ranno, Miriam Marcela (orcid.org/0000-0001-9342-1717)

LÍNEA DE INVESTIGACIÓN:

Sistemas y Planes de Mantenimiento

LÍNEA DE RESPONSABILIDAD SOCIAL UNIVERSITARIA:

Enfoque de género, inclusión social y diversidad cultural

TRUJILLO – PERÚ

2023

Dedicatoria

La presente Tesis está dedicada en primer lugar a Dios, porque él es el dador de la vida, sin él no habiéramos podido concluir tantas cosas que planificamos a lo largo de nuestra carrera, a mis padres por su tiempo y dedicación mostrándome su apoyo incondicional y sus consejos, a mis hermanos por sus palabras de aliento frente a cada desanimo, a mis hijos porque gracias a ellos tengo la fuerzas para seguir adelante pese a las dificultades que se presentan en el camino y por último pero no menos importante a la compañera de vida que tengo a mi lado, y que me ha brindado su confianza y amor en momentos donde pensé que no podía hacerlo por sí solo.

Agradecimientos

Me siento agradecido de poder contar con tantas personas a mi alrededor que de alguna manera me están ayudando a hacer realidad la culminación de mi carrera profesional, empezando con mi creador Jehová, mis padres, hermanos, esposa e hijos.

Agradezco mucho a mis maestros de la universidad, uno de ellos es la Mg. Serrepe Ranno, Miriam Marcela por impartir sus conocimientos sirviendo como una guía en la realización y culminación de este trabajo de investigación.

Agradezco a mis compañeros, con lo poco que nos hemos conocido, se ha estrechado lazos de amistad y de apoyo en el conocimiento que compartimos durante clase y fuera de ella, gracias por todo este tiempo juntos.

DECLARATORIA DE AUTENTICIDAD DEL ASESOR



UNIVERSIDAD CÉSAR VALLEJO

**FACULTAD DE INGENIERÍA Y ARQUITECTURA
ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA MECÁNICA ELÉCTRICA**

Declaratoria de Autenticidad del Asesor

Yo, SERREPE RANNO MIRIAM MARCELA, docente de la FACULTAD DE INGENIERÍA Y ARQUITECTURA de la escuela profesional de INGENIERÍA MECÁNICA ELÉCTRICA de la UNIVERSIDAD CÉSAR VALLEJO SAC - TRUJILLO, asesor de Tesis Completa titulada: "METODOLOGIA DE REGRESIÓN LINEAL CON MACHINE LEARNING PARA LA COMPENSACIÓN DE LA ENERGIA REACTIVA EN INSTALACIONES INDUSTRIALES", cuyos autores son GOMEZ ENRIQUEZ JUAN LUIS, SANCHEZ CALVAY NEYSER EDGAR, constato que la investigación tiene un índice de similitud de 17.00%, verificable en el reporte de originalidad del programa Turnitin, el cual ha sido realizado sin filtros, ni exclusiones.

He revisado dicho reporte y concluyo que cada una de las coincidencias detectadas no constituyen plagio. A mi leal saber y entender la Tesis Completa cumple con todas las normas para el uso de citas y referencias establecidas por la Universidad César Vallejo.

En tal sentido, asumo la responsabilidad que corresponda ante cualquier falsedad, ocultamiento u omisión tanto de los documentos como de información aportada, por lo cual me someto a lo dispuesto en las normas académicas vigentes de la Universidad César Vallejo.

TRUJILLO, 12 de Diciembre del 2023

Apellidos y Nombres del Asesor:	Firma
SERREPE RANNO MIRIAM MARCELA DNI: 06437594 ORCID: 0000-0001-9342-1717	Firmado electrónicamente por: SRANNOMM el 14- 12-2023 09:43:43

Código documento Trilce: TRI - 0694083

DECLARATORIA DE ORIGINALIDAD DE AUTORES



UNIVERSIDAD CÉSAR VALLEJO

FACULTAD DE INGENIERÍA Y ARQUITECTURA

ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA MECÁNICA ELÉCTRICA

Declaratoria de Originalidad de los Autores

Nosotros, GOMEZ ENRIQUEZ JUAN LUIS, SANCHEZ CALVAY NEYSER EDGAR estudiantes de la FACULTAD DE INGENIERÍA Y ARQUITECTURA de la escuela profesional de INGENIERÍA MECÁNICA ELÉCTRICA de la UNIVERSIDAD CÉSAR VALLEJO SAC - TRUJILLO, declaramos bajo juramento que todos los datos e información que acompañan la Tesis Completa titulada: "METODOLOGIA DE REGRESIÓN LINEAL CON MACHINE LEARNING PARA LA COMPENSACIÓN DE LA ENERGIA REACTIVA EN INSTALACIONES INDUSTRIALES", es de nuestra autoría, por lo tanto, declaramos que la Tesis Completa:

1. No ha sido plagiada ni total, ni parcialmente.
2. Hemos mencionado todas las fuentes empleadas, identificando correctamente toda cita textual o de paráfrasis proveniente de otras fuentes.
3. No ha sido publicada, ni presentada anteriormente para la obtención de otro grado académico o título profesional.
4. Los datos presentados en los resultados no han sido falseados, ni duplicados, ni copiados.

En tal sentido asumimos la responsabilidad que corresponda ante cualquier falsedad, ocultamiento u omisión tanto de los documentos como de la información aportada, por lo cual nos sometemos a lo dispuesto en las normas académicas vigentes de la Universidad César Vallejo.

Nombres y Apellidos	Firma
JUAN LUIS GOMEZ ENRIQUEZ DNI: 18126599 ORCID: 0000-0002-6753-9997	Firmado electrónicamente por: JLGOMEZEN el 12-12- 2023 21:54:58
NEYSER EDGAR SANCHEZ CALVAY DNI: 40867849 ORCID: 0000-0002-6543-3347	Firmado electrónicamente por: NSANCHEZCAL el 12- 12-2023 20:59:06

Código documento Trilce: TRI - 0694085

Índice de contenidos

Dedicatoria.....	ii
Agradecimientos.....	iii
Declaratoria de autenticidad del asesor.....	iv
Declaratoria de originalidad de los autores.....	v
Índice de tablas.....	vi
Índice de gráficos y figura.....	vii
Resumen.....	viii
Abstract.....	ix
I. INTRODUCCIÓN.....	10
II. MARCO TEÓRICO.....	11
III. METODOLOGÍA.....	21
3.1 Tipo y diseño de investigación.....	21
3.2 Variables y operacionalización.....	21
3.3 Población, muestra y muestreo.....	22
3.4 Técnicas e instrumentos de recolección de datos.....	22
3.5 Procedimientos.....	23
3.6 Método de análisis de datos.....	24
3.7 Aspectos éticos.....	25
IV. RESULTADOS.....	26
V. DISCUSIÓN.....	43
VI. CONCLUSIONES.....	46
VII. RECOMENDACIONES.....	48
REFERENCIAS.....	49
ANEXOS.....	54

Índice de tablas

Tabla 1: Potencia aparente nominal del motor de 340 HP	31
Tabla 2: Potencia activa nominal del motor de 340 HP.....	31
Tabla 3: Potencia reactiva nominal del motor de 340 HP.....	31
Tabla 4: Potencia aparente nominal del motor de 250 HP	32
Tabla 5: Potencia activa nominal del motor de 250 HP	33
Tabla 6: Potencia reactiva nominal del motor de 250 HP.....	33
Tabla 7: Potencia aparente nominal del motor de 125 HP	34
Tabla 8: Potencia activa nominal del motor de 125 HP	34
Tabla 9: Potencia reactiva nominal del motor de 125 HP.....	34
Tabla 10: Capacidad de condensadores para cada motor de la instalación	36
Tabla 11: Característica de condensadores para cada motor de la instalación	36
Tabla 12: Nueva energía reactiva consumida de la red para cada motor	37
Tabla 13: Nuevo ángulo de desfase en cada motor.....	37
Tabla 14: Número de condensadores para cada motor.....	41

Índice de gráficos y figuras

Figura 1. Triángulo de potencia	13
Figura 2. Triángulo de potencia con compensación	13
Figura 3. Esquema de la compensación individual del factor de potencia	14
Figura 4. Esquema de la compensación grupal del factor de potencia	14
Figura 5. Esquema de la compensación central del factor de potencia	15
Figura 6: Proceso básico del <i>Machine Learning</i>	17
Figura 7. Tipos de aprendizaje en el <i>Machine Learning</i>	17
Figura 8. Procedimiento de la investigación	24
Figura 15: Triángulo de potencias sin compensación del motor de 340 HP	32
Figura 16. Triángulo de potencias sin compensación del motor de 250 HP	33
Figura 17. Triángulo de potencias sin compensación del motor de 125 HP	35
Figura 18. Triángulo de potencias con compensación del motor 340 HP	37
Figura 19. Compensación individual del motor de 340 HP	38
Figura 20. Triángulo de potencias con compensación del motor 250 HP	38
Figura 21: Compensación individual del motor de 250 HP	39
Figura 22: Triángulo de potencias con compensación del motor 125 HP	39
Figura 23: Compensación individual del motor de 125 HP	39
Tabla B – 1: Registro del analizador de redes	56
Figura C – 1: Placa característica del motor de 340 HP	57
Figura C – 2: Placa característica del motor de 250 HP	57
Figura C – 3: Placa característica del motor de 125 HP	58

Resumen

En este estudio, se planteó como meta desarrollar un enfoque de regresión lineal con Machine Learning para la compensación de energía reactiva en instalaciones industriales. Se adoptó una metodología de investigación aplicada con un diseño no experimental, empleando variables cuantitativas. Para alcanzar el objetivo, se examinaron las características del suministro eléctrico mediante un analizador de redes, luego se procesó los datos recopilados en Matlab, aplicando la metodología de *Machine Learning*. En base a los datos recopilados, se dimensionó un banco de condensadores, obteniendo una compensación de energía reactiva de 202.50 kVAR y un factor de potencia de 0.97. Finalmente, se evaluó la viabilidad del proyecto, utilizando el beneficio obtenido y la inversión necesaria para la ejecución del proyecto. Los resultados indicaron que la propuesta de compensación de energía reactiva es altamente factible.

Palabras clave: Regresión, lineal, compensación, reactiva, machine, learning

Abstract

In this study, the goal was to develop a focus of linear regression with Machine Learning to the reactive power compensation in industrial installations. It was adopted a research methodology applied with a non-experimental design, using quantitative variables. To achieve the objective, the characteristics of the electrical supply were examined through a net analyzer, then the collected data were processed in Matlab, applying the methodology of Machine learning. On the basis of collected data, the capacitor bank was sized, getting a reactive power compensation of 202.50 Kvar and a potency factor of 0.97. Finally, the project viability was evaluated, using benefit obtained and the investment required to Project delivery. The results indicated that the proposition of the reactive power compensation is highly feasible.

Keywords: Regression, Linear, compensation, reactive, Machine, Learning

I. INTRODUCCIÓN

Citando la Fundación Red de Energía (2022), El principal desafío de la civilización moderna radica en optimizar al máximo la energía disponible, teniendo como meta garantizar un desarrollo continuo de las actividades industriales en las ciudades. En los procesos industrializados, las máquinas eléctricas con baja eficiencia energética pueden resultar en un despilfarro de recursos. La eficiencia energética se convierte en un factor crucial para afrontar el constante aumento en la demanda de energía eléctrica. Las inversiones necesarias para adaptarse a esta demanda pueden consistir en modificar la forma en que se consume la energía y llevar a cabo los mantenimientos correspondientes. Esta estrategia se muestra más viable que la expansión de la red energética.

Una variable fundamental de la eficiencia energética es el factor de potencia (PF), un reducido factor de potencia puede generar altas corrientes, pérdidas térmicas excesivas, voltajes dañinos y daños a los equipos eléctricos, por el contrario, mantener un factor de potencia alto es positivo para el medioambiente, debido a que incrementar la eficiencia de la red (Hasmi et al., 2020). Además, es necesario recalcar que un bajo factor de potencia requiere de un gasto mayor en equipamientos adicionales que permitan contrarrestar dicha deficiencia en el factor de potencia, sin mencionar que la empresa en cuestión se expone a sanciones estatales por la baja eficiencia de dicho factor (Clifford Power, 2013).

La demanda de la energía eléctrica aumentó considerablemente en todo el mundo, durante estos últimos años. Los motores eléctricos son las máquinas con más consumo de energía en el sector industrial, con un total aproximado al 65 % de energía para dicho sector. Este dato es un factor importante del consumo de la energía para las empresas, lo cual genera un incentivo para el aumento de la eficiencia energética en los motores eléctricos (PROCOBRE, 2019).

Se muestra que la eficiencia energética varía en cada país, específicamente en la nación peruana, el sector industrial representa el mayor consumo de la energía eléctrica generada. Debido a la importancia del sector industrial, se podría desarrollar o mejorar los métodos que permitan optimizar la eficiencia en dicho sector (El Banco de Desarrollo de América Latina, 2020).

Considerando lo mencionado anteriormente, en caso de que se logre desarrollar un método de compensación para cargas inductivas, que permita optimizar el factor de potencia en las plantas de producción industrial, se podría aumentar la eficiencia energética de una empresa específica. Esto plantea la siguiente interrogante: ¿Cuál sería el método más viable para la compensación de energía reactiva en una planta industrial?

Encontrar un enfoque que posibilite mejorar el factor de potencia en los motores trifásicos resultaría en una reducción del consumo de energía reactiva, lo que a su vez conllevaría a menores costos económicos asociados al uso mensual de energía eléctrica de la red en la empresa. Además, este logro representaría una significativa contribución a nivel global para el Perú, al alinearse con la "agenda 2030" de la Organización de las Naciones Unidas, la cual engloba 17 objetivos. En este contexto, la investigación propuesta aportaría específicamente al objetivo número doce de la agenda, que se centra en fomentar la "producción y consumo responsables".

El objetivo general de la presente investigación es elaborar una metodología de regresión lineal con Machine Learning para la compensación de la energía reactiva en instalaciones industriales, así mismo se plantea respectivamente los objetivos específicos. Primeramente, estudiar las características del suministro eléctrico mediante el analizador de redes usando Machine Learning (ML). Posteriormente, determinar los parámetros energéticos iniciales planta en estudio. Consecutivamente, evaluación de la compensación de potencia reactiva y factor de potencia. Por último, estimar el nivel de factibilidad de la implementación del proyecto.

II. MARCO TEÓRICO

Las máquinas eléctricas son indispensables para las actividades industriales de la sociedad, se puede definir como cualquier equipo que puede convertir la energía mecánica en energía eléctrica o viceversa, como puede ser el generador o motor eléctrico (Chapman, 2012).

La potencia consumida por las máquinas eléctricas es un parámetro fundamental en las instalaciones industriales, se define como el trabajo en función del tiempo (Chapman, 2012). En máquinas eléctricas de corriente continua la potencia es el producto de la corriente por el voltaje, sin embargo, en máquinas eléctricas de corriente alterna, la potencia se divide en potencia aparente, potencia activa y potencia reactiva (Chapman, 2012).

La potencia aparente es la energía total consumida y es una variable fundamental para dimensionar las redes eléctricas (Riese, 2014).

La potencia aparente entrante en el motor trifásico se obtiene utilizando la ecuación 2.1 (Hoffman, 2004).

$$S = \sqrt{3} \times U \times I \dots \dots (2.1)$$

Donde:

S es la potencia aparente en Volts – Amperios (VA).

U es el voltaje que entra al motor en voltios.

I es el valor de la corriente eléctrica entrante en amperios.

No toda la potencia aparente se transforma en energía eléctrica útil para accionar el mecanismo del motor, la fracción de la potencia aparente que se convierte en energía activa para el bobinado (Hoffman, 2004).

La potencia real o activa es definida como ese componente de la potencia aparente que se convierte en otra forma de energía, como puede ser la potencia mecánica, se puede calcular utilizando la ecuación (2.2) (Riese, 2014).

$$P_{elec} = \sqrt{3} \times U \times I \times \cos \theta \dots \dots (2.2)$$

Donde:

P_{elec} es la potencia activa en Watts.

θ es el ángulo de desfase entre la potencia activa y aparente en grados decimales.

La fracción de la potencia aparente restante, se denomina energía reactiva, la cual es empleada por todos los consumidores que usan campos magnéticos para el funcionamiento de equipos como motores eléctricos y transformadores. La corriente reactiva es usada para crear campos magnéticos, la cual no es disipada, pero se encuentra alternando constantemente entre el generador y el consumidor (Riese, 2014).

Para el cálculo de la potencia reactiva, se puede utilizar la ecuación 2.3.

$$Q = \sqrt{3} \times U \times I \times \text{sen } \theta \dots \dots (2.3)$$

Donde:

Q es la potencia reactiva en Volts – Amperios Resistivos (VAR).

El factor de potencia es un ángulo de desplazamiento entre la corriente y el voltaje, es una variable importante para el cálculo de los componentes de la potencia aparente. Generalmente, el factor de potencia a carga nominal está dado por la placa característica de la maquina eléctrica en cuestión (Riese, 2014).

Se puede determinar el factor de potencia ($\cos \theta$), utilizando una relación entre la potencia activa y la potencia aparente, como se visualiza en la ecuación 2.4.

$$\cos (\theta) = \frac{P}{S} \dots \dots (2.4)$$

En caso contrario, se puede utilizar la ecuación 2.5 para determinar el ángulo (θ) del factor de potencia, siendo un método factible para establecer una proporción entre la energía reactiva y la energía activa, como se visualiza en la Figura 1.

$$\tan (\varphi) = \frac{Q}{P} \dots \dots (2.5)$$

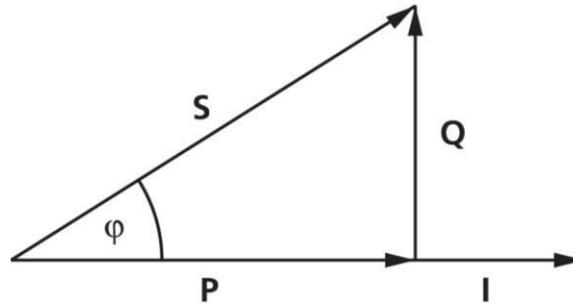


Figura 1. Triángulo de potencia

Fuente: Peter Riese

Los sistemas de distribución de potencias deben ser dimensionados para transportar la potencia aparente, manteniéndola lo más reducida como sea posible. Sí es necesario se deben dimensionar capacitadores para que sean instalados en paralelo en el consumidor (Riese, 2014).

La energía reactiva (Q_c) corregida por los capacitores está dada por la diferencia entre la energía reactiva (Q_1) antes de la corrección y la energía reactiva después de la corrección (Q_2), como se visualiza en la Figura 2.

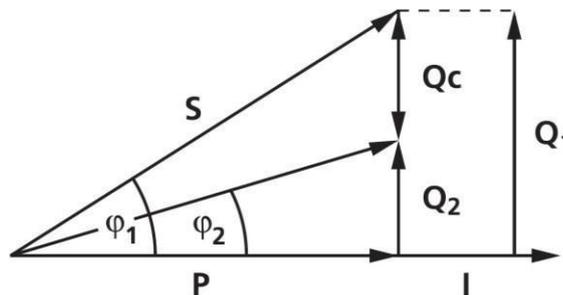


Figura 2: Triángulo de potencia con compensación

Fuente: Peter Riese

Para determinar la energía reactiva corregida, se puede emplear la ecuación 2.6.

$$Q_c = P \times (\tan \theta_1 - \tan \theta_2) \dots \dots \dots (2.6)$$

Donde:

Q_c es la potencia reactiva corregida en el sistema en VAR.

θ_1 es el ángulo de desfase inductivo antes de la corrección

θ_2 es el ángulo de desfase inductivo después de la corrección.

Una compensación individual del factor de potencia es la instalación de capacitores en paralelo para cada carga inductiva del consumidor. Este método se aplica generalmente para compensar el factor de potencia en transformadores, para máquinas en operación continua y máquinas con cables que no permiten margen de error. Las ventajas de este método es que la energía reactiva requerida de la red es eliminada y simboliza un bajo costo por kVar. Entre las desventajas de este método es que su implementación tiene un costo elevado, el factor de potencia se distribuye a través de toda la instalación y se debe sobredimensionar los capacitores para corregir el factor (Riese, 2014).

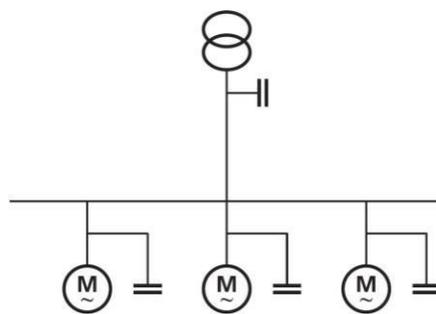


Figura 3. Esquema de la compensación individual del factor de potencia

Fuente: Peter Riese

La compensación del factor de potencia grupal es empleada para aquellas máquinas eléctricas que se encuentren operando constantemente, las cuales al mismo tiempo pueden agruparse y conectarse a un mismo capacitor. Entre las ventajas, es un método muy similar al método de corrección individual, pero es más efectiva económicamente. Entre las desventajas, este método solo es factible para consumos que se encuentren operando constantemente al mismo tiempo (Riese, 2014).

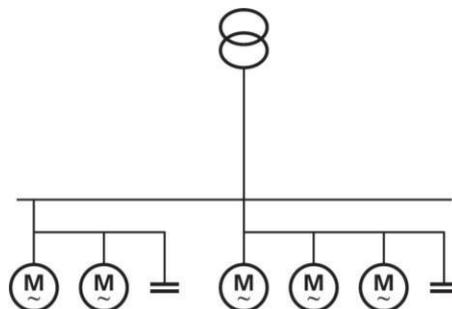


Figura 4. Esquema de la compensación grupal del factor de potencia

Fuente: Peter Riese

La compensación central del factor de potencia es un método usado en muchas instalaciones. Una corrección del factor de potencia centralizado es fácil de monitorear. Los relés de control modernos para energía reactiva permiten conocer el estado del contactor, por lo tanto, la corriente activa y reactiva, incluyendo los armónicos presentes en el sistema de distribución de potencia, pueden ser monitoreados constantemente. Entre las ventajas, es un método es que se requiere menos capacitores, en comparación con los métodos previos, y es menos costoso para los sistemas de distribución con problemas de armónicos. Entre las desventajas, la corriente reactiva en los sistemas de distribución no es reducida y se requiere costos adicionales para el sistema de control (Riese, 2014).

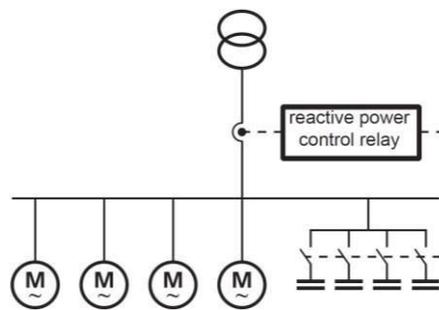


Figura 5. Esquema de la compensación central del factor de potencia

Fuente: Peter Riese

Para la corrección individual del factor de potencia en motores, los capacitores instalados deben ser el 90.00% de la potencia aparente en vacío del motor en cuestión (Riese, 2014).

Para motores que se encuentran sometidos a cargas nominales o cercanas a la misma, se puede utilizar la ecuación 2.7 (Riese, 2014).

$$Q_c = 0.90 \times \sqrt{3} \times V \times I_0 \dots \dots \dots (2.7)$$

Donde:

I_0 es la corriente en vacío del motor

Para el caso en cuestión, los capacitores estarían conectados directamente en los terminales del motor, no hay necesidad de proveer de sistemas de protección adicionales para los capacitores, ya que la misma protección que dispone el motor se extiende hasta los capacitores (Riese, 2014).

Para calcular la nueva corriente consumida por el motor con compensación, se utiliza la proporción del factor de potencia corregido y la corriente nominal del motor, empleando la ecuación 2.8 (Riese, 2014).

$$I_{th} = \frac{\cos \varphi_1}{\cos \varphi_2} \times I_n \dots \dots \dots (2.8)$$

Donde:

$\cos \varphi_1$ es el factor de potencia antes de la corrección

$\cos \varphi_2$ es el factor de potencia después de la corrección

I_n es la corriente nominal del motor en amperios

Para analizar los datos de consumo energético en motores eléctricos, se pueden aplicar métodos de análisis estadístico y computacional. En este contexto, cabe destacar la utilización de la metodología por Machine Learning (ML).

El ML es un programa creado para aprender y se dice que un programa computacional está aprendiendo cuando desde un conjunto de datos improvisa un determinado comportamiento para la resolución de un conjunto de tareas (Mitchell, 1997).

El proceso básico del ML puede dividirse en tres partes (Dutt *et al.*, 2019).

- **Datos entrantes:** Información utilizada como base en la toma de decisión futura, siendo la única fuente de alimentación para el conocimiento del programa.
- **Abstracción:** La información es procesada se convierte en un mapa conceptual o modelo, el cual es una representación del conocimiento resumido de los datos ingresados previamente.
- **Generalización:** El modelo, previamente creado, es entrenado en función de los datos ingresados, con la finalidad de tomar decisiones lógicas en nuevos datos desconocidos.



Figura 6: Proceso básico del Machine Learning

Fuente: Dutt, Chandramouli y Kumar

Existen diferentes tipos de ML, se pueden clasificar como se visualiza en la Figura 7 (Dutt *et al.*, 2019).

- **Aprendizaje supervisado:** También llamado aprendizaje de predicción, en donde un programa predice variables desconocidas basándose en información similar a las variables.
- **Aprendizaje no supervisado:** También llamado aprendizaje descriptivo, en donde un programa busca patrones en variables desconocidas mediante un conjunto de variables similares.
- **Aprendizaje de reforzamiento:** Donde un programa aprende de sus actos y alcanza determinadas metas ingresadas por el usuario.

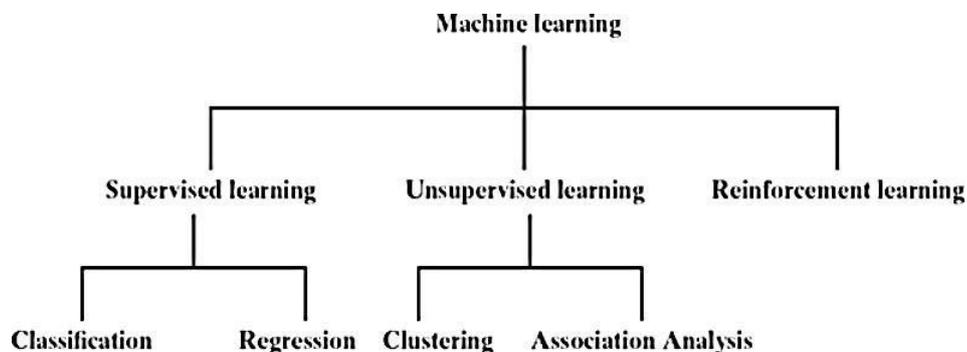


Figura 7: Tipos de aprendizaje en el Machine Learning

Fuente: Dutt, Chandramouli y Kumar

La principal motivación del aprendizaje supervisado es aprender desde la información pasada. Por lo tanto, el programa necesita una información básica, la cual se convierte en experiencia o también llamado “datos de entrenamiento” (Dutt *et al.*, 2019).

Resaltando el tipo de entrenamiento supervisado por regresión, esta se puede definir como una predicción numérica. Además, este método usa una relación de variables, las cuales estudia y predice en función de los datos. Fundamentalmente, el modelo de regresión lineal se expresa mediante una tendencia recta pendiente, como se visualiza en la ecuación 2.9 (Dutt *et al.*, 2019).

$$y = \beta x + c \dots \dots \dots (2.9)$$

Donde:

y es la variable de estudio de interés.

β es un número real, múltiplo de la variable x .

c es un número real, definido como complemento de la ecuación.

Emerson y Kenyi (2020) en su publicación “Compensación de energía reactiva y los costos por consumo en la empresa Productos del País S. A. en la provincia de Huanta-Ayacucho” explica el cambio de la compensación de energía reactiva sobre los costos del consumo energético, utilizando como medio el banco de condensadores. Entre los resultados encontrados, se destaca que la compensación de energía reactiva impacto positivamente en la reducción de costos energéticos en la empresa en cuestión, alcanzando una reducción del 26% de la energía reactiva consumida. Además, en la instalación se logró alcanzar un factor de potencia de 0.96, en base a este dato, se deduce que el consumo de energía reactiva no supera el 30% de la potencia activa solicitada.

Ivan Guadalupe (2020), en su investigación “Análisis de la eficiencia del banco de condensadores por incremento de potencia activa en la subestación eléctrica de Chimay, provincia de Jauja, región Junín” se establece que los bancos de condensadores tienen un impacto en el factor de potencia al disminuir la potencia reactiva en el sistema eléctrico. Los datos estadísticos y los cálculos realizados permiten concluir que el banco de condensadores se encuentra en un estado eficiente y contribuye a la reducción de la potencia reactiva del transformador en la subestación eléctrica de Chimay.

Iván Cano (2020) en su publicación “Analizador de redes trifásicas” establece como objetivo la medición y el correcto análisis de los parámetros obtenidos de un analizador de redes. El presente autor define un analizador de redes eléctricas

como un instrumento que permite calcular las propiedades de una instalación eléctrica en cuestión, entre los cuales se resalta la potencia y factor de potencia. Así como también, parámetros como los armónicos, variaciones de tensión, distorsiones y el valor eficaz de la corriente alterna.

Zeng, Wu, Ding, Bi, Xu y Ding (2021), en su artículo titulado como “Two-stage robust optimization for practical reactive power in distribution network based on multiple constraint convex approximation” establece que, para el análisis de datos orientados a la compensación de energía reactiva, es ideal realizar un registro de datos históricos, en los cuales se debe realizar una correlación entre cada uno y calcular el nivel de incertidumbre. El autor resalta que el procesamiento de datos se realizó de manera estadística mediante el uso de Matlab. Entre los resultados hallados, el autor señala que este método es eficaz y permite la obtención de cálculos precisos.

Montero Granados (2020), en su artículo titulado como “Modelos de regresión lineal múltiple” tenía como objetivo estudiar los métodos de modelización de datos, específicamente el de la regresión lineal. El autor define la linealización de datos como una relación lineal de variables entre dependientes e independientes. Para variables cuantitativas, las operaciones matemáticas más empleadas en este tipo de procesos son logaritmos o polinomios. Además, se resalta que existen diversas formas de expresar los modelos de regresión lineal, donde la más correcta sería la que contiene mayor precisión entre datos, en otras palabras, la que contiene el menor porcentaje de error.

Prakash Borpatra (2022) en su investigación titulada “The Quest for Robust Model Selection Methods in Linear Regression” establece que la regresión lineal es utilizada frecuentemente en las técnicas de análisis estadístico, para indagar y modelar el comportamiento entre dos variables, así como también su predicción. El autor señala que, para seleccionar el modelo de regresión lineal, se debe visualizar la tendencia de cada uno y escoger la tendencia que mejor se acople a los datos depositados.

Jacob Hallman (2019) en su publicación “A comparative study on Linear Regression and Neural Networks for estimating order quantities of powder blends” define que

la regresión lineal es aplicada en numerosas áreas de investigación, siendo un modelo que estudia la relación entre múltiples variables. El autor señala que el objetivo de este método de análisis estadístico es buscar una ecuación que mejor proyecte cada punto de una determinada data, teniendo un margen de error lo más reducidamente posible. Además, se resalta que un factor importante para medir el nivel de error en un modelo de regresión es el coeficiente de determinación (R^2) el cual puede ser interpretado como el nivel de variación en la tendencia entre datos, dicha variable toma un valor entre 0 y 1, donde los cercanos a la unidad simboliza que cada punto de la regresión coincide perfectamente con la tendencia. El autor señala que un valor medio de 0.70 para el coeficiente de determinación es suficiente para considerar una regresión adecuada.

Julia Kagan (2023) en su artículo titulado “Payback Period Explained, With the Formula and How to Calculate it” establece la ecuación 2.10 para calcular el retorno de la inversión de un proyecto.

$$Pr = \frac{Ci}{Ba} \dots \dots \dots (2.10)$$

Donde:

Pr es el periodo del retorno de la inversión en años.

Ci son los costos involucrados para la ejecución del proyecto en dólares.

Ba es el beneficio anual en dólares por año.

III. METODOLOGÍA

3.1 Tipo y diseño de investigación

La presente investigación fue de tipo aplicada, ya que se dio solución a un problema persistente en toda la empresa. Por lo tanto, la investigación de tipo aplica es la que está orientada a la solución objetiva de los problemas en los procesos de producción, distribución y consumos de bienes y servicios de cualquier actividad, de tipo industrial principalmente, infraestructural, comercial, comunicacional, servicios, etc. (Ñaupas y Villagómez, 2014).

Nivel de investigación: La investigación fue explicativa, debido a que describe cada variable, para luego empezar a explicar los efectos de la variable en la funcionabilidad de la empresa (Ñaupas y Villagómez, 2014).

Diseño de investigación: no experimental, limitándose al análisis de una o diversas variables. Por lo tanto, se determina como una investigación correlacional, describiendo la conexión entre dos o más categorías (Hernández, Collado y Baptista).

3.2 Variables y operacionalización

Variable dependiente: Metodología de regresión lineal con ML.

Definición conceptual: Programa diseñado con el propósito de adquirir conocimientos, aprendiendo a partir de un conjunto de datos previamente insertados y desarrollando un comportamiento específico para realizar o predecir un conjunto de tareas (Mitchell, 1997).

Definición operacional: Programa computacional diseñado por una persona para el aprendizaje automático, utilizando como base un conjunto de datos, permitiendo el desarrollo de un conjunto de conocimientos que puedan ejecutar nuevas tareas y/o predecir nuevos datos (Mitchell, 1997).

Variable independiente: Compensación de energía reactiva.

Definición conceptual: Reducción o suministro alternativo de una alta demanda de corriente reactiva, la cual simboliza un pobre factor de potencia en el sistema eléctrico (Riese, 2014).

Definición operacional: Método utilizado que disminuye la demanda de energía reactiva de la red eléctrica (Riese, 2014).

3.3 Población, muestra y muestreo

Población: La población se puede definir como un conjunto que abarca todas aquellas personas, individuos o incluso instituciones, los cuales fueron motivo principal de la investigación (Wigodski, 2010).

La **población** de la presente investigación serían todos los motores eléctricos de la planta industrial, compresores, bombas hidráulicas, entre otros.

Criterios de inclusión: El factor de potencia de toda la planta en cuestión.

Criterios de exclusión: El factor de potencia de otras plantas externas al caso de estudio.

Muestra: Se define como el subconjunto de la población, la cual ha sido seleccionada en función de diferentes métodos, teniendo en cuenta las características que representa de dicha población, siendo para este caso los motores en el área de producción (Ñaupas y Villagómez, 2014).

La **muestra** en la presente investigación serían los motores eléctricos de 340 HP, 250 HP y 125 HP.

Muestreo: Por conveniencia, para este caso la línea de motores dentro de la zona de arándano (Sampieri, Fernández y Baptista, 2014).

Unidad de análisis: La potencia reactiva de la planta.

3.4 Técnicas e instrumentos de recolección de datos

Observación: Se planteó la observación directa, ya que el investigador estaba en contacto físico con el fenómeno que se quiere investigar. (Cabezas, Andrade y Torres, 2018).

Análisis documental: Se utiliza para realizar una comparación entre la documentación existente y los aportes obtenidos, así como utilizar la bibliografía pertinente para respaldar los conceptos relacionados con sistemas de información, calidad, comunicación, entre otros aspectos. Se llevará a cabo una revisión y análisis de la información a partir de los documentos proporcionados por la empresa, incluyendo el consumo eléctrico (Cabezas, Andrade y Torres, 2018).

Guía de análisis documental: Para realizar el análisis documental de manera exhaustiva, es necesario contar con la información que permita examinar los aspectos relevantes para el estudio. Esta información servirá como base para inferir y analizar detalladamente los elementos pertinentes al tema en cuestión (Cabezas, Andrade y Torres, 2018).

3.5 Procedimientos

Primeramente, se empleó con la utilización del analizador de redes durante 12 horas continuas. En base a los datos recopilados del instrumento, se prosiguió con la utilización del programa Matlab para el procesamiento de la data obtenida, usando como método el ML. Utilizando los resultados obtenidos, se determina los parámetros iniciales de consumo en la planta de producción. Consecutivamente, se proyecta el valor de la compensación reactiva compensada, utilizando condensadores de energía reactiva. De igual forma, se calcula el nivel de beneficio que se puede obtener con el proyecto propuesto. En base a toda la información obtenida, se determina si la compensación es la óptima para el proyecto. De ser así, se proyecta que tan factible sería la ejecución del proyecto en la realidad.

Visualizando la Figura 8, se puede observar el resumen de los procedimientos del proyecto propuesto.

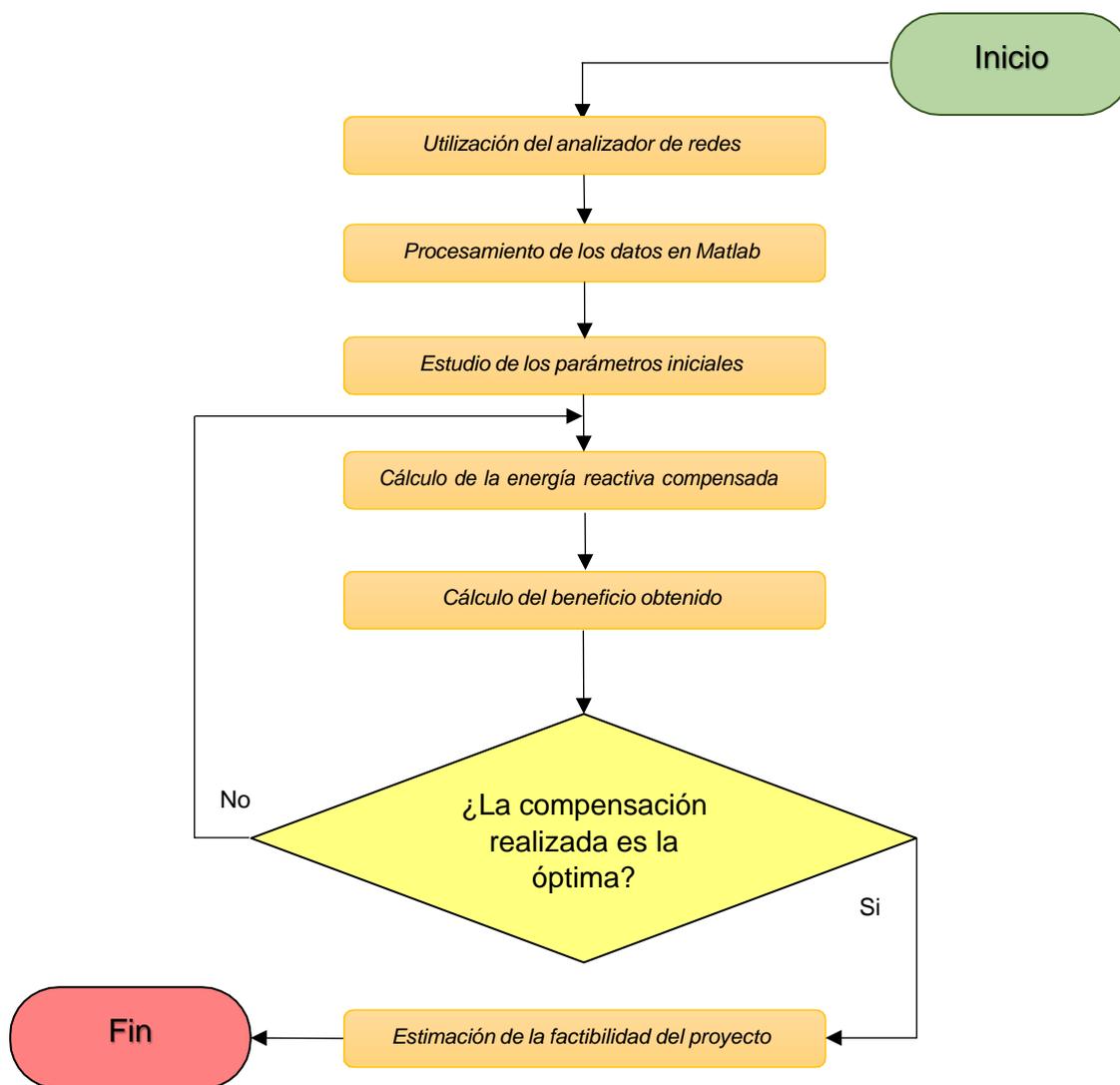


Figura 8. Procedimiento de la investigación

3.6 Método de análisis de datos

A partir de la información recopilada en la investigación, los resultados se realizaron mediante cálculos matemáticos y estadísticos. Se empleó el programa Microsoft Excel para organizar los datos obtenidos del analizador de redes, mientras que el programa Matlab se utilizó para procesar estos datos. Con la finalidad de realizar un análisis exhaustivo de los parámetros eléctricos en la planta de producción en cuestión.

Análisis Cuantitativo: Referente al proyecto, los datos pudieron ser medidos y contados, pues es lo más ideal al momento de realizar un análisis estadístico, el cual nos permite analizar con facilidad.

3.7 Aspectos éticos

Los datos recopilados en este estudio se utilizaron exclusivamente con fines académicos y sociales. En otras palabras, se emplearon para generar nuevo conocimiento basado en investigaciones previas relevantes. Por ende, se limita exclusivamente principios éticos y deontológicos del Colegio de Ingenieros (CIP).

La investigación está sujeta a la evaluación a través de Turnitin para detectar posibles casos de plagio y garantizar el cumplimiento de las políticas institucionales de la Universidad César Vallejo. Considerando este proceso indispensable para la transparencia de la investigación, con la finalidad de preservar la integridad académica y la calidad del contenido que la compone.

IV. RESULTADOS

a. Estudio de las características del suministro eléctrico mediante el analizador de redes usando Machine Learning

Primeramente, se empleó el analizador de redes de manera continua durante un periodo de 12 horas como instrumento para medir los parámetros eléctricos de la planta de producción.

En la Figura 9 se muestra el registro histórico obtenido por el instrumento, donde se muestra un histograma del consumo de potencia activa en función del tiempo.

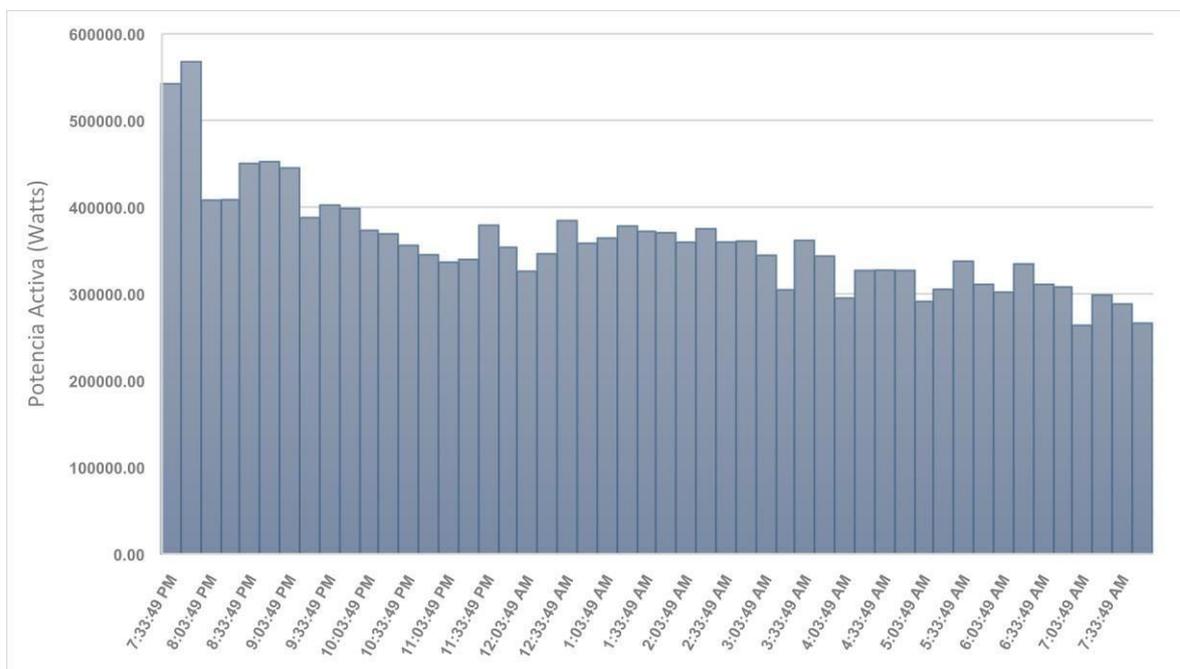


Figura: Histograma del consumo de potencia activa en la instalación

Entre los datos recopilados por el instrumento, se seleccionó en el programa Matlab, el factor de potencia de la planta en función de la potencia activa consumida, como se puede visualizar en la Figura 10.

Figura 10: Relación del del factor de potencia en función de la potencia activa en Matlab

De igual forma, usando el programa Matlab, se seleccionó entre los datos recopilados, la relación del factor de potencia de la planta con el consumo de la corriente eléctrica, como se puede visualizar en la Figura 11.

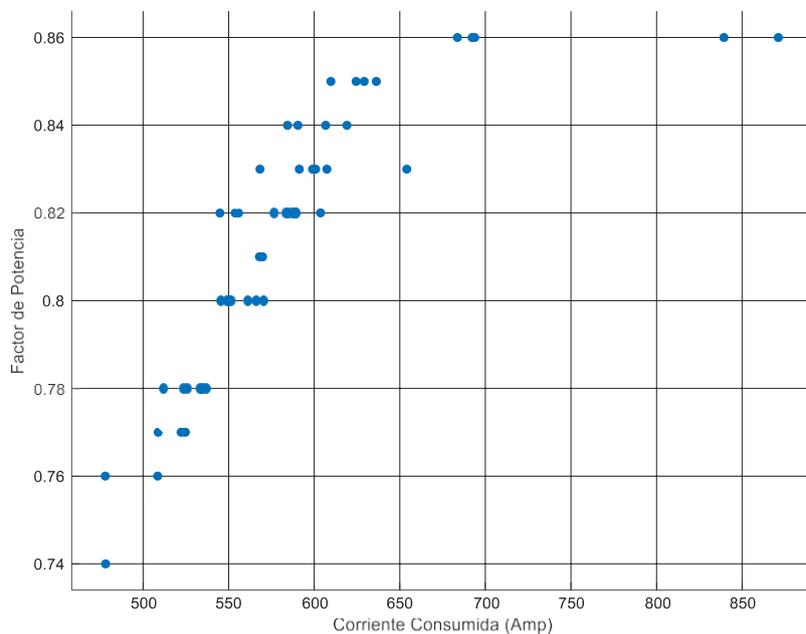


Figura 11: Relación del factor de potencia en función del consumo de corriente en Matlab

Utilizando la aplicación de “Machine Learning” en Matlab, se procede con el entrenamiento del programa. Consecutivamente, una vez sea finalizado el

procesamiento de la data, se solicita una comparación de los datos reales con los datos predictivos del programa, en conjunto con el porcentaje de error entre ellos.

Como se visualiza en la Figura 12, se muestra los datos reales de la relación del factor de potencia con la potencia activa. Además, también se muestra la predicción de los datos hechos por el ML del programa, donde el margen de error varía significativamente entre cada punto registrado.

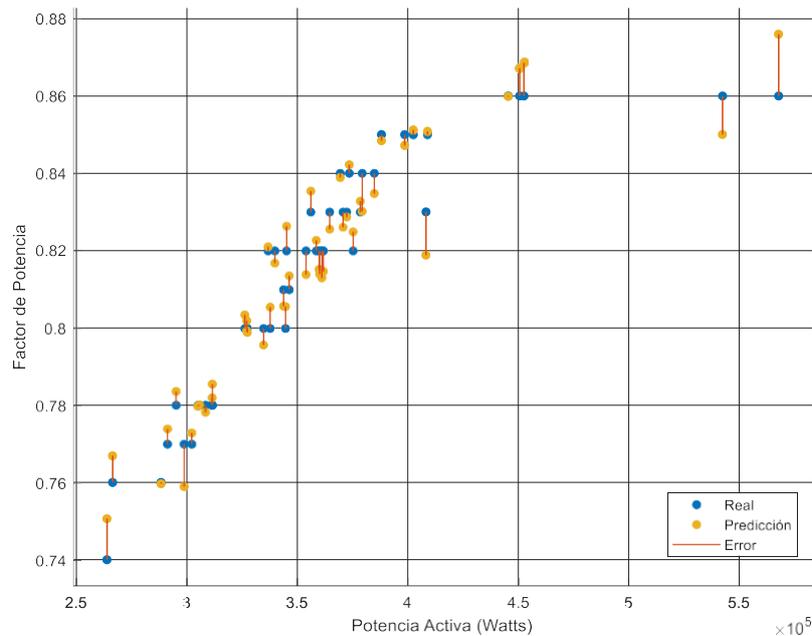


Figura 12: Predicción del factor de potencia en función de la potencia activa con ML

De igual forma, se repite el mismo procedimiento de aprendizaje para la relación del factor de potencia con la corriente consumida por la planta.

Como se visualiza en la Figura 13, los datos reales en cada punto disponen de un margen de error variable en comparación con la predicción de datos del programa con ML.

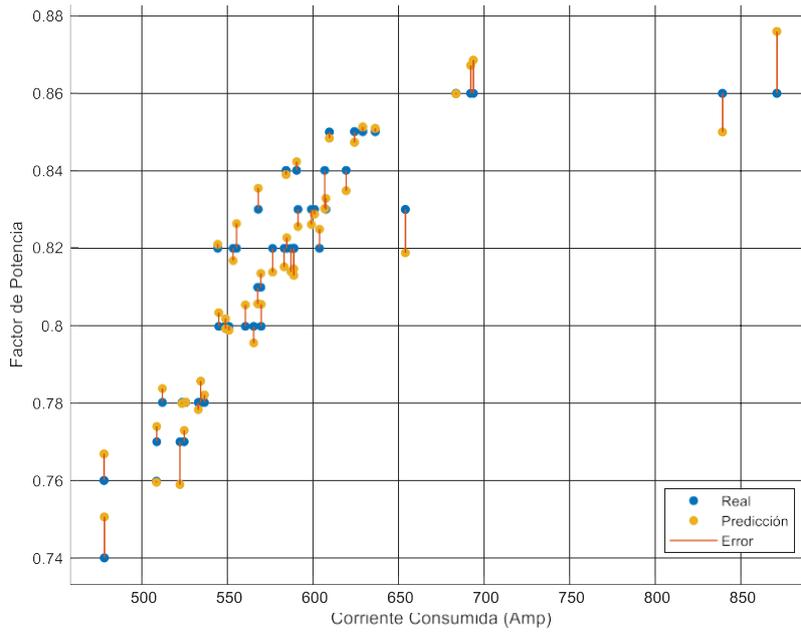


Figura 13: Predicción del factor de potencia en función de la corriente consumida con ML

Finalmente, para culminar la etapa del ML, se utiliza la predicción de datos del programa para elaborar una proyección recta pendiente o regresión lineal que pueda establecer una ecuación que relacione el factor de potencia con la potencia activa, como se visualiza en la Figura 14.

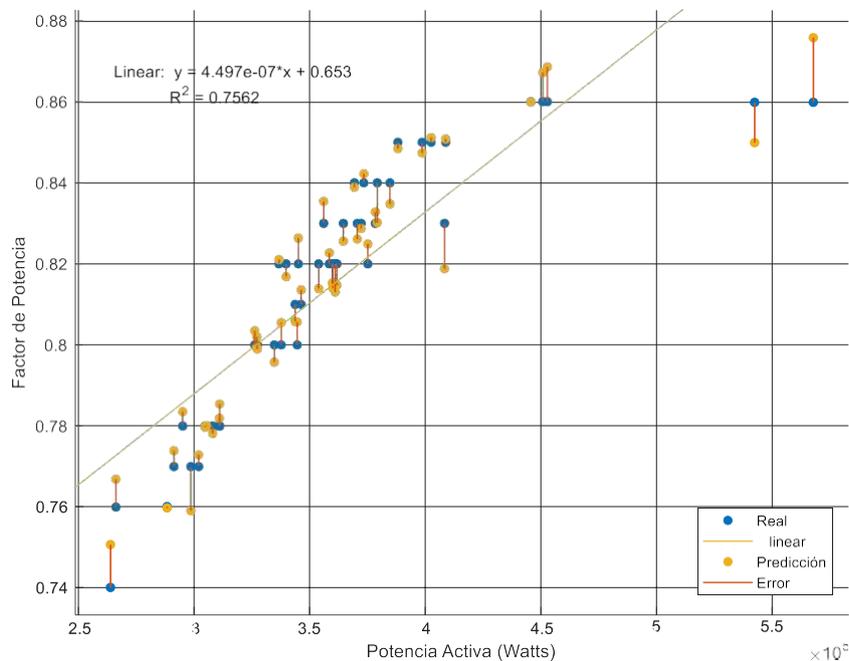


Figura 14: Factor de potencia en función de la corriente consumida usando ML

Donde x es la potencia activa, así como y es el factor de potencia.

Sin embargo, según el gráfico previo, una vez la potencia activa alcanza el valor máximo registrado de 567.84 kW, el factor de potencia se estanca en el valor de 0.86.

Los principales parámetros registrados a evaluar se muestran a continuación.

$$P_{ana} = 567.84 \text{ kW}$$

$$PF = 0.86$$

Para calcular la energía reactiva, se utiliza la ecuación 2.4.

$$S = \left(\frac{567.84 \text{ kW}}{0.86} \right) \approx 660.28 \text{ kVA}$$

En base al cálculo obtenido previamente, se obtiene el ángulo del desfase.

$$\theta = \cos^{-1}(0.86) \approx 30.68^\circ$$

Utilizando la ecuación 2.2, se calcula la corriente de consumo en la instalación.

$$I = \frac{567.84 \text{ kW}}{\sqrt{3} \times 440 \text{ V} \times 0.86} \approx 866.39 \text{ A}$$

Aplicando la ecuación 2.5, se obtiene la energía reactiva suministrada de la red directamente.

$$Q = 567.84 \text{ kW} \times \tan 30.68^\circ = 336.89 \text{ kVAR}$$

Utilizando la ecuación de regresión lineal en la Figura 14, se introduce en el Matlab, para elaborar un algoritmo o código de programación que permita dar valores aleatorios a la variable "x" y calcule el valor correspondiente en la variable "y"

```
clc, clear all %Limpieza de la base de datos

x=(0:100000:550000); %Valor de la potencia activa en Watts
x2 = (0:100000:550000)/1000; %Valor de potencia activa en kW
y = 4.497e-7*x+0.653; %Ecuación lineal

plot(x2,y, "LineWidth",1, "Color", "r") %Generación de gráfico
xlabel 'Potencia Activa (kW)' %Nombre del eje "X"
ylabel 'Factor de Potencia' %Nombre del eje "Y"
grid on %Malla guía
```

Figura 15: Código de programación para graficar la ecuación lineal obtenida

b. Determinar los parámetros energéticos iniciales planta en cuestión

Para determinar los parámetros energéticos iniciales, se debe establecer el tipo de maquinaria a evaluar, teniendo en cuenta sus características, se prosigue a determinar el consumo inicial del equipo.

Utilizando la ecuación 2.1, se calcula la potencia aparente de consumo en el motor de inducción.

Tabla 1: Potencia aparente nominal del motor de 340 HP

POTENCIA APARENTE NOMINAL EN EL MOTOR DE 340 HP		
Voltaje	Ecuación	Resultado
440 / 60 Hz	$S = \sqrt{3} \times 440 V \times 390 A$	297.22 kVA

Usando la ecuación 2.2, se calcula la potencia activa de consumo en el motor de inducción.

Tabla 2: Potencia activa nominal del motor de 340 HP

POTENCIA ACTIVA NOMINAL EN EL MOTOR DE 340 HP		
Voltaje	Ecuación	Resultado
440 / 60 Hz	$P = 297.22 \text{ kVA} \times 0.88$	261.55 kW

Usando la ecuación 2.3, se calcula la potencia reactiva de consumo en el motor de inducción. Sin embargo, primeramente, hay que determinar el ángulo de desfase en el mismo.

$$\cos(\theta) = 0.88 \rightarrow \theta = \cos^{-1}(0.88) \approx 28.36^\circ$$

$$\text{sen}(28.36^\circ) = 0.475$$

Tabla 3: Potencia reactiva nominal del motor de 340 HP

POTENCIA REACTIVA NOMINAL EN EL MOTOR DE 340 HP		
Voltaje	Ecuación	Resultado
440 / 60 Hz	$Q = 297.22 \text{ kVA} \times 0.475$	141.18 kVAR

Se prosigue a determinar la tangente del ángulo de desfase, utilizando la ecuación 2.5.

$$\tan(\varphi) = \frac{141.18}{261.55 \text{ kW}} \approx 0.54$$

Los parámetros previamente calculados, son a los que el motor opera sin ningún tipo de compensación en el factor de potencia de este. Resumiendo, los cálculos previos, para una frecuencia de 60 Hz, se construye el siguiente triángulo de potencias sin compensación del factor.

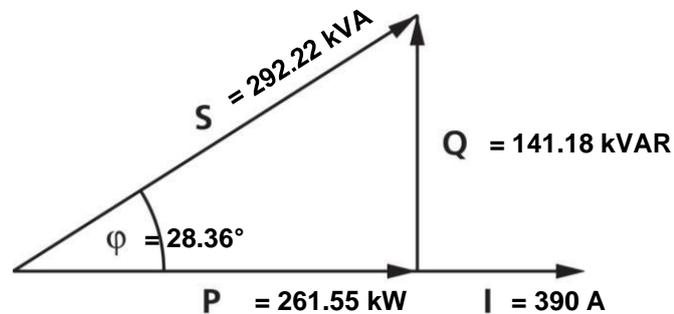


Figura 15: Triángulo de potencias sin compensación del motor de 340 HP

Fuente: *Elaboración propia*

El procedimiento previo se repite para el siguiente motor de 250 HP del área de estudio en la empresa, el cual comparte datos eléctricos con el motor – compresor FRICK (RXF 85 H). Utilizando la ecuación 2.1, se calcula la potencia aparente de consumo en el motor de inducción.

Tabla 4: Potencia aparente nominal del motor de 250 HP

POTENCIA APARENTE NOMINAL EN EL MOTOR DE 250 HP		
Voltaje	Ecuación	Resultado
460 / 60 Hz	$S = \sqrt{3} \times 460 V \times 278 A$	221.49 kVA

Usando la ecuación 2.2, se calcula la potencia activa de consumo en el motor de inducción.

Tabla 5: Potencia activa nominal del motor de 250 HP

POTENCIA ACTIVA NOMINAL EN EL MOTOR DE 250 HP		
Voltaje	Ecuación	Resultado
460 / 60 Hz	$P = 221.49 \text{ kVA} \times 0.88$	194.92 kW

Usando la ecuación 2.3, se calcula la potencia reactiva de consumo en el motor de inducción. Sin embargo, primeramente, hay que determinar el ángulo de desfase en el mismo.

$$\cos(\theta) = 0.88 \rightarrow \theta = \cos^{-1}(0.88) \approx 28.36^\circ$$

$$\text{sen}(28.36^\circ) = 0.475$$

Tabla 6: Potencia reactiva nominal del motor de 250 HP

POTENCIA REACTIVA NOMINAL EN EL MOTOR DE 250 HP		
Voltaje	Ecuación	Resultado
460 / 60 Hz	$Q = 221.49 \text{ kVA} \times 0.475$	105.20 kVAR

Se prosigue a determinar la tangente del ángulo de desfase, utilizando la ecuación 2.5.

$$\tan(\varphi) = \frac{105.20 \text{ kVAR}}{194.92 \text{ kW}} \approx 0.54$$

Resumiendo, los cálculos previos, para una frecuencia de 60 Hz, se construye el siguiente triángulo de potencias sin compensación del factor.

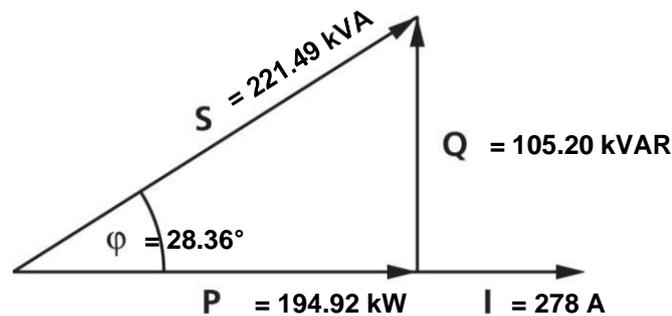


Figura 16: Triángulo de potencias sin compensación del motor de 250 HP

Fuente: *Elaboración propia*

Repitiendo el mismo procedimiento previo para el siguiente motor de 125 HP, utilizando la ecuación 2.1, se calcula la potencia aparente de consumo en el motor de inducción.

Tabla 7: Potencia aparente nominal del motor de 125 HP

POTENCIA APARENTE NOMINAL EN EL MOTOR DE 125 HP		
Voltaje	Ecuación	Resultado
440 / 60 Hz	$S = \sqrt{3} \times 440 V \times 146.50 A$	111.65 kVA

Usando la ecuación 2.2, se calcula la potencia activa de consumo en el motor de inducción.

Tabla 8: Potencia activa nominal del motor de 125 HP

POTENCIA ACTIVA NOMINAL EN EL MOTOR DE 125 HP		
Voltaje	Ecuación	Resultado
440 / 60 Hz	$P = 111.65 \text{ kVA} \times 0.86$	96.02 kW

Usando la ecuación 2.3, se calcula la potencia reactiva de consumo en el motor de inducción. Sin embargo, primeramente, hay que determinar el ángulo de desfase en el mismo.

$$\text{Cos}(\theta) = 0.86 \rightarrow \theta = \text{cos}^{-1}(0.86) \approx 30.68^\circ$$

$$\text{sen}(30.68^\circ) = 0.51$$

Tabla 9: Potencia reactiva nominal del motor de 125 HP

POTENCIA REACTIVA NOMINAL EN EL MOTOR DE 125 HP		
Voltaje	Ecuación	Resultado
440 / 60 Hz	$Q = 111.65 \text{ kVA} \times 0.51$	56.94 kVAR

Se prosigue a determinar la tangente del ángulo de desfase, utilizando la ecuación 2.5.

$$\tan(\varphi) = \frac{56.94 \text{ kVAR}}{96.02 \text{ kW}} \approx 0.593$$

Resumiendo, los cálculos previos, para una frecuencia de 60 Hz, se construye el siguiente triángulo de potencias sin compensación del factor. Además, debido a que el presente motor comparte propiedades eléctricas con respecto al siguiente motor en la lista, entonces, el siguiente triángulo de potencias aplican para ambos motores.

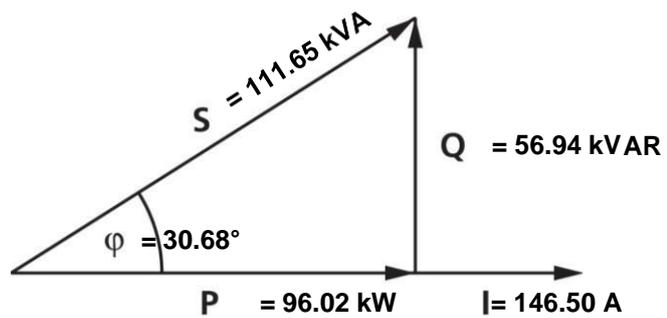


Figura 17: Triángulo de potencias sin compensación del motor de 125 HP

Fuente: *Elaboración propia*

c. Evaluación de la compensación de potencia reactiva y factor de potencia

Primeramente, se debe utilizar la ecuación 2.7 para determinar la capacidad de los condensadores que se debe instalar a cada motor, utilizando una configuración de compensación individual. Además, se debe tener en consideración la fracción de corriente en vacío (valor máximo) respecto a la nominal.

Tabla 10: Capacidad de condensadores para cada motor de la instalación

CAPACIDAD DE LOS CONDENSADORES EN FUNCIÓN DE CADA MOTOR			
Motor	Corriente en vacío	Ecuación	Resultado
340 HP	$I_0 = 0.33 \times 390 A$	$Q_c = 0.9 \times \sqrt{3} \times 440V \times 128.7A$	> 88.27 kVAR
250 HP	$I_0 = 0.33 \times 278 A$	$Q_c = 0.9 \times \sqrt{3} \times 460V \times 91.74A$	> 65.78 kVAR
125 HP	$I_0 = 0.40 \times 146.5 A$	$Q_c = 0.9 \times \sqrt{3} \times 440V \times 58.60A$	> 40.19 kVAR

Visualizando el catálogo del banco de condensadores, se selecciona el modelo del banco de condensadores para cada motor de estudio, teniendo en cuenta la energía reactiva de consumo calculada previamente.

Tabla 11: Característica de condensadores para cada motor de la instalación

SELECCIÓN DE LOS CONDENSADORES EN FUNCIÓN DE CADA MOTOR			
Motor	Energía reactiva calculada	Modelo de condensador	Capacidad
340 HP	> 88.27 kVAR	9043PMURF	90 kVAR (108 A)
250 HP	> 65.78 kVAR	7043PMURF	70 kVAR (84 A)
125 HP	> 40.19 kVAR	42X43PMURF	42.50 kVAR (51 A)
Totalidad de la energía compensada			202.50 kVAR

Aplicando la ecuación 2.6, se obtiene el nuevo consumo de energía reactiva de la red para cada motor de estudio.

Tabla 12: Nueva energía reactiva consumida de la red para cada motor

ENERGÍA REACTIVA NUEVA DE CONSUMO EN CADA MOTOR			
Motor	Capacidad de los condensadores	Ecuación	Resultado
340 HP	90 kVAR (108 A)	$Q_2 = (141.18 - 90)kVAR$	51.18 kVAR
250 HP	70 kVAR (84 A)	$Q_2 = (105.20 - 70)kVAR$	35.20 kVAR
125 HP	42.50 kVAR (51 A)	$Q_2 = (56.94 - 42.5)kVAR$	14.44 kVAR

En base al nuevo consumo de potencia reactiva de la red, se obtiene el nuevo ángulo de desfase, utilizando la ecuación 2.5.

Tabla 13: Nuevo ángulo de desfase en cada motor

NUEVO ÁNGULO DE DESFASE EN CADA MOTOR			
Motor	Nuevo consumo de energía reactiva	Ecuación	Resultado
340 HP	51.18 kVAR	$\varphi = tg^{-1}(51.18kVAR/261.55kW)$	11.07°
250 HP	35.20 kVAR	$\varphi = tg^{-1}(35.2kVAR/194.92kW)$	10.24°
125 HP	14.94 kVAR	$\varphi = tg^{-1}(14.44kVAR/96.02kW)$	8.55°

Resumiendo, los cálculos obtenidos, se construye el triángulo de potencias para el motor de 340 HP con compensación del factor de potencia.

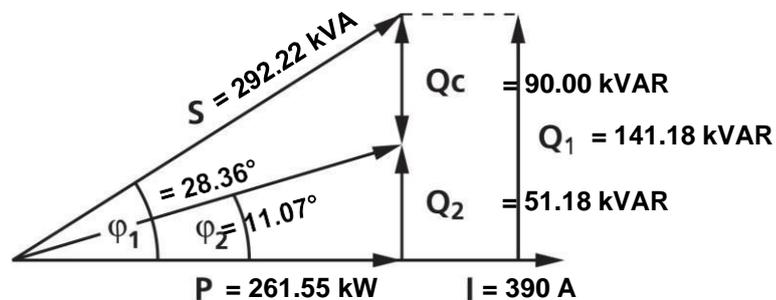


Figura 18: Triángulo de potencias con compensación del motor 340 HP

Fuente: *Elaboración propia*

La configuración de la conexión del motor de 340 HP sería como se ve a continuación.

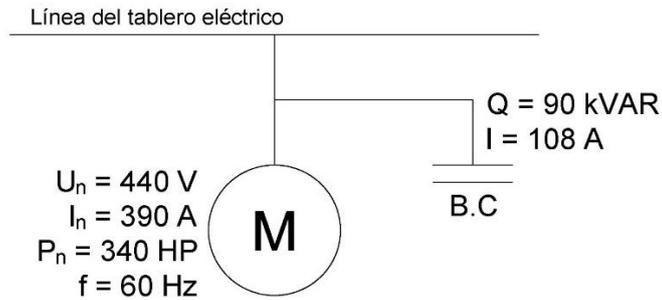


Figura 19: Compensación individual del motor de 340 HP

Fuente: *Elaboración propia*

Aplicando la ecuación 2.8, se calcula la nueva corriente consumida por el motor a plena carga.

$$I_{th} = \frac{0.88}{0.98} \times 390 \text{ A} \approx 350.20 \text{ A}$$

Posteriormente, se construye el triángulo de potencias para el motor de 250 HP con compensación del factor de potencia.

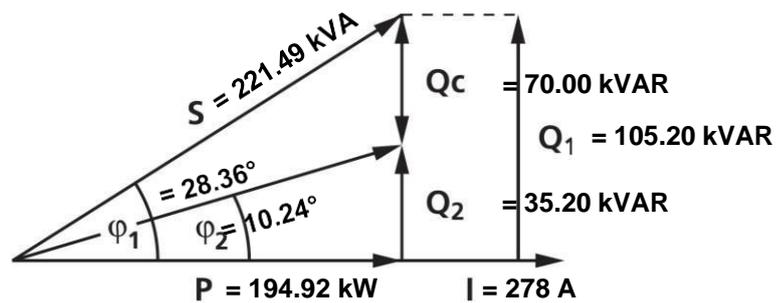


Figura 20: Triángulo de potencias con compensación del motor 250 HP

Fuente: *Elaboración propia*

La configuración de la conexión del motor de 250 HP sería como se ve a continuación.

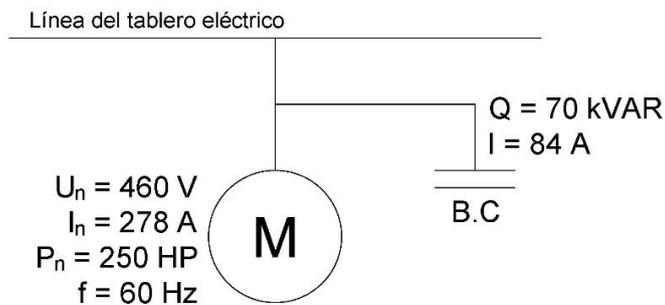


Figura 21: Compensación individual del motor de 250 HP

Fuente: *Elaboración propia*

Aplicando la ecuación 2.8, se calcula la nueva corriente consumida por el motor a plena carga.

$$I_{th} = \frac{0.88}{0.984} \times 278 \text{ A} \approx 248.62 \text{ A}$$

Se prosigue, se construye el triángulo de potencias para el motor de 125 HP con compensación del factor de potencia.

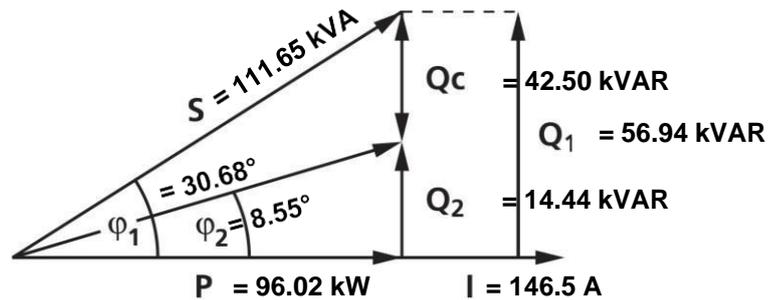


Figura 22: Triángulo de potencias con compensación del motor 125 HP

Fuente: *Elaboración propia*

La configuración de la conexión del motor de 125 HP sería como se ve a continuación.

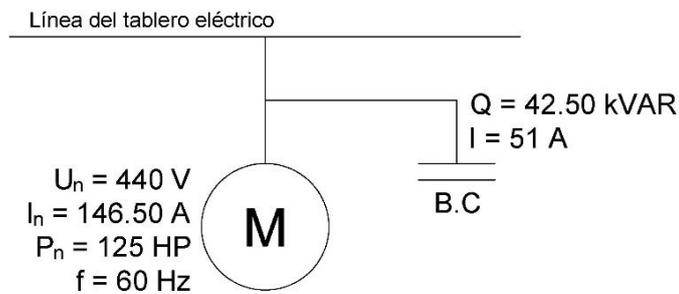


Figura 23: Compensación individual del motor de 125 HP

Fuente: *Elaboración propia*

Aplicando la ecuación 2.8, se calcula la nueva corriente consumida por el motor a plena carga.

$$I_{th} = \frac{0.86}{0.989} \times 146.50 \text{ A} \approx 127.39 \text{ A}$$

Realizando una sumatoria en el valor de cada compensación de energía reactiva, se obtiene un total de 202.50, como se puede visualizar en la Tabla 13. Por lo tanto, bajo estas nuevas condiciones, se calcula el nuevo consumo de energía reactiva de la red usando la ecuación 2.6.

$$Q_2 = 336.89 \text{ kVAR} - 202.50 \text{ kVAR} = 134.39 \text{ kVAR}$$

Aplicando la ecuación 2.5, se calcula el nuevo factor de potencia en la planta.

$$\tan \theta = \frac{567.84 \text{ kW}}{134.39 \text{ kVAR}} = 0.2367$$

Donde al ángulo resultante sería.

$$\theta = 13.32^\circ$$

Finalmente, el nuevo factor de potencia quedaría como se visualiza a continuación.

$$\cos \theta = 0.97$$

d. Estimación del nivel de factibilidad en la implementación del proyecto

Para el cálculo de la inversión del banco de condensadores, se tiene que tomar en cuenta el costo de cada capacitor. El tipo de capacitador seleccionado puede suministrar un máximo de energía reactiva, por lo tanto, se debe calcular el número de condensadores para cada motor.

Tabla 14: Número de condensadores para cada motor

NÚMERO DE CONDENSADORES EN CADA MOTOR			
Motor	Energía reactiva compensada	Ecuación	Resultado
Compensación individual			
340 HP	90 kVAR	$N^{\circ} = \frac{90 \text{ kVAR}}{25 \frac{\text{kVAR}}{\text{Capacitor}}}$	4
250 HP	70 kVAR	$N^{\circ} = \frac{70 \text{ kVAR}}{35 \frac{\text{kVAR}}{\text{Capacitor}}}$	2
125 HP	42.50 kVAR	$N^{\circ} = \frac{42.50 \text{ kVAR}}{7.50 \frac{\text{kVAR}}{\text{Capacitor}}}$	6
Total	202.50 kVAR		

Utilizando como referencia la Tabla 14, se calcula la inversión total necesaria para compensar el factor de potencia en los motores mencionados.

Tabla 15: Inversión para la compensación del factor de potencia

INVERSIÓN INICIAL PARA LA COMPENSACIÓN CON CONDENSADORES			
Motor	Número de condensadores	Ecuación	Resultado
Compensación individual			
340 HP	4	$Inv = 179.00 \frac{\$}{Cap} \times 4 Cap$	716.00 \$
250 HP	2	$Inv = 179.00 \frac{\$}{Cap} \times 2 Cap$	358.00 \$
125 HP	6	$Inv = 95.50 \frac{\$}{Cap} \times 6 Cap$	573.00 \$
Total			1647.00 \$

Visualizando el tipo de cambio actual en la Figura E – 4, se convierte la cantidad en soles peruanos.

$$Inv_{B_{individual}} = 1647.00 \text{ USD} \times 3.75 \frac{\text{S/}}{\text{USD}} \approx 6176.25 \text{ S/}.$$

Teniendo en cuenta que la planta opera 24 horas por día y la cantidad de energía reactiva compensada, se calcula la energía reactiva mensual **compensada individualmente** en cada motor.

$$E_{Reactiva_{ind}} = 202.50 \text{ kVAR} \times 24 \frac{\text{horas}}{\text{día}} \times 30 \frac{\text{días}}{\text{mes}} \approx 145\,800 \frac{\text{kVARh}}{\text{mes}}$$

Teniendo en cuenta el costo de la energía reactiva, se calcula el beneficio mensual. Según la compensación hecha por el banco de condensadores con **compensación individual**, se obtiene el siguiente beneficio.

$$Benf_{B_{ind}} = 145\,000 \frac{\text{kVARh}}{\text{mes}} \times 0.019 \frac{\text{S/}}{\text{kVARh}} \approx 2755.00 \frac{\text{S/}}{\text{mes}}$$

Calculando el retorno de la inversión para el banco de condensadores con **compensación individual**, se obtiene el siguiente resultado.

$$Retorno_{B_{ind}} = \frac{6176.25 \text{ S/}}{2755.00 \frac{\text{S/}}{\text{mes}}} \approx 2 \text{ meses con } 7 \text{ días}$$

V. DISCUSIÓN DE RESULTADOS

Utilizando la base teórica presentada por Iván Cano en su publicación del año 2020, donde define un analizador de redes eléctricas como un instrumento destinado a medir las propiedades de una instalación eléctrica específica. Entre las propiedades destacadas se encuentran la potencia y el factor de potencia. En relación con los resultados obtenidos en el primer objetivo, específicamente con la Figura 9, se obtiene un gráfico histórico de la potencia activa de la instalación en función del factor de potencia en la planta. Por lo tanto, los hallazgos de la investigación coinciden con la información teórica que plasma el autor Iván Cano.

Resumiendo, la información teórica expuesta por Prakash Borpatra en su publicación de 2022, se resalta la regresión lineal como una herramienta estadística que simplifica la exploración y predicción de relaciones entre dos variables mediante una ecuación lineal. Al examinar el gráfico de la Figura 14 del primer objetivo de la presente investigación, se identificó una ecuación que describe la relación entre la variable potencia activa en función de la variable factor de potencia, coincidiendo con la teoría propuesta por el autor Borpatra. Complementando con la perspectiva teórica de Jacob Hallman en el año 2019, que sugiere que un coeficiente de determinación cercano a 0.70 es apropiado para validar una regresión lineal, en comparación con el coeficiente de 0.752 obtenido en los resultados del primer objetivo. Este valor indica que los descubrimientos son coherentes con la teoría de Hallman. En este contexto, es crucial destacar que la regresión lineal facilita la comprensión entre la relación de la potencia activa con el factor de potencia. La identificación de la ecuación que vincula las variables en los gráficos refuerza la aplicabilidad de la regresión lineal en el análisis de datos. La similitud entre el mínimo valor del coeficiente de determinación en la teoría de Hallman y el coeficiente obtenido en la investigación actual abre la puerta a una reflexión más profunda sobre la relación real entre los datos recopilados de la potencia activa y factor de potencia. No obstante, el coeficiente de determinación obtenido sigue siendo aceptable y confiable en el contexto de la investigación.

Sintetizando la información de la base teórica presentada por Zeng et al en su artículo del año 2021, se propone una metodología para la compensación de energía reactiva haciendo uso de programas computacionales. La metodología del

artículo se compone de varias etapas, comenzando con el registro de datos históricos a analizar, seguido por la correlación entre los datos de interés, posteriormente el procesamiento en Matlab y, finalmente, la presentación de los resultados. En contraste con la metodología desarrollada en el primer objetivo de la investigación actual, se llevó a cabo un registro de datos históricos de la potencia activa en función del tiempo, luego se prosiguió a realizar una correlación entre la potencia activa y el factor de potencia de la planta en cuestión. Seguidamente, se realizó un procesamiento de datos en Matlab mediante el uso de Machine Learning, donde se obtuvo una predicción de datos del comportamiento entre la potencia activa en función del factor de potencia con cierto margen de error respecto a los datos reales.

Sintetizando la información teórica expuesta por Peter Riese en su publicación de 2012, se establece que la potencia activa representa una fracción de la potencia aparente expresada en forma de energía mecánica, mientras que la potencia reactiva constituye la porción restante de la potencia aparente. Al cotejar esta teoría con las tablas derivadas del primer objetivo, se observa que la potencia activa se determinó a partir de la potencia aparente, de manera análoga a la obtención de la potencia reactiva. La suma de ambas potencias refleja el consumo total de potencia en la red eléctrica. Por lo tanto, se llega a la conclusión de que los resultados obtenidos en el primer objetivo concuerdan con los principios establecidos por Riese en su teoría. Ampliando este análisis, es crucial destacar la importancia de entender la relación entre la potencia activa, potencia reactiva y potencia aparente en el contexto del suministro eléctrico. La identificación de la potencia activa como la parte de la potencia aparente que se convierte en energía mecánica, junto con la potencia reactiva que no realiza trabajo útil, se representan de forma vectorial, donde la potencia aparente sería la suma vectorial de la potencia activa y reactiva. Esta validación refuerza la confiabilidad de los resultados y su relevancia en la evaluación del consumo total de potencia en la red eléctrica.

La teoría presentada por Emerson y Kenyi en su publicación del año 2020, destaca la capacidad de los bancos de condensadores para reducir de manera sustancial la energía reactiva consumida de la red directamente, así como la utilidad que tienen al aumentar significativamente el factor de potencia de una planta industrial. En

contraste con los resultados obtenidos en el tercer objetivo, donde la implementación de condensadores logró compensar un 202.50 kVAR la energía reactiva consumida en la red y mejorar el factor de potencia de 0.86 a 0.97, se llega a la conclusión de que los resultados encontrados son coherentes con la teoría propuesta. Ampliando este análisis, es importante subrayar la importancia de los bancos de condensadores en la gestión del término eficiencia energética. La capacidad de estos dispositivos para reducir la energía reactiva, que no contribuye directamente al trabajo útil, y mejorar el factor de potencia, refleja la eficiencia en la utilización de la energía, destacando su utilidad en la optimización de sistemas eléctricos. En el contexto de los resultados obtenidos en el tercer objetivo, la instalación de condensadores no solo cumplió con la expectativa teórica, sino que también demostró la viabilidad práctica de aplicar estos principios para mejorar el rendimiento de la red eléctrica. Este hecho también tiene implicaciones en los costos asociados con la energía reactiva.

Revisando la teoría presentada por Julia Kagan en su publicación de 2023, donde formula una ecuación matemática destinada a calcular el retorno de inversión a lo largo del tiempo, se puede evaluar el nivel de viabilidad de un proyecto específico. Aplicando dicha ecuación, se logró proyectar el tiempo estimado para recuperar la inversión necesaria destinada a la implementación de la compensación de energía de 202.50 kVAR en la planta industrial en cuestión. Los resultados del cuarto objetivo indican que este periodo se aproxima a los 2 meses y 7 días. En consecuencia, se puede afirmar que los cálculos obtenidos se alinean con la información teórica presentada por la autora Kagan. En este análisis, es importante destacar el enfoque práctico y la teoría propuesta por la autora Kagan, pueden diferir al hipotético caso de implementación de la presente investigación. No obstante, la utilización de una ecuación matemática para evaluar la viabilidad financiera de un proyecto facilita el análisis en el nivel de factibilidad en la compensación de energía en la planta industrial estudiada en la presente investigación. La coincidencia entre los resultados obtenidos y la teoría de Kagan valida la utilidad práctica de su enfoque. Este resultado no solo respalda la aplicabilidad de la ecuación propuesta en el contexto del proyecto de compensación de energía.

VI. CONCLUSIONES

En relación al primer objetivo específico, se señala que se empleó un analizador de redes para medir inicialmente los parámetros eléctricos de la planta industrial de estudio. Utilizando la información recopilada, se generó un historial del consumo de potencia activa a lo largo del tiempo, siguiendo la metodología presentada por Iván Cano. Posteriormente, en Matlab, se llevó a cabo una correlación entre la potencia activa y el factor de potencia de la planta. Se aplicó el método de Machine Learning para proyectar el comportamiento de la potencia activa en relación al factor de potencia, incorporando también la regresión lineal, en consonancia con las teorías de los autores Borpatra y Zeng. Entre los resultados obtenidos, se registró un coeficiente de determinación de 0.752 para ambas variables, considerándose un valor válido, de acuerdo con el umbral mínimo establecido por el autor Hallman.

En relación al segundo objetivo específico, se destaca que la potencia activa de la planta constituye un 86.00% de la potencia aparente total consumida por la instalación industrial. Se subraya que la porción restante de la potencia aparente se transforma en energía reactiva, que no realiza trabajo útil en las máquinas eléctricas. En este sentido, los resultados obtenidos coinciden con lo expresado por el autor Pieter Riese, quien afirma que la potencia activa siempre será una proporción de la potencia aparente en una instalación eléctrica, siendo esta proporción variable en función del factor de potencia de dicha instalación. De esta manera, se establece que el nivel de potencia reactiva estará vinculado al valor que adopte el factor de potencia en un sistema eléctrico.

En relación al tercer objetivo específico, se señala que la compensación de energía reactiva mediante el uso de un banco de condensadores fue de 202.50 kVAR. Esto resultó en la reducción del consumo de energía reactiva de la red, pasando de 336.89 kVAR a 134.39 kVAR. Además, se logró elevar el factor de potencia de 0.86 a 0.97. Por ende, se infiere que el comportamiento del suministro eléctrico en la planta industrial, después de la implementación de la compensación de energía reactiva, concuerda con lo establecido por Emerson y Kenyi en su publicación. +

Para el cuarto objetivo específico, al emplear la ecuación teórica presentada por Julia Kagan en su investigación, se pudo proyectar el periodo de retorno de la

inversión para el proyecto propuesto. Evaluando el ahorro monetario derivado del beneficio en energía reactiva (expresado en términos monetarios) y comparándolo con la inversión necesaria para implementar el proyecto, se determinó un periodo de retorno de 2 meses con 7 días.

VII. RECOMENDACIONES

- Se recomienda en una futura investigación instalar un analizador de redes por varios días para hacer una evaluación continua y determinar con exactitud las potencias de consumos diarios y de las horas pico, en nuestra investigación se instaló el analizador de redes por tres días diferentes por motivo que en la empresa industrial la producción no es continua.
- Se recomienda que, al momento de utilizar un banco de condensadores, se empleen condensadores de calidad o marcas reconocidas, para evitar paradas de plantas o inconvenientes con la compensación del factor de potencia.
- Se recomienda utilizar otros métodos para calcular el nivel de factibilidad de cada método de la compensación del factor de potencias, de manera que se eviten despilfarros económicos innecesarios.
- Se recomienda realizar el análisis de los datos recopilados por el analizador de redes utilizando otras metodologías, como lo puede ser redes neuronales, inteligencia artificial (IA), entre otros.

REFERENCIAS

ARRÓLIGA, Silvia. Eficiencia energética: una tarea para las universidades. Revista Científica de FAREM – Estelí [en línea]. 09 de Junio 2021, volumen 10, n° 53. [Fecha de consulta: 10 de mayo del 2023]. Disponible en https://www.researchgate.net/publication/352386272_Eficiencia_energetica_una_tarea_para_las_universidades ISSN: 2305-5790

BAENA, Guillermina. Metodología de la investigación. 3.a. ed. México: Grupo Editorial Patria. 2017. 157 pp. ISBN 9786077447481.

BLANCO, José. Electricidad para Todos. BUN – CA: Fundación Red Energía [en línea]. 2022. [Fecha de consulta: 10 de mayo del 2023]. Disponible en <https://bun-ca.org/sin-categoria/electricidad-para-todos/>

BRIANO, José, BÁEZ, María y MOYA, Rocío. Eficiencia energética en Perú: Identificación de oportunidades. Banco de Desarrollo para América Latina y el Caribe [en línea]. 2016. [Fecha de consulta: 10 de mayo del 2023]. Disponible en <https://scioteca.caf.com/handle/123456789/963>

BORPATRA, Prakash. The Quest for Robust Model Selection Methods in Linear Regression. Tesis (Doctorado en Ingeniería). Estocolmo: KTH Real Instituto de Tecnología, 2022. Disponible en <https://www.diva-portal.org/smash/get/diva2:1701553/FULLTEXT03.pdf>

CABEZAS, Edison, NARANJO, Diego y SANTAMARÍA, Johana. Introducción a la metodología de la investigación científica. Ecuador: Comisión Editorial de la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE. 2018. 138 pp. ISBN 9789942765444

CANO, Iván. Analizador de Redes Trifásicas. Tesis (Grado en Ingeniería). España: Universidad Politécnica de Cataluña, 2020. Disponible en <https://upcommons.upc.edu/bitstream/handle/2117/341478/TFG%20Analizador%20de%20redes%20trif%C3%A1sicas.pdf?sequence=1&isAllowed=y>

CEGARRA, José. Metodología de la Investigación Científica y Tecnología. España: Ediciones Diaz de Santos. 2004. 372 pp. ISBN: 8479786248.

COLEGIO DE INGENIEROS DEL PERÚ. Código de ética del colegio de ingenieros del Perú. 2018. Perú. 1987. 36 pp. Disponible en [https://www.cip.org.pe/publicaciones/reglamentosCNCD2018/codigo de etica del _cip.pdf](https://www.cip.org.pe/publicaciones/reglamentosCNCD2018/codigo_de_etica_del_cip.pdf)

COLEGIO DE INGENIEROS DEL PERÚ. Código deontológico del colegio de ingenieros del Perú. 2012. Perú. 2018. 33 pp. Disponible en [https://www.cip.org.pe/publicaciones/2018/CODIGO DEONTOLOGICO2012.pdf](https://www.cip.org.pe/publicaciones/2018/CODIGO_DEONTOLOGICO2012.pdf)

CLIFFORD POWER. The Effect of Power Factor on An Electrical System. EGSA: Electrical Generating Systems Associations [en línea]. 2013. [Fecha de consulta: 10 de mayo del 2023]. Disponible en [https://cliffordpower.com/wp-content/uploads/2020/01/IS 40 Power Factor.pdf](https://cliffordpower.com/wp-content/uploads/2020/01/IS_40_Power_Factor.pdf)

DUTT, Saikat, CHANDRAMOULI, Subramanian & KUMAR, Amit. Machine Learning. India: Pearson. 2019. 741 pp. ISBN 978-93-530-6669-7

CALIXTO, Emerson, YACOLCA, Kenyi. Compensación de energía reactiva y los costos por consumo en la empresa Productos del País S. A. en la provincia de Huanta-Ayacucho, 2019. Tesis (Grado en Ingeniería). Lima: Universidad Continental, 2020. Disponible en <https://repositorio.continental.edu.pe/handle/20.500.12394/8715>

ENERGY EFICIENCY. Cómo mejorar la eficiencia energética en América Latina. Banco de Desarrollo de América Latina y el Caribe [en línea]. 16 de abril 2020, volumen 4. [Fecha de consulta: 10 de mayo del 2023]. Disponible en <https://www.caf.com/es/conocimiento/visiones/2020/04/como-mejorar-la-eficiencia-energetica-en-america-latina/>

FUNDACIÓN RED DE ENERGÍA BUN – CA. Manual Técnico de Motores Eléctricos. 1.^a.ed. Costa Rica: Programa de Eficiencia Energética en los Sectores Industrial y Comercial en América Central, 2009. 47 pp. ISBN: 978-9968-904-36-0.

HALLMAN, Jacob. A Comparative Study on Linear Regression and Neural Networks for Estimating Order Quantities of Powder Blends. Tesis (Grado en Ingeniería). Estocolmo: KTH Real Instituto de Tecnología, 2019. Disponible en <https://www.diva-portal.org/smash/get/diva2:1383464/FULLTEXT01.pdf>

HUGHES, Austin. Electric Motors and Drives. 4^a ed. Gran Bretaña: Elsevier Ltd. 2006. 436 pp. ISBN-13: 978-0-7506-4718-2.

HERNÁNDEZ, Roberto, FERNÁNDEZ, Carlos y BAPTISTA, María. 6ta ed. Metodología De La Investigación. México: MCGraw – Hill / Interamericana Editores. 2014. 634 pp. ISBN 9781456223960.

INTERNATIONAL ENERGY AGENCY. Energy Efficiency 2022. Agencia Internacional de la Energía [en línea]. Diciembre 2022. [Fecha de consulta: 10 de agosto del 2023]. Disponible en <https://www.iea.org/reports/energy-efficiency-2022>

KAGAN, Julia. Payback Period Explained, With the Formula and How to Calculate It. Investopedia [en línea]. 26 de Febrero 2023. [Fecha de consulta: 10 de mayo del 2023]. Disponible en <https://www.investopedia.com/terms/p/paybackperiod.asp>

MITCHELL, Tom. Machine Learning. Estados Unidos: McGraw-Hill Science. 1997. 421 pp. ISBN: 0070428077.

MONTERO, Roberto. Modelos de regresión lineal múltiple. Universidad de Granada. 2020. [Fecha de consulta: 10 de mayo del 2023]. Disponible en https://www.ugr.es/~montero/matematicas/regresion_lineal.pdf

NILSSON, Nils. Machine Learning [en línea]. Estados Unidos: Stanford University, 1998. [Fecha de consulta: 10 de mayo del 2023]. Disponible en <https://ai.stanford.edu/~nilsson/MLBOOK.pdf>

RED ELÉCTRICA. Red Eléctrica, Fundación Renovables y RGI colaboran para seguir impulsando el desarrollo de la red eléctrica en España. Fundación Renovables [en línea]. 31 de Octubre 2023. [Fecha de consulta: 10 de mayo del 2023]. Disponible en <https://www.ree.es/es/sala-de-prensa/actualidad/nota-de-prensa/2023/10/red-electrica-fundacion-renovables-y-rgi-colaboran-redes-para-renovables>

RIESE, Peter. Manual of Power Factor Correction. FRAKO: Kondensatoren- und Anlagenbau GmbH [en línea]. Julio 2014. [Fecha de consulta: 10 de mayo del 2023]. Disponible en https://www.frako.com/fileadmin/pdf/Downloads/Handbuch/95-00202_06_15_9363_Manual_PFC_en.pdf

SÁNCHEZ, Claudia y GONZÁLEZ, Hermann. Eficiencia energética. COLINNOVACION [en línea]. Junio 2014, volumen 1, n° 3. [Fecha de consulta: 10 de mayo del 2023]. Disponible en [https://www.researchgate.net/publication/333089139_EFICIENCIA_ENERGETICA#:~:text=Resumen%3A%20La%20eficiencia%20energ%C3%A9tica%20\(EE,primaria%20usada%20para%20el%20proceso](https://www.researchgate.net/publication/333089139_EFICIENCIA_ENERGETICA#:~:text=Resumen%3A%20La%20eficiencia%20energ%C3%A9tica%20(EE,primaria%20usada%20para%20el%20proceso) ISSN 2322 – 8725.

SÁNCHEZ, Maream, FERNÁNDEZ, Mariela y DIAZ, Juan. Técnicas e instrumentos de recolección de información: análisis y procesamiento realizado por el investigador cualitativo. Uisrael: Revista Científica [en línea]. 01 de Octubre 2021. [Fecha de consulta: 10 de mayo del 2023]. Recuperado de https://www.researchgate.net/publication/348700811_Tecnicas_e_instrumentos_de_recoleccion_de_informacion_analisis_y_procesamiento_realizado_por_el_investigador_cualitativo ISSN 2631 - 2786.

ORELLANA, Gaspar. Construcción De INSTRUMENTOS DE INVESTIGACIÓN En Ciencias Sociales. 1.^a.ed. Perú: Depósito Legal en la Biblioteca Nacional del Perú, 2016. 148 pp. ISBN: 978-612-00-2337-2.

PROCOBRE CENTRO MEXICANO DE PROMOCIÓN DEL COBRE. Guía Para la Reparación de Motores Eléctricos Trifásicos. Gobierno de México [en línea]. 2019. [Fecha de consulta: 10 de mayo del 2023]. Disponible en:
https://www.gob.mx/cms/uploads/attachment/file/496916/GuíaReparaciónMotores_FinalDigPswd.pdf

WAHAB, Kassem, RAHAL, Mohamad y ACHKAR, Roger. Economic Improvement of Power Factor Correction: A Case Study. Journal of Power and Energy Engineering [en línea]. 08 de Junio 2021, volumen 9, n° 11. [Fecha de consulta: 10 de mayo del 2023]. Disponible en
https://www.researchgate.net/publication/352181779_Economic_Improvement_of_Power_Factor_Correction_A_Case_Study_ISSN_2327-5901

ANEXOS

ANEXO A: Variables y técnicas e instrumentos de la investigación

ANEXO A – 1: Operacionalización de las variables

Variable	Definición conceptual	Definición operacional	Dimensión	Indicadores	Escala de medición
Metodología de regresión lineal con ML	Programa diseñado con el propósito de adquirir conocimientos, aprendiendo a partir de un conjunto de datos previamente insertados y desarrollando un comportamiento específico para realizar o predecir un conjunto de tareas (Mitchell, 1997).	Programa computacional diseñado por una persona para el aprendizaje automático, utilizando como base un conjunto de datos, permitiendo el desarrollo de un conjunto de conocimientos que puedan ejecutar nuevas tareas y/o predecir nuevos datos (Mitchell, 1997).	Machine Learning	Predicción del Factor de potencia	Razón
Metodología de compensación reactiva	Maneras posibles de reducir una alta demanda de corriente reactiva, la cual simboliza un pobre factor de potencia en el sistema eléctrico. (Riese, 2014).	Método utilizado que disminuye la demanda de energía reactiva de la red eléctrica. (Riese, 2014).	Banco de condensadores	Energía reactiva de consumo en kVAR	Razón

Fuente: *Elaboración propia*

ANEXO A – 2: *Operacionalización de las variables*

GUIA DE OBSERVACIÓN DE CAMPO				
NÚMERO	COMPRESOR (MARCA)	POTENCIA HP	POTENCIA (KW)	Observación
1				
2				
3				
4				
5				
6				
7				
8				
POTENCIA TOTAL (kW)				

Fuente: *Elaboración propia*

ANEXO B: Datos del primer objetivo

Tabla B – 1: Registro del analizador de redes

Fecha	Hora	Vrms ph-ph AB Med	Vrms ph-ph BC Med	Vrms ph-ph CA Med	Corriente A Med	Corriente B Med	Corriente C Med	Potencia Activa Med	FP Med
18/10/2023	7:33:49 PM	456.28	453.44	455.06	839.30	788.30	783.80	542460.00	0.86
18/10/2023	7:48:49 PM	455.72	452.94	454.52	871.10	819.50	814.90	567840.00	0.86
18/10/2023	8:03:49 PM	459.18	456.38	457.94	654.00	608.90	607.00	408240.00	0.83
18/10/2023	8:18:49 PM	458.18	455.38	456.94	636.20	592.40	592.20	408720.00	0.85
18/10/2023	8:33:49 PM	455.96	453.10	454.86	692.20	646.20	648.30	450600.00	0.86
18/10/2023	8:48:49 PM	456.30	453.54	455.42	693.70	648.30	652.50	452580.00	0.86
18/10/2023	9:03:49 PM	457.40	454.58	456.36	683.60	640.60	641.00	445440.00	0.86
18/10/2023	9:18:49 PM	454.18	451.46	453.18	609.60	568.80	569.20	388080.00	0.85
18/10/2023	9:33:49 PM	454.00	451.30	453.08	629.10	588.40	589.60	402420.00	0.85
18/10/2023	9:48:49 PM	455.12	452.38	453.90	624.40	584.30	581.60	398580.00	0.85
18/10/2023	10:03:49 PM	456.92	454.16	455.72	590.40	548.90	547.60	373380.00	0.84
18/10/2023	10:18:49 PM	458.60	455.98	457.66	584.30	542.90	544.50	369300.00	0.84
18/10/2023	10:33:49 PM	457.80	455.18	457.00	588.20	526.40	530.10	356040.00	0.83
18/10/2023	10:48:49 PM	459.84	457.16	459.10	555.70	513.00	517.90	345120.00	0.82
18/10/2023	11:03:49 PM	460.30	457.74	459.18	544.80	506.40	504.50	336780.00	0.82
18/10/2023	11:18:49 PM	458.20	455.58	457.20	553.70	513.80	514.40	339840.00	0.82
18/10/2023	11:33:49 PM	453.00	450.32	451.96	606.60	566.00	566.70	379200.00	0.84
18/10/2023	11:48:49 PM	456.88	454.06	455.70	576.50	535.70	534.90	353880.00	0.82
19/10/2023	12:03:49 AM	456.52	453.52	454.98	545.40	505.20	500.40	326280.00	0.80
19/10/2023	12:18:49 AM	455.46	452.48	453.82	569.70	529.50	523.70	346320.00	0.81
19/10/2023	12:33:49 AM	453.22	450.26	451.70	619.00	574.50	571.40	384660.00	0.84
19/10/2023	12:48:49 AM	455.26	452.44	453.82	584.70	543.10	539.80	358500.00	0.82
19/10/2023	1:03:49 AM	454.92	452.14	453.44	591.20	550.20	546.10	364560.00	0.83
19/10/2023	1:18:49 AM	456.30	453.52	454.90	607.30	565.10	562.20	378360.00	0.83
19/10/2023	1:33:49 AM	456.20	453.24	454.76	600.70	556.50	554.60	372240.00	0.83
19/10/2023	1:48:49 AM	456.54	453.50	455.08	598.90	554.40	552.60	370560.00	0.83
19/10/2023	2:03:49 AM	459.64	456.66	458.32	583.20	540.70	539.30	369760.00	0.82
19/10/2023	2:18:49 AM	458.78	455.78	457.30	603.60	561.10	557.50	375120.00	0.82
19/10/2023	2:33:49 AM	458.00	454.94	456.60	587.10	543.90	541.50	360000.00	0.82
19/10/2023	2:48:49 AM	458.82	455.66	457.36	588.80	544.20	542.20	361020.00	0.82
19/10/2023	3:03:49 AM	460.16	457.10	458.58	569.90	526.30	521.90	344640.00	0.80
19/10/2023	3:18:49 AM	460.68	457.56	459.34	523.40	480.00	479.00	304860.00	0.78
19/10/2023	3:33:49 AM	460.10	457.08	458.70	588.80	543.90	541.90	361740.00	0.82
19/10/2023	3:48:49 AM	459.54	456.40	457.92	567.90	523.50	519.40	343740.00	0.81
19/10/2023	4:03:49 AM	455.90	452.72	454.18	512.00	470.10	464.70	295200.00	0.78
19/10/2023	4:18:49 AM	456.04	452.76	454.26	549.40	505.80	500.50	327180.00	0.80
19/10/2023	4:33:49 AM	454.60	451.30	452.92	551.30	507.80	503.80	327420.00	0.80
19/10/2023	4:48:49 AM	454.78	451.58	453.28	549.30	505.60	503.40	327180.00	0.80
19/10/2023	5:03:49 AM	455.50	452.38	453.64	508.70	470.90	462.30	291420.00	0.77
19/10/2023	5:18:49 AM	458.46	455.50	456.90	525.60	485.50	480.30	305460.00	0.78
19/10/2023	5:33:49 AM	457.90	455.04	456.46	560.80	519.20	515.70	337740.00	0.80
19/10/2023	5:48:49 AM	457.02	453.92	455.38	534.30	491.50	487.40	311160.00	0.78
19/10/2023	6:03:49 AM	459.72	456.60	457.82	524.70	482.80	475.90	302100.00	0.77
19/10/2023	6:18:49 AM	455.22	452.00	453.24	565.60	520.40	514.20	334740.00	0.80
19/10/2023	6:33:49 AM	456.92	453.78	455.10	536.50	493.20	488.20	311040.00	0.78
19/10/2023	6:48:49 AM	456.22	452.90	454.10	532.90	489.70	481.70	308160.00	0.78
19/10/2023	7:03:49 AM	460.14	456.84	457.86	478.10	440.20	428.30	263880.00	0.74
19/10/2023	7:18:49 AM	459.84	456.54	457.56	522.20	482.30	470.80	298740.00	0.77
19/10/2023	7:33:49 AM	458.72	455.28	456.34	508.50	467.90	455.60	288360.00	0.76
19/10/2023	7:48:49 AM	456.36	452.98	453.94	477.90	438.40	425.50	266400.00	0.76
	Promedio	457.15	454.18	455.69	585.62	543.04	539.85	358540.80	0.81

Fuente: Camposol S.A

ANEXO C: Datos del segundo objetivo

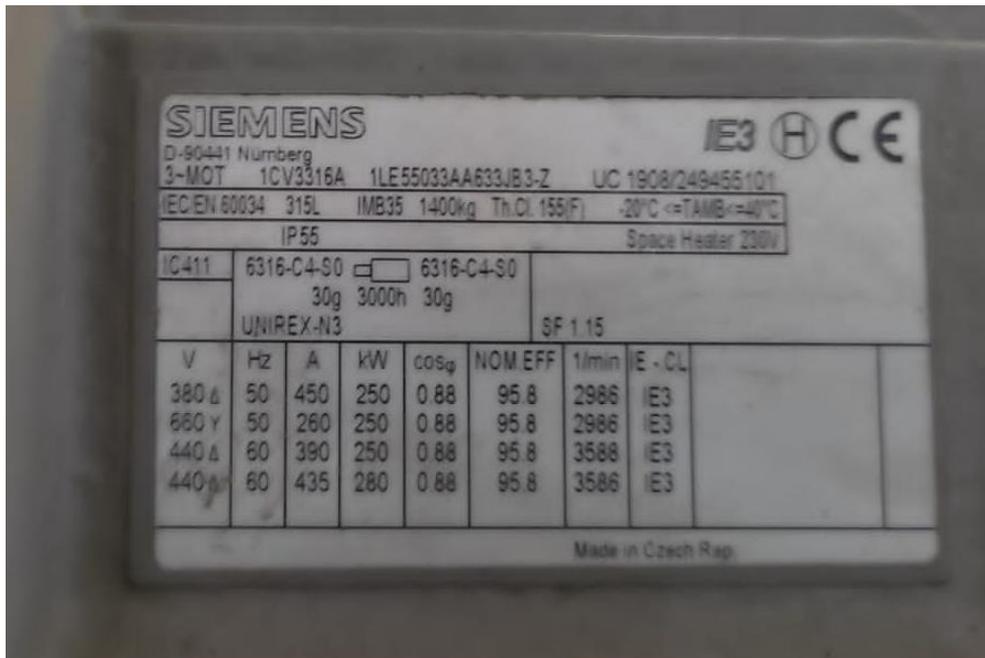


Figura C – 1: Placa característica del motor de 340 HP (250 kW)

Fuente: Camposol S.A



Figura C – 2: Placa característica del motor de 250 HP

Fuente: Camposol S.A

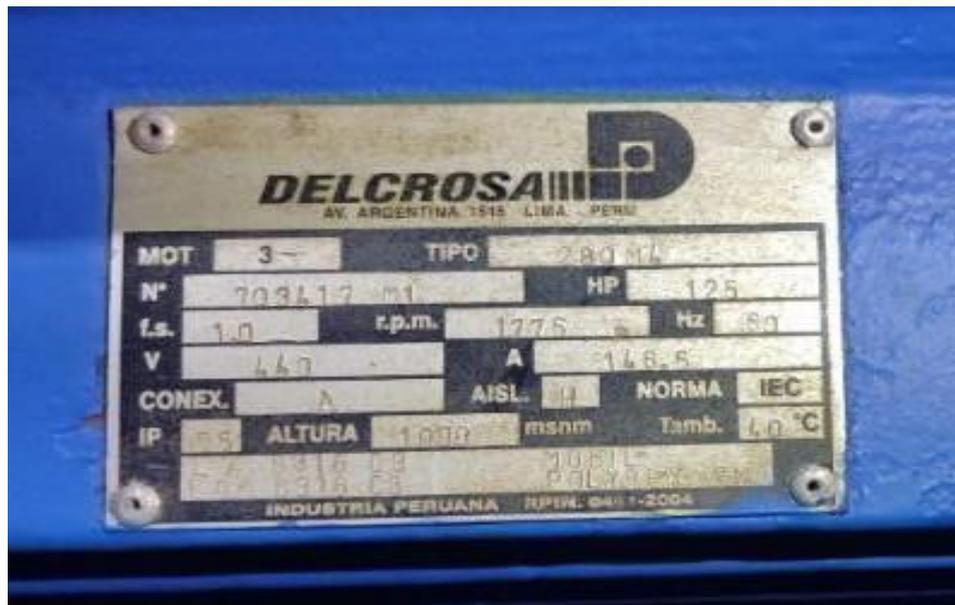


Figura C – 3: Placa característica del motor de 125 HP
Fuente: Camposol S.A.

ANEXO D: Datos del tercer objetivo

kvar	Rated current (amperes)	Enclosure	Shipping weight in lb (kg)	Catalog number
1.5	1.8	A1	17 (8)	1X43PMURF
2	2.4	A1	18 (8)	243PMURF
2.5	3	A1	18 (8)	2X43PMURF
3	3.6	A1	19 (9)	343PMURF
4	4.8	A1	19 (9)	443PMURF
5	6	A1	19 (9)	543PMURF
6	7.2	A1	19 (9)	643PMURF
7.5	9	A1	20 (9)	7X43PMURF
8	9.6	A1	20 (9)	843PMURF
9	10.8	A1	20 (9)	943PMURF
10	12	A1	20 (9)	1043PMURF
12.5	15	A2	29 (13)	12X43PMURF
15	18	A2	29 (13)	1543PMURF
17.5	21	A2	30 (14)	17X43PMURF
20	24	A2	31 (14)	2043PMURF
22.5	27	B1	44 (20)	22X43PMURF
25	30	A2	32 (15)	2543PMURF
27.5	33	B1	44 (20)	27X43PMURF
30	36	B1	44 (20)	3043PMURF
32.5	39	B1	45 (20)	32X43PMURF
35	42	B1	45 (20)	3543PMURF
37.5	45	B1	46 (21)	37X43PMURF
40	48	B1	46 (21)	4043PMURF
42.5	51	B1	47 (21)	42X43PMURF
45	54	B1	47 (22)	4543PMURF
50	60	B1	48 (22)	5043PMURF
55	66	C1	48 (22)	5543PMURF
60	72	C1	48 (22)	6043PMURF
65	78	C1	64 (29)	6543PMURF
70	84	C1	65 (30)	7043PMURF
75	90	C1	65 (30)	7543PMURF
80	96	C1	66 (30)	8043PMURF
85	102	C1	68 (31)	8543PMURF
90	108	C1	68 (31)	9043PMURF
100	120	C1	69 (31)	10043PMURF
120	144	C2	69 (31)	12043PMURF
125	150	C2	99 (45)	12543PMURF
140	168	C2	100 (46)	14043PMURF
150	180	C2	101 (46)	15043PMURF
180	192	D1	103 (47)	18043PMURF
180	216	D1	104 (47)	18043PMURF
200	240	D1	137 (62)	20043PMURF
225	270	D1	140 (64)	22543PMURF
250	300	E1	170 (77)	25043PMURF
300	360	E1	175 (80)	30043PMURF
350	420	E1	182 (83)	35043PMURF
400	480	E1	189 (86)	40043PMURF

Notes: For dimensional information, refer to **Pages 12 to 15**.

Unfused units available up to 100 kvar at 480 V.

480 V units above 50 kvar have 525 V capacitor cells.

Ratings based on 60 Hz operation.



Unipak—A2 enclosure



Unipak interior—E1 enclosure

Figura D– 1: Catalogo del banco de capacitores

Fuente: EATON

ANEXO E: Datos del cuarto objetivo



Iskra Doo
KNK3053 7.5KVAR 525V 50HZ, Power Factor Correction Capacitor, 3 Phase, 75 x 210mm Dry Type, 3 x 28.9uF, Includes Discharge Resistor

Available: **43pcs in stock**, More available in 12-16 weeks

\$95.50
\$105.05 inclGST

Heavy Item - No Free Shipping

Quantity: 1

Add to cart

Quantity	Price per item	Discount
12	\$92.64 each	3% Off
20	\$89.77 each	6% Off
50	\$87.86 each	8% Off
100	\$83.09 each	13% Off

Figura E – 1: Precio unitario del condensador de 7.50 kVAR de capacidad

Fuente: FASTRON



Iskra Doo
KNK9053 25KVAR 525V 50HZ, Power Factor Correction Capacitor, 3 Phase, 85 x 265mm Oil Filled, 3 x 96.2uF

Free Shipping on orders over \$300* (Exclusions apply)

Available: **Sold Out**

\$159.00
\$174.90 inclGST

Sold Out

Pre-order

Figura E – 2: Precio unitario del condensador de 25 kVAR de capacidad

Fuente: FASTRON



Iskra Doo
KNK3053 35 KVAR 525V 50HZ, Power Factor Correction Capacitor, 3 Phase, 116 x 245mm Dry Type, 3 x 134.7uF, Includes Discharge Resistor

Available: **150pcs in stock** . More available in 22-26 weeks

\$179.00
\$196.90 incl GST

Heavy Item - No Free Shipping

Quantity: 1

Add to cart

Quantity	Price per item	Discount
12	\$173.63 each	3% Off
20	\$168.26 each	6% Off
50	\$164.68 each	8% Off
100	\$155.73 each	13% Off

Other people want this. 4 people have this in their carts right now.

Heavy Item - No Free Shipping

Horton SECURE McAfee SECURE TRUSTE CERTIFIED PRIVACY VeriSign

Figura E – 3: Precio unitario del condensador de 35 kVAR de capacidad

Fuente: *FASTRON*

TIPO DE CAMBIO								
TC Interbancario (S/ por US\$)	Cotización (S/ por US\$)		(S/ por €)					
	Dic. 07	Dic. 06	Dic. 07	Dic. 06		Dic. 07	Dic. 06	
Mínimo	3,7450	3,7460	Apertura.	3,7475	3,7495	Cierre Venta	4,058	4,045
Máximo	3,7580	3,7580	Cierre.	3,7560	3,7540	Var%(12 meses)	0,86	0,72
Promedio	3,7542	3,7540	Var%(12 meses)	-1,80	-2,16			
Transacciones entre 9:00 AM y 1:30 PM. Fuente: Datatec.			Var%(acum. 2023)	-1,34	-1,39			

Figura E – 4: Tipo de cambio actual entre soles y dólares

Fuente: *Banco Central de la Reserva del Perú*

Tarifa N° 42

Comercial Mayor

Suministros con alimentación a tensiones nominales de 2,300 a 22,900 voltios

- Por máxima demanda	S./kW-mes	6.11	6.72
- Por energía activa diurna (consumida entre las 10 y 23 horas)	cent.S./kWh	6.5	7.2
- Por energía activa nocturna (consumida entre las 23 y 10 horas)	cent.S./kWh	3.6	4.0
- Por energía reactiva que exceda del 30% del total de energía activa	cent.S./kVARh	1.7	1.9

Figura E – 5: Costo unitario de cada tipo de energía

Fuente: *Osinerghin*

Turnitin Informe de Originalidad

Procesado el: 10-dic.-2023 15:43 -05

Identificador: 2254527822

Número de palabras: 8842

Entregado: 1

neygomez Por NEYSER EDGAR SANCHEZ CALVAY

	Similitud según fuente	
Índice de similitud		
17%	Internet Sources:	17%
	Publicaciones:	2%
	Trabajos del estudiante:	5%