

UNIVERSIDAD NACIONAL DE JAÉN
CARRERA PROFESIONAL DE INGENIERÍA
MECÁNICA Y ELÉCTRICA



ESTIMACIÓN DEL POTENCIAL DE ENERGÍA
EMPLEANDO MINERÍA DE DATOS PARA EL DISEÑO DE
UN SISTEMA FOTOVOLTAICO PARA EL SECTOR SAN
ISIDRO, JAÉN – PERÚ

TESIS PARA OPTAR EL TÍTULO PROFESIONAL DE INGENIERO
MECÁNICO ELECTRICISTA

Autores: Bach. Neyra Carrasco Leodan

Bach. Bazán Pérez Elvin

Asesor: Mg. Lenin Quiñones Huatangari

JAÉN – PERÚ, ENERO, 2020

ACTA DE SUSTENTACIÓN

El día 27 de mayo del año 2020, siendo las 12:00 horas, se reunieron en forma virtual (Google Meet) los integrantes del Jurado:

Presidente: **Mg. Jaime Odar Honorio Acosta**

Secretario: **Mg. Jannier Alberto Montenegro Juárez**

Vocal: **Dr. Deibi Eric García Campos**, para evaluar la Sustentación de:

() Trabajo de Investigación

(X) Tesis

() Trabajo de Suficiencia Profesional

Titulado: **“ESTIMACIÓN DEL POTENCIAL DE ENERGÍA EMPLEANDO MINERÍA DE DATOS PARA EL DISEÑO DE UN SISTEMA FOTOVOLTAICO PARA EL SECTOR SAN ISIDRO, JAÉN – PERÚ”**, presentado por los Bachilleres **LEODAN NEYRA CARRASCO Y ELVIN BAZÁN PÉREZ** de la Carrera Profesional de Ingeniería Mecánica y Eléctrica, de la Universidad Nacional de Jaén.

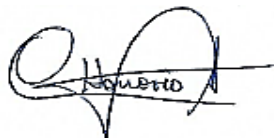
Después de la sustentación y defensa, el Jurado acuerda:

(X) Aprobar () Desaprobar (X) Unanimidad () Mayoría

Con la siguiente mención:

- | | | |
|----------------|------------|--------|
| a) Excelente | 18, 19, 20 | () |
| b) Muy bueno | 16, 17 | () |
| c) Bueno | 14, 15 | (14) |
| d) Regular | 13 | () |
| e) Desaprobado | 12 ò menos | () |

Siendo las 12:50 horas del mismo día, el Jurado concluye el acto de sustentación confirmando su participación con la suscripción de la presente.



Mg. Jaime Odar Honorio Acosta
Presidente Jurado Evaluador



Mg. Jannier Alberto Montenegro Juárez
Secretario Jurado Evaluador



Dr. Deibi Eric García Campos
Vocal Jurado Evaluador

ÍNDICE GENERAL

RESUMEN	7
ABSTRACT	8
I. INTRODUCCIÓN	9
II. OBJETIVOS	14
Objetivo general.....	14
Objetivos específicos	14
III. MATERIALES Y MÉTODOS.....	15
3.1. Ubicación geográfica.....	15
3.2. Materiales y métodos.....	16
3.3. Tipo de investigación empleada	17
3.4. Línea de investigación	17
3.5. Metodología.....	18
3.5.1 Datos de la estación meteorológica de la Universidad Nacional de Jaén.....	18
3.5.2 Elaboración de modelos empleando minería de datos	18
3.5.3 Software empleado para determinar el modelo	19
3.5.4 Estadísticos para validar el modelo	25
3.5.4.1 Coeficiente de correlación (correlation coefficient).....	25
3.5.4.2 Error medio absoluto (Mean absolute error):	26
3.5.4.3 Error Cuadrático Medio (Root Mean Squared Error):.....	26
3.5.4.4 Error Relativo Absoluto (Relative Absolute Error):.....	27
3.5.4.5 Error Cuadrático Relativo (Root Relative Squared Error):	28
3.5.5 Viviendas consideradas del Sector San Isidro que no cuentan con energía eléctrica.....	29
IV. RESULTADOS	30
4.1 Estimación de la máxima demanda de energía	30

4.2 Modelo que describe el comportamiento del potencial de energía que emplea una red neuronal artificial	32
4.3 Diseño del Sistema Fotovoltaico	39
4.3.1 Calculo del consumo medio diario	39
4.3.2 Dimensionamiento del panel o módulo fotovoltaico	42
4.3.3 Dimensionamiento del regulador o controlador fotovoltaico	44
4.3.4 Dimensionamiento del banco de baterías	45
4.3.5 Dimensionamiento del inversor de corriente	46
4.3.6 Dimensionamiento del cableado	47
4.3.6.1 Cableado desde el panel al regulador	49
4.3.6.2 Cableado desde regulador hasta las baterías	49
4.3.6.3 Cableado desde regulador hasta el inversor	49
4.3.6.4 Dimensionamiento de protecciones	50
4.3.6.5 Fusibles para paneles	50
4.3.6.6 Fusible para batería e inversor	50
4.3.6.7 Protección en corriente alterna	50
4.3.7 Selección de equipamiento en el mercado nacional o internacional	50
4.3.7.1 Selección del panel o módulo fotovoltaico.....	51
4.3.7.2 Selección del regulador o controlador solar	52
4.3.7.3 Selección de la batería solar	53
4.3.7.4 Selección del inversor DC-AC trifásico 48/5000	54
4.3.7.5 Selección del conductor eléctrico	55
4.3.8 Propuesta del diseño del sistema fotovoltaico en Autocad	56
4.3.9 Ángulo óptimo de inclinación para un sistema fotovoltaico fijo	58
4.3.10 Evaluación económica de la propuesta	59
4.3.10.1 Costos iniciales de instalación.....	59
4.3.10.2 Gastos de mantenimiento.....	59

4.3.10.3 Ingresos estimados.....	61
4.3.10.4 Determinación del punto de equilibrio del proyecto	63
4.3.10.5 Cálculo del VAN y TIR.....	64
V. DISCUSIÓN.....	66
VI. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	67
VII. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	68
VIII. DEDICATORIA.....	71
IX. AGRADECIMIENTO	72
X. ANEXOS.....	73
Anexo 1. Proceso de la minería de datos.....	73
Anexo 2. Localización geográfica del área de estudio	73
Anexo 3. Galería fotográfica	74

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Radiación solar en Jaén asumiendo 7.6° según estación meteorológica UNJ.....	18
Tabla 2. Datos del Caserío de San Isidro 2017.....	29
Tabla 3. Demanda máxima del sector San Isidro	30
Tabla 4. Consumo de energía estimada en sector San Isidro	31
Tabla 5. Corriente máxima del proyecto en el mes de febrero a octubre de 2017	41
Tabla 6. Ángulo de inclinación y corriente máxima de operación para el mes de junio.....	42
Tabla 7. Tensión nominal en función de la potencia.....	43
Tabla 8. Caída de tensión máxima admisible	47
Tabla 9. Sección de conductores según criterio de caída de tensión	49
Tabla 10. Especificaciones técnicas del panel fotovoltaico seleccionado.....	51
Tabla 11. Porcentajes de caída de tensión máximos para cada tramo de instalación.....	56
Tabla 12. Costos iniciales de instalación.....	59
Tabla 13. Gastos de mantenimiento anual de la obra	60
Tabla 14. Ingresos estimados para el primer año de instalación (en soles).....	61
Tabla 15. Ingresos estimados para los primeros cinco años de instalación (en soles)	61
Tabla 16. Flujo de caja de los primeros cinco años del proyecto (en soles)	62
Tabla 17. Ingresos y egresos acumulados para determinar el punto de equilibrio	63
Tabla 18. Relación de periodos y flujos de fondos.....	64

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Red neuronal con ocho entradas y una capa oculta y una neurona de salida.....	13
Figura 2. Ubicación geográfica del caserío San Isidro del distrito de Jaén.....	15
Figura 3. Caserío San Isidro Jaén –Perú- Cajamarca, viviendas si electrificar	16
Figura 4. Interfaz principal de WEKA.	20
Figura 5. Interfaz de simple CLI.	21
Figura 6. Interfaz de Explorer con la pestaña preproces activada.	22
Figura 7. Pestaña preprocess una vez introducida los datos.....	23
Figura 8. Pestaña preprocess una vez introducida los datos parte de datos.....	24
Figura 9. Salida de aplicación NaiveBayes y un conjunto de entrenamiento.....	24
Figura 10. Visualización de datos procesados en el software Weka	25
Figura 11. Pestaña Visualize, visualización de variables seleccionadas.	25
Figura 12. Máxima demanda y consumo energético del sector San Isidro.	32
Figura 13. Las once variables recolectadas por la estación de la UNJ	33
Figura 14. Modelo de red neuronal artificial basado en siete neuronas de entrada y una de salida.....	38
Figura 15. Comportamiento de la energía.	39
Figura 16. Panel de alta eficiencia de 1.5m largo por 1.31m ancho 480 W 48 V	51
Figura 17. Características técnicas del MPPT Smart Solar 250 v 100 a Victron.....	52
Figura 18. Regulador MPPT 250V 100A Victron Smart Solar.....	52
Figura 19. Batería de 2V 1700Ah 1000WC 54400Wh dia.....	53
Figura 20. Conexión de las Baterías en paralelo	53
Figura 21. Inversor Victron Multiplus 48V 5000VA 100	54
Figura 22. Ejemplo de conexión de un inversor.....	55
Figura 23. Diseño del sistema fotovoltaico en AUTOCAD	57
Figura 24. Angulo de inclinación del panel solar	58
Figura 25. Determinación del punto de equilibrio.....	63

RESUMEN

El presente trabajo de investigación propone el diseño de un sistema fotovoltaico para el caserío de San Isidro en Jaén – Perú, tomando en cuenta la estimación del potencial de energía empleando minería de datos. La finalidad de este trabajo es que, al implementar esta propuesta, se pueda satisfacer necesidades energéticas en este sector de Jaén. Para estimar el potencial de energía para el diseño sistema fotovoltaica, se ha considerado los datos recolectados de la estación meteorológica de la Universidad Nacional de Jaén del año 2016, en los meses de febrero a octubre, a partir de esta data se estimó la energía empleando integración numérica. Se ha utilizado el software Weka para elaborar un modelo matemático mediante una red neuronal el cual permite generalizar el comportamiento y su validación de datos que se consigue mediante estadísticos (coeficiente de correlación, error medio, error cuadrático, error relativo absoluto y error cuadrático relativo). Según la máxima demanda en todo el sector, se estima que requiere de 21 paneles fotovoltaicos, para cubrir la demanda de corriente que debe entregar el sistema para cubrir la demanda eléctrica, considerando un ángulo 7.6° haciendo alusión al mes de junio por ser el mes más crítico del año con un valor de $(4,39 \text{ kWh/m}^2)/\text{día}$.

Palabras clave: Minería de datos, radiación solar, sistema fotovoltaico, WEKA, redes neuronales.

ABSTRACT

This research work proposes the design of a photovoltaic system for the San Isidro farmhouse in Jaén - Peru, taking into account the estimation of energy potential using data mining. The purpose of this work is that, by implementing this proposal, energy needs can be met in this sector of Jaén. To estimate the energy potential for the photovoltaic system design, the data collected from the meteorological station of the National University of Jaén from 2016, in the months of February to October, has been considered, from this data the energy was estimated using numerical integration. Weka software has been used to develop a mathematical model using a neural network which allows generalizing the behavior and its data validation, which is achieved through statistics (correlation coefficient, mean error, root error, absolute relative error and relative root error). According to the maximum demand in the entire sector, it is estimated that it requires 21 photovoltaic panels, to cover the current demand that the system must deliver to cover the electrical demand, considering an angle of 7.6° , alluding to the month of June as it is the month most critical of the year with a value of $(4.39 \text{ kWh /m}^2) / \text{day}$.

Keywords: Data mining, solar radiation, photovoltaic system, WEKA, neural networks.

I. INTRODUCCIÓN

En la actualidad las energías convencionales si bien han contribuido con la solución de problemas y necesidades energéticas a la sociedad, también han generado como consecuencia de un mal aprovechamiento de los recursos. En el caso de la obtención de energía eléctrica, los sistemas de generación convencionales, tales como las centrales hidroeléctricas y la obtenida por combustibles fósiles, afectan al medio ambiente y la situación económica de las naciones y su población, debido a su alto costo. Además, son agotables, debido a un aprovechamiento no sostenido y que pone en evidencia la necesidad de una mejor tecnología energética con estatus ambientalista (Magalón, 2017).

Con el propósito de contextualizar la investigación, se procedió a revisar estudios previos que han abordado un problema similar. En este sentido, (Manuela, 2017) realizó un estudio denominado “Modelo basado en minería de datos para la detección de pérdidas no técnicas de redes de distribución”, en el cual se estudiaron los métodos de aprendizaje automático, los cuales son más predominantes en este contexto y, además, tiene un costo de implementación más moderado en comparación con otras alternativas. Asimismo, se describieron los diferentes algoritmos de aprendizaje y casos en los cuales se han aplicado.

Trabajo consistió en el desarrollo de un modelo a partir de datos reales de una de las empresas de distribución eléctrica de República Dominicana, para lo cual se identificaron alternativas para reducir a valores admisibles las pérdidas en las redes de distribución; es decir, el robo eléctrico constituye una seria preocupación para muchas compañías eléctricas a nivel mundial, por ser la principal causa de las grandes pérdidas no técnicas de energía que sufren cada año (Manuela, 2017).

Otro de los estudios consultados fue la tesis de Morán (2012) denominada “Análisis y predicción de perfiles de consumo energético en edificios públicos mediante técnicas de minería de datos”. El autor señala que el consumo sostenible y responsable de la energía requiere establecer medidas que persigan una mayor eficiencia energética. Un elevado conocimiento del consumo permite determinar la existencia de consumos innecesarios, optimizar la demanda diaria, balancear las cargas, entre otras actividades, con lo que se logra reducir el nivel de consumo. Si, además, se tiene en cuenta la liberalización del mercado energético, el conocimiento extraído se puede aprovechar para mejorar la negociación con la compañía suministradora y contribuir con la reducción de costos.

Se llevó a cabo un análisis energético de una gran infraestructura, como es de la Universidad de León, caracterizada por tener varios puntos de medida (30 edificios) de elevado consumo y que están distribuidos, convirtiendo el análisis de datos en una tarea compleja. Del mismo modo, propuso métodos para la predicción del consumo eléctrico a corto y medio plazo. Los modelos obtenidos hacen posible la estimación de los consumos de un edificio a medio plazo (1 mes) por medio de la relación de las variables ambientales con los perfiles de consumo. A partir de las estimaciones futuras de variables ambientales se puede predecir el consumo del edificio y establecer unos umbrales entre los que va a oscilar el consumo (Morán (2012)).

En el área de mecánica, (Calleja Gómez, 2010) realizó una investigación denominada “Minería de datos con Weka para la predicción del precio de automóviles de segunda mano” en la cual profundiza un concepto relacionado la obtención y extracción de información relevante que se pueden encontrar en una colección de datos: la minería de datos. Bajo este nombre, se agrupan todas aquellas técnicas que al emplearlas sirve para extraer conocimiento e información relevante de las bases de datos. El uso de estos mecanismos de cálculo, asociación y segmentación, así como la búsqueda de patrones comunes en los datos, situaciones que siempre se repiten, o reglas implícitas en los propios datos, se puede predecir diferentes situaciones o datos, bajo el programa Visual Basic para aplicaciones y Access, la cual es una aplicación que permitió descargar información de más de 6 000 vehículos y organizar dicha información para almacenarla correctamente en una base de datos en breve tiempo. Además, ha proporcionado un entorno idóneo para implementar el modelo de minería de datos obtenido mediante el algoritmo M5P y así poner en práctica la predicción del precio de vehículos de segunda mano en forma fácil para el usuario (Calleja Gómez, 2010).

En lo que respecta a esta investigación, se justifica en virtud de que busca implementar una propuesta que permita satisfacer las necesidades energéticas en el sector de San Isidro, Jaén. Para estimar el potencial de energía para dicho diseño, se ha considerado los datos recolectados de la estación meteorológica de la Universidad Nacional de Jaén, sobre la cual se estimó con el empleo de minería de datos utilizando la técnica de las redes neuronales artificiales usando el software Weka.

La minería de datos (MD) se ha incorporado desde los años 1990 en el contexto de las Tecnologías de Información y Comunicación, algoritmia y desarrollo de software (Riquelme et al., 2006). Las líneas de desarrollo que fundamenta la minería de datos, se originan en tres conceptos importantes, siendo el mayor de ellos la estadística: sin estadísticas no existiría la minería de datos, siendo esta disciplina el fundamento de la mayoría de las tecnologías que utilizan este concepto. Entre las herramientas y técnicas de la minería de datos, es común encontrar conceptos tales como análisis de regresión, desviación estándar, regresión lineal, varianza, análisis de *clustering*, intervalos de confianza, entre otros, que describen de forma global la estadística clásica (Altamiranda et al., 2013). La minería de datos abarca una amplia gama de técnicas que se utilizan en una variedad de industrias. Debido a la creciente competencia en beneficios y cuota de mercado en el campo del mercadeo, la minería de datos se ha convertido en una práctica esencial para mantener una ventaja competitiva en todas las fases del ciclo de vida del cliente (Logreira T. Carlos, 2011).

Entre los aspectos metodológicos para el desarrollo de aplicaciones de minería de datos, se debe considerar la definición de técnicas de modelado orientadas hacia el entendimiento del negocio, la definición de métodos de pre procesamiento de datos orientado al uso de explotación de información basado en sistemas inteligentes, la especificación, diseño y desarrollo de un gestor metodológico para proyectos de minería de datos y el desarrollo de una metodología para la selección de herramientas de minería de datos. En vista de que la minería de datos es un tipo de técnica derivada de las ciencias de ingeniería, se rige por conceptos que gobiernan el ciclo de vida del software, propuesto por la ingeniería de software. Para ello se tiene en cuenta el pre análisis o recolección de datos, análisis – que incluye el planteamiento de requerimientos técnicos, clasificación de la información, elaboración de diagramas de flujo y diagramas basados en UML – y diseño o elaboración de prototipos (Logreira T. Carlos, 2011).

Las redes neuronales, conocidas por sus siglas en inglés, NN o *Neural Networks*, fueron originalmente una simulación abstracta de los sistemas nerviosos biológicos, constituidos por un conjunto de unidades llamadas neuronas o nodos, interconectados unos con otros. El primer modelo de red neuronal fue propuesto en 1943 por McCulloch y Pitts en términos de un modelo computacional de actividad nerviosa. Este modelo era una estructura binaria, donde cada neurona tenía un escalón o umbral prefijado, y sirvió de base para los modelos posteriores (Marin, 2007). Es capaz de actuar como un aproximador

universal de funciones: una red *backpropagation*, que contiene al menos una capa oculta con suficientes unidades no lineales, que puede aproximar cualquier tipo de función o relación continua entre un grupo de variables de entrada y salida. Esta propiedad convierte a las redes perceptrón multicapa en herramientas de propósito general, flexibles y no lineales (Marín, 2007).

Por su parte, McClelland y Rumelhart (1986) formalizaron un método para que una red del tipo perceptrón multicapa aprendiera la asociación que existe entre un conjunto de patrones de entrada y sus salidas correspondientes: método *backpropagation error* (propagación del error hacia atrás). Esta red tiene la capacidad de generalización; es decir, facilidad de dar salidas satisfactorias a entradas que el sistema no ha visto nunca en su fase de entrenamiento. De esta forma, un perceptrón multicapa está compuesto por una capa de entrada, una capa de salida y una o más capas ocultas; aunque se ha demostrado que para la mayoría de problemas es suficiente una sola capa oculta (Marín, 2007).

Asimismo, se utiliza un modelo matemático de un panel solar para simular y evaluar el algoritmo de control destinado a conseguir el punto de máxima potencia con resultados satisfactorios, no obstante, se destaca que el modelo matemático depende de muchos parámetros relacionados con el material de la celda solar y especificaciones del fabricante. Por tal motivo, al momento de llevar a cabo un proyecto de instalación para la generación de energía solar, es recomendable contar con plataformas de simulación y modelos que describan y permitan cuantificar la cantidad de energía disponible de un panel fotovoltaico para diferentes condiciones de operación (Ospina et al, 2014).

El exponencial aumento de la tecnología ha dado lugar a poderosas herramientas de software y hardware con las cuales se puede implementar las redes neuronales. En vista de ello, a partir de datos experimentales, mediante la utilización de redes neuronales artificiales y de esta manera diseñar una arquitectura de red neuronal basada en máquinas en comité (Montaño, 2002). Esta propuesta queda reflejada en la Figura 1.

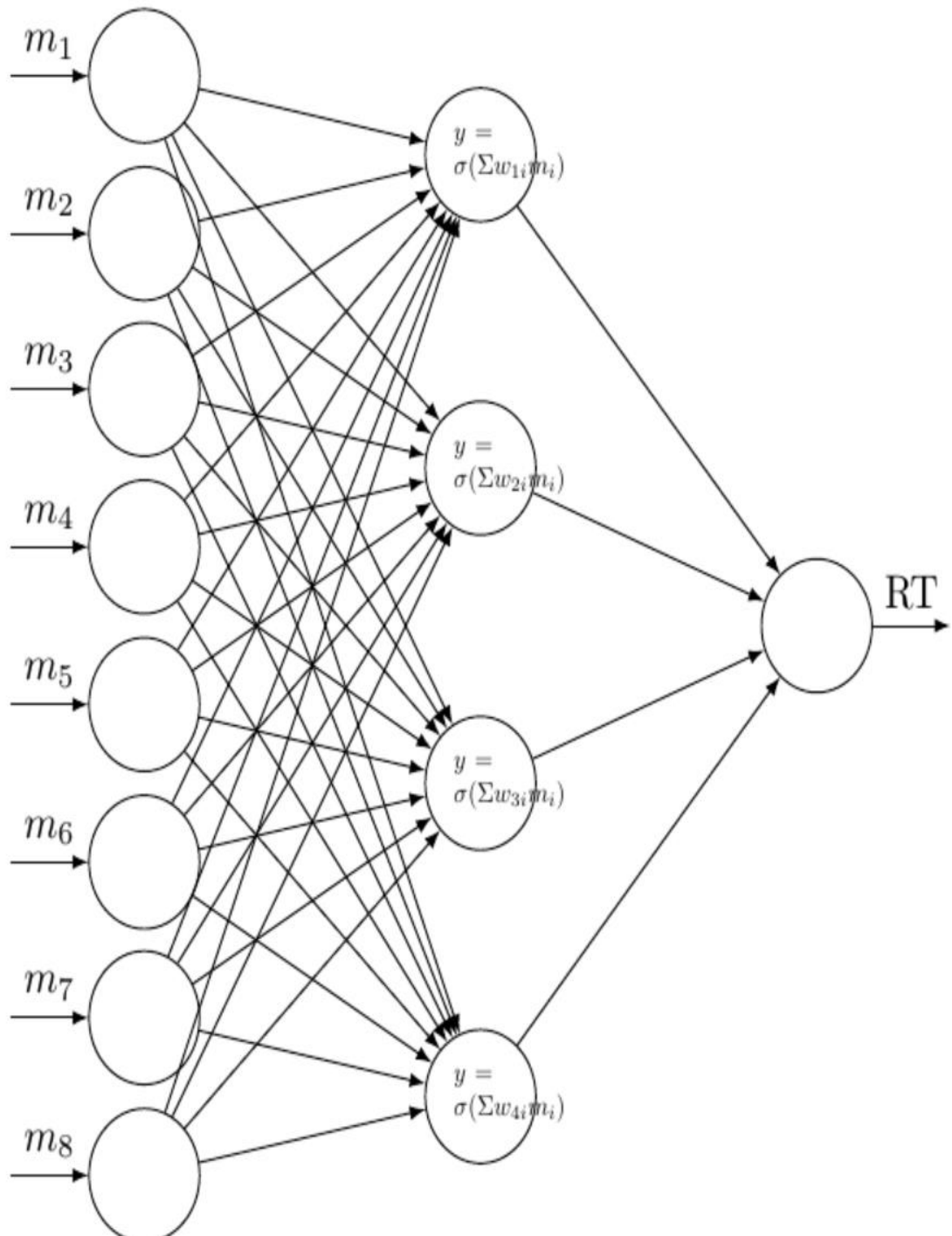


Figura 1. Red neuronal con ocho entradas y una capa oculta y una neurona de salida
Fuente: (Marin, 2007).

II. OBJETIVOS

Objetivo general

Estimar el potencial de energía empleando minería de datos para el diseño de un sistema fotovoltaico para el sector San Isidro, Jaén-Perú.

Objetivos específicos

- Calcular la máxima demanda del sector San Isidro.
- Desarrollar un modelo que describa el comportamiento del potencial de energía de un sistema fotovoltaico para el sector San Isidro, que emplee una técnica de minería de datos usando software especializado.
- Diseñar el sistema fotovoltaico empleando minería de datos para el sector San Isidro, Jaén-Perú.

III. MATERIALES Y MÉTODOS

3.1. Ubicación geográfica

El área de estudio se realizó en el caserío San Isidro del distrito de Jaén, ubicado en el departamento de Cajamarca, provincia de Jaén, coordenadas geográficas: latitud: - 5.694014° y longitud: - 746096.58 (Ver Figura 2 y Figura 3):

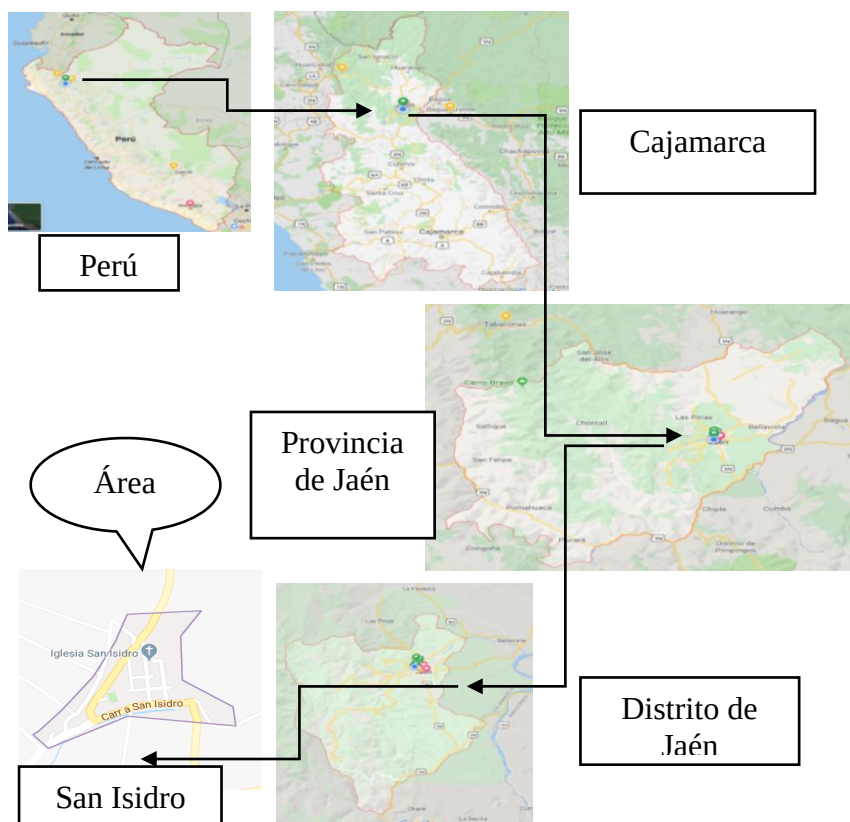


Figura 2. Ubicación geográfica del caserío San Isidro del distrito de Jaén
Fuente: Elaboración propia, a partir de Google Maps.



Figura 3. Caserío San Isidro Jaén –Perú- Cajamarca, viviendas si electrificar

Fuente: Elaboración propia, a partir de Google Maps.

3.2. Materiales y métodos

Materiales

Laptop.

Cámara fotográfica.

Microsoft Word 2016.

Microsoft Excel 2016.

AutoCAD 2016.

GPS, sistema de posicionamiento global.

Consola Davis Vintage Pro 2, estación meteorológica la cual está ubicada en el laboratorio de la carrera profesional de Ingeniería Forestal y Ambiental.

Weka, Acrónimo de *Waikato Environment for Knowledge Analysis*,

3.3. Tipo de investigación empleada

Los criterios de investigación que permitieron desarrollar el estudio y elaborar conclusiones se detallan a continuación.

a) Investigación Aplicada: en virtud de que se hizo uso de los conocimientos de datos y bases teóricas de la Ingeniería para dar solución y validación mediante la red neuronal para el diseño del sistema fotovoltaico.

b) Investigación Descriptiva: con la aplicación de este tipo se describieron las características de los equipos seleccionados y las variables en estudio (radiación solar, índices de THW, índice THSW y energía fotovoltaica) a través tal y como se presentan en la realidad.

c) Investigación Explicativa: mediante este enfoque se hizo un análisis e interpretación del modelo de la red neuronal del comportamiento para la solución del problema.

3.4. Línea de investigación

Energías renovables.

3.5. Metodología

3.5.1 Datos de la estación meteorológica de la Universidad Nacional de Jaén

Los datos recolectados son del año 2016, dichos datos se obtuvieron a través de la consola Davis Vintage Pro 2, la cual está ubicada en el laboratorio de la carrera profesional de Ingeniería Forestal y Ambiental. La radiación solar para el punto de instalación se muestra en la Tabla 1.

Tabla 1. Radiación solar en Jaén asumiendo 7.6° según estación meteorológica UNJ

Mes	Promedio de Irradiación Mensual (kWh/m ² /día)
Enero	-
Febrero	4.61
Marzo	4.74
Abril	5.25
Mayo	4.86
Junio	4.39
Julio	4.57
Agosto	5.19
Septiembre	5.35
Octubre	4.80
Noviembre	-
Diciembre	-

Fuente: Estación Meteorológica UNJ (2016).

Si se toma en cuenta un ángulo 7.6° de inclinación, se considera a junio el mes más crítico del año con un valor de $\frac{4,39 \frac{\text{kWh}}{\text{m}^2}}{\text{día}}$.

3.5.2 Elaboración de modelos empleando minería de datos

El descubrimiento de conocimiento en bases de datos (KDD) se define como el proceso de identificar patrones significativos en los datos que sean válidos, novedosos, potencialmente útiles y comprensibles para un usuario. El proceso KDD es interactivo e iterativo conteniendo los siguientes pasos:

1. Comprensión del dominio de aplicación: este paso incluye el conocimiento relevante previo y las metas de la aplicación.
2. Extracción de la base de datos objetivo: recogida de los datos, evaluar la calidad de los datos y utilizar análisis exploratorio de los datos para familiarizarse con ellos.

3. Preparación de los datos: incluye limpieza, transformación, integración y reducción de datos. Se intenta mejorar la calidad de los datos a la vez que disminuir el tiempo requerido por el algoritmo de aprendizaje aplicado posteriormente.
4. Minería de datos: como se ha señalado anteriormente, este es la fase fundamental del proceso. Está constituido por una o más de las siguientes funciones, clasificación, regresión, clustering, resumen, recuperación de imágenes, extracción de reglas, entre otros.
5. Interpretación: consiste en la explicación de los patrones descubiertos, así como la posibilidad de visualizarlos.
6. Utilizar el conocimiento descubierto: hacer uso del modelo creado.

3.5.3 Software empleado para determinar el modelo

WEKA es el acrónimo de *Waikato Environment for Knowledge Analysis* (Entorno Waikato para el Análisis de Conocimiento), es un entorno para experimentación de análisis de datos que permite aplicar, analizar y evaluar las técnicas más relevantes de análisis de datos, principalmente las provenientes del aprendizaje automático, sobre cualquier conjunto de datos del usuario.

Este programa se distribuye como software de libre distribución (licencia GNU-GPL) desarrollado en Java y dispone de tres entornos de trabajo gráficos y un entorno en modo consola, que permite la implementación de algoritmos para pre procesamiento de datos, clasificación, regresión, clustering, selección de atributos y reglas de asociación (González, 2013).

El desarrollo de WEKA se inició en 1993 en la Universidad de Waikato (Nueva Zelanda) siendo la primera versión pública Weka 2.1 la del año 1996. Actualmente, la última versión del software es la 3.8.3 estando disponible para los principales sistemas operativos tanto libres como comerciales. WEKA se puede descargar en la web de la Universidad de Waikato a través del enlace <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/> (Ver Figura 4):



Figura 4. Interfaz principal de WEKA.
Fuente: WEKA (2019).

Datos

WEKA utiliza un formato de datos denominado arff (Attribute Relation File Format). Cada uno de estos ficheros consta de tres partes:

- a) Cabecera. Definida por: `@relation <nombre-conjunto-de-datos>`
- b) Declaración de atributos o variables. A través de:
`@attribute <nombre-variable> <tipo>`

En el cual el valor es de tipo: string, numeric, integer, date o nominal.

- c) Sección de datos. Definidos de la siguiente forma:
`@data`

En esta parte se cuenta con una línea para cada registro, los valores estarán separados por comas y los valores perdidos se representan mediante el carácter `.`. Además, es posible escribir comentarios en ese fichero, precedidos del carácter `%`.

Simple CLI: Se trata de una de las aplicaciones a la que se puede acceder a través de la interfaz Principal de WEKA (Ver Figura 5).

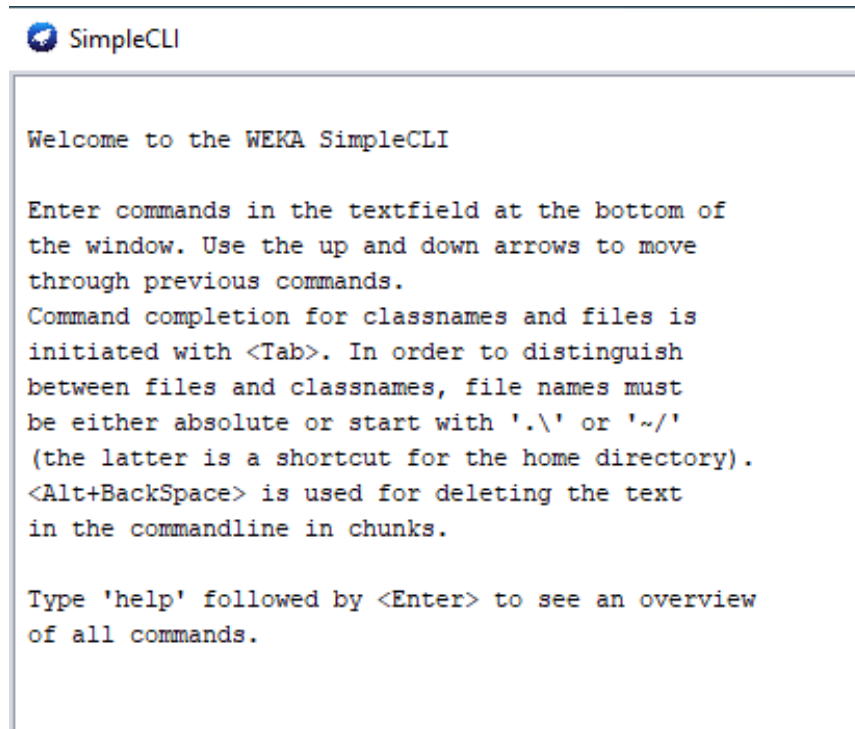


Figura 5. Interfaz de simple CLI.
Fuente: WEKA (2019).

Simple CLI es la abreviatura de Simple Command-Line Interface (Interfaz Simple de Línea de Comandos) y se define como una ventana de comandos java. Nace con la primera versión de WEKA y a través de ella se ejecutan las clases allí implementadas.

Hoy en día, y debido a la aparición de las otras aplicaciones que componen WEKA, es menos utilizada, ya que estas nuevas herramientas constan de interfaces gráficas que facilitan su uso por parte del usuario. En la interfaz se pueden ejecutar los siguientes comandos:

java <nombre-de-la-clase><args>: Permite ejecutar una determinada clase de WEKA.

break: Detiene la tarea actual.

kill: Finaliza la tarea actual.

cls: Limpia el contenido de la consola.

history: Muestra el historial de ordenes ejecutadas.

exit: Sale de la aplicación.

help <comando>: Proporciona una breve descripción de cada mandato.

Explorer

Se trata de otra de las aplicaciones a la que se accede a través de la interfaz principal de WEKA. Esta herramienta permite, entre otras tareas, llevar a cabo la ejecución de los algoritmos de análisis implementados sobre los ficheros de entrada. A estas funcionalidades se puede acceder a través de las siguientes pestañas:

- Preprocess: permite la visualización y preprocesador de los datos (aplicación de filtros).
- Classify: útil para la aplicación de algoritmos de clasificación y regresión.
- Cluster: conjunto de técnicas de agrupación.
- Associate: métodos de asociación.
- Select Attributes: selección de atributos.
- Visualize: visualización de los datos por parejas de atributos.

Al entrar en la aplicación, la interfaz aparecerá vacía, mientras que la pestaña Preprocess está seleccionada (Ver Figura 6):

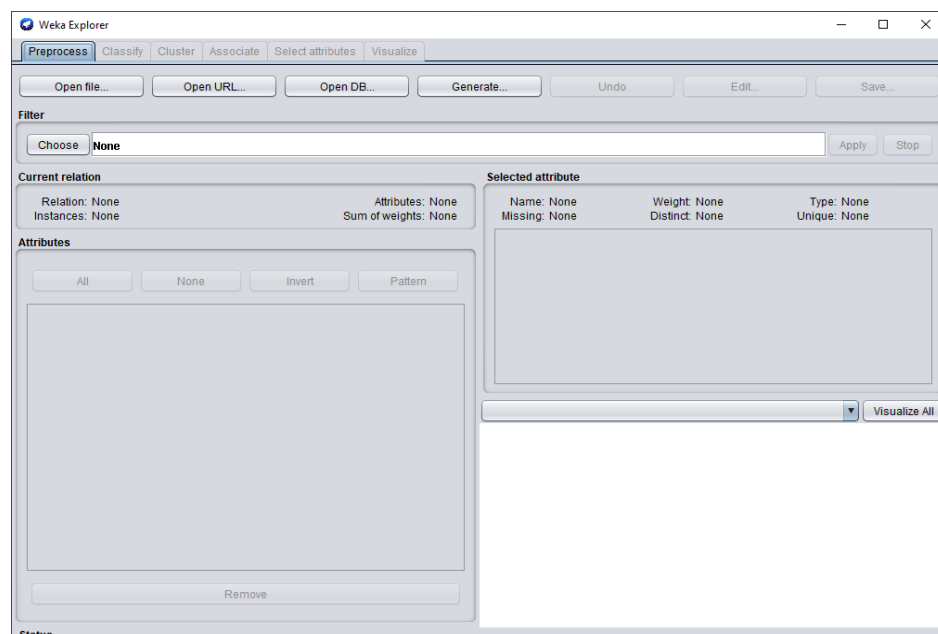


Figura 6. Interfaz de Explorer con la pestaña preproces activada.
Fuente: WEKA (2019).

Una vez cargado el fichero, se visualizan los atributos o variables del fichero y para aquellos que se seleccionen (Attributes) podremos ver un resumen estadístico (Selected attribute). Por otro lado, las herramientas de preprocesamiento se denominan filtro (Filter) y cada filtro actúa en uno de los siguientes niveles:

- Atributos: actúan “en vertical” en la base de datos, modificando un atributo completo. Ejemplo: filtro de discretización.
- Instancias: actúan en horizontal, seleccionando un grupo de registros (instancias). Ejemplo: filtro de selección aleatoria.

Para visualizar los filtros bastaría pulsar el botón Choose dentro de la sección Filter. Es ahí donde se selecciona el filtro a utilizar en función del objetivo. Los filtros se dividen en:

- No supervisados: en su funcionamiento no interviene ningún algoritmo externo.
- Supervisados: actúan en conjunción con clasificadores para analizar su efecto y guiar su actuación.

Por ejemplo, el filtro no supervisado *Discretize* divide el recorrido del atributo numérico en intervalos, que pueden ser de la misma amplitud o con el mismo número de observaciones (aproximadamente). Además, se crea un atributo nominal en el que cada categoría corresponde a un intervalo.

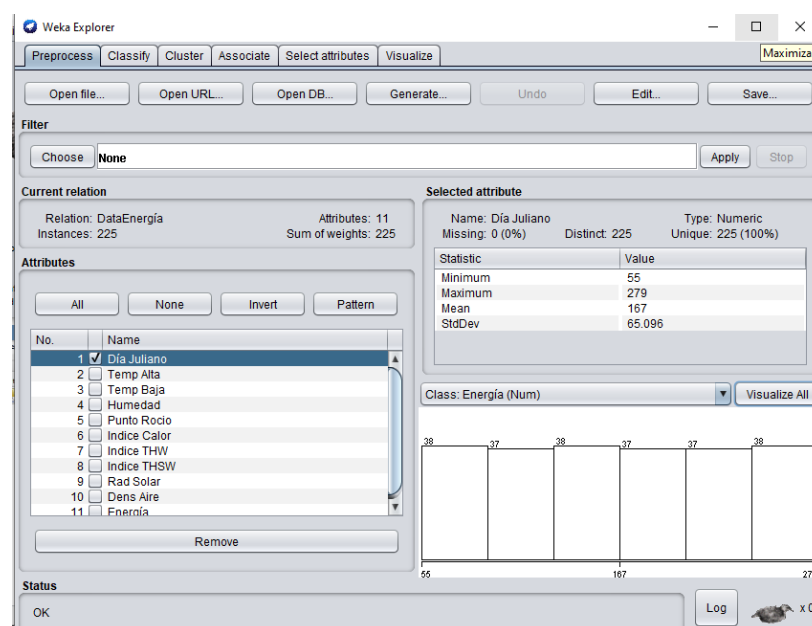


Figura 7. Pestaña preprocess una vez introducida los datos
Fuente: WEKA (2019).

No.	1: Día Juliano	2: Temp Alta	3: Temp Baja	4: Humedad	5: Punto Rocio	6: Indice Calor	7: Indice THW	8: Indice THSW	9: Rad Solar	10: Dens Aire	11: Energía
1	55.0	27.2	22.0	80.4	22.4	28.9	28.9	33.8	517.0	1.1473	3121.0
2	56.0	30.7	22.1	70.0	22.2	33.5	33.5	38.9	912.0	1.1486	3857.5
3	57.0	34.4	24.3	60.3	21.7	38.1	38.1	44.1	813.0	1.1392	5052.25
4	58.0	32.9	23.6	66.5	22.6	35.0	35.0	40.9	814.0	1.1318	3063.25
5	59.0	28.3	22.9	80.2	22.7	30.9	30.9	37.4	717.0	1.1394	2724.0
6	60.0	30.3	22.6	71.9	22.2	33.5	33.5	39.8	668.0	1.1445	3845.25
7	61.0	31.8	22.2	26.8	93.0	6.4	34.8	41.4	1152.0	1.1435	4939.0
8	62.0	35.1	23.2	30.1	84.0	8.0	37.3	43.7	1033.0	1.1398	6728.25
9	63.0	29.1	22.0	24.8	94.0	4.8	31.6	37.7	757.0	1.1352	3495.0
10	64.0	28.1	22.2	24.8	95.0	6.4	30.4	36.2	623.0	1.1412	3213.5
11	65.0	32.8	22.4	27.1	96.0	9.7	37.3	43.9	1056.0	1.1435	6166.0
12	66.0	30.3	23.1	26.7	87.0	6.4	34.1	40.2	713.0	1.1393	3642.5
13	67.0	26.1	22.3	23.7	94.0	6.4	27.8	32.8	544.0	1.143	2105.5
14	68.0	32.3	21.3	27.1	93.0	4.8	36.1	42.1	1217.0	1.1528	6230.5
15	69.0	30.9	22.1	27.0	86.0	6.4	34.3	40.0	965.0	1.1445	5106.75
16	70.0	34.4	23.3	29.7	84.0	6.4	37.9	44.3	1001.0	1.1389	6684.25
17	71.0	31.3	24.8	27.8	77.0	4.8	33.8	39.5	857.0	1.1296	4314.5
18	72.0	33.4	23.0	28.3	81.0	8.0	36.5	42.9	1000.0	1.1477	4410.0
19	73.0	31.9	23.9	28.6	75.0	11.3	34.7	41.4	1056.0	1.1398	6728.25
20	74.0	31.9	23.7	27.6	81.0	6.4	34.4	40.6	1071.0	1.1395	5051.0
21	75.0	28.7	22.6	25.6	92.0	8.0	32.0	38.6	749.0	1.1398	3661.75
22	76.0	28.9	22.3	26.5	92.0	4.8	31.7	38.1	774.0	1.1416	4263.75
23	77.0	31.8	23.1	27.8	83.0	9.7	34.9	41.5	1181.0	1.1388	4840.25
24	78.0	30.2	22.9	26.2	84.0	8.0	33.1	39.4	951.0	1.1357	3814.0
25	79.0	31.2	23.1	27.2	84.0	11.3	33.5	39.8	1261.0	1.1412	4996.0
26	80.0	28.4	21.9	24.9	95.0	6.4	32.0	38.7	1039.0	1.1397	3944.0
27	81.0	29.8	21.8	25.6	95.0	6.4	33.8	39.5	1027.0	1.1467	4162.25
28	82.0	29.7	22.2	26.3	89.0	4.8	32.6	38.7	1000.0	1.1477	4410.0
29	83.0	32.4	23.4	27.9	84.0	6.4	33.4	39.5	1103.0	1.1399	4912.25
30	84.0	33.3	23.3	28.3	86.0	8.0	35.7	42.4	1056.0	1.1398	6728.25

Figura 8. Pestaña preprocess una vez introducida los datos parte de datos
Fuente: WEKA (2019).

A través del botón Edit se puede visualizar los datos del fichero con que se va a trabajar. Uso de un conjunto de entrenamiento: al seleccionar la opción *Use training set* y pulsar el botón Start se muestra la siguiente información (Ver Figuras 9 y 10):

Test options

☒ Use training set
☐ Supplied test set (Set...)
☐ Cross-validation (Folds: 10)
☐ Percentage split (%: 66)
 More options...

(Num) Energía

Start Stop

Result list (right-click for options)

16:03:08 - rules.ZeroR

Classifier output

```

=== Run information ===

Scheme:      weka.classifiers.rules.ZeroR
Relation:    DataEnergia
Instances:    225
Attributes:   11
  Día Juliano
  Temp Alta
  Temp Baja
  Humedad
  Punto Rocio
  Indice Calor
  Indice THW
  Indice THSW
  Rad Solar
  Dens Aire
  Energía

Test mode:   evaluate on training data

=== Classifier model (full training set) ===

ZeroR predicts class value: 4867.282222222222

Time taken to build model: 0 seconds

=== Evaluation on training set ===

Time taken to test model on training data: 0.12 seconds

=== Summary ===

```

Figura 9. Salida de aplicación NaiveBayes y un conjunto de entrenamiento
Fuente: WEKA (2019).

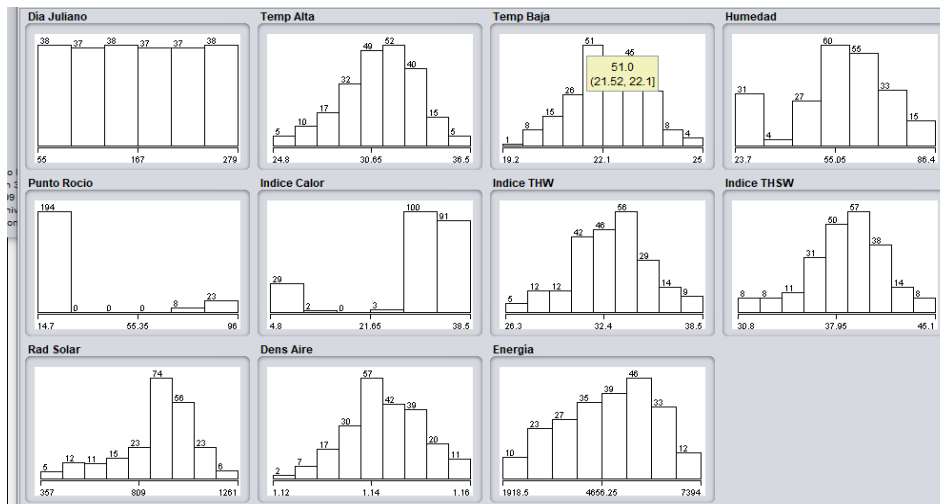


Figura 10. Visualización de datos procesados en el software Weka
Fuente: WEKA (2019).

Los datos que se utilizaron en el programa fueron: día juliano, temperatura alta, temperatura baja, radiación solar, índice THW, índice THSW e índice de calor, en este caso, son los que más influyen en el proyecto y el de salida que vendría a ser energía (ver Figura 11).

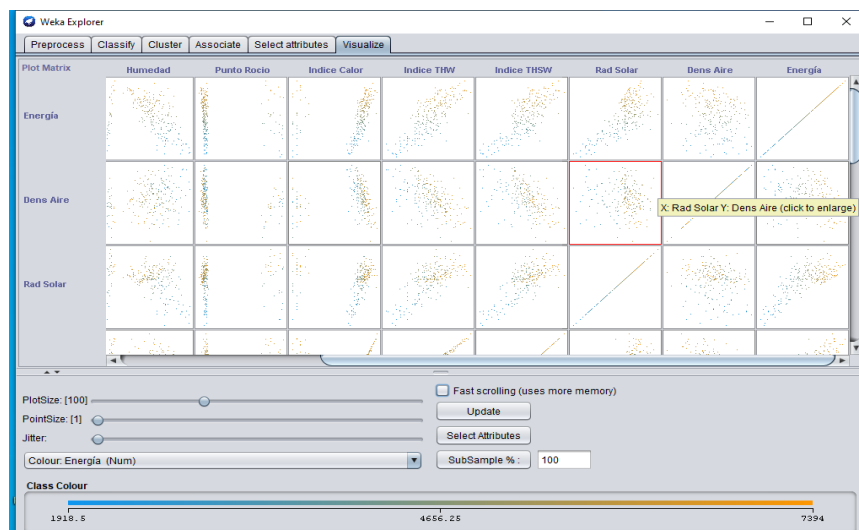


Figura 11. Pestaña Visualize, visualización de variables seleccionadas.
Fuente: WEKA (2019)

3.5.4 Estadísticos para validar el modelo

3.5.4.1 Coeficiente de correlación (correlation coefficient)

El coeficiente de correlación es el índice que mide la relación lineal entre dos variables aleatorias cuantitativas. A diferencia de la covarianza, la correlación es independiente de la

escala de medida de las variables. El coeficiente de correlación, comúnmente identificado como r o R , es una medida de asociación entre las variables aleatorias X y Y , cuyo valor varía entre -1 y $+1$ ” (Ccopa Mamani & Chavez Viza, 2015).

Con el resultado de 0.8976, se interpreta que 90% de la información recolectada es correcta, muestra un nivel bajo de error para su validación para el modelo basado en una red neuronal artificial, por lo que el modelo es confiable para la estimación del potencial de energía.

3.5.4.2 Error medio absoluto (Mean absolute error):

El error absoluto de una medida es la diferencia entre el valor medio obtenido y el hallado en esa medida todo en valor absoluto. El error absoluto indica el grado de aproximación y da un indicio de la calidad de la medida. Indica la media del error producido en cada predicción. Mide la magnitud media de los errores en un conjunto de cálculos, sin tener en cuenta su dirección. Esto da la medida de precisión para las variables continuas (Verdoy et al, 2015). En otras palabras, el error medio absoluto es la media de la muestra de verificación de los valores absolutos de las diferencias entre los cálculos y la correspondiente observación. Es un resultado lineal, lo que significa que todas las diferencias individuales se ponderan por igual a la media. La función está dada por:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [f_i - y_i] = \sum_{i=1}^n [e_i] \quad (3)$$

Donde:

f_i : predicción

y_i : valor verdadero

MAE: Error medio absoluto.

El promedio de error absoluto, es la suma de los errores absolutos de clasificación en cada uno de los sujetos llevados a promedio (Ccopa Mamani & Chavez Viza, 2015).

3.5.4.3 Error Cuadrático Medio (Root Mean Squared Error):

El error cuadrático medio es una medida de uso frecuente de las diferencias entre los valores pronosticados por un modelo o un estimador y los valores observados. El error cuadrático medio es una buena medida de precisión, pero sólo para comparar diferentes errores de predicción dentro de un conjunto de datos y no entre los diferentes, ya que es dependiente

de la una escala de muestra. Estas diferencias individuales también se denominan residuos, y el error cuadrático medio sirve para agregarlos en una sola medida de la capacidad de predicción (Vélez y Nieto, 2016).

El error cuadrático es la raíz cuadrada de la suma de los cuadrados de los errores individuales de las lecturas, entendiendo por tales a sus diferencias respecto del valor medio medido, que se adopta como valor verdadero convencional.

Dado que los errores son al cuadrado antes de que se promediaran, el error cuadrático medio da un peso relativamente alto a los grandes errores (Vélez y Nieto, 2016). Se debe considerar que el error cuadrático medio será siempre mayor o igual al error medio absoluto, la gran diferencia entre ellos, es en los errores individuales de la muestra. Si el $RMSE = MAE$, entonces todos los errores son de la misma magnitud. Ambos pueden ir de 0 a ∞ y son orientados a que los valores más bajos son los mejores:

$$E_i = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (P(i_j) - T_j)^2} \quad (4)$$

Dónde:

(i_j): Es el valor que se ha predicho individualmente i del caso j , y T_j es el valor objetivo para el caso j . Es así que (i_j) = T_j y E_i son los rangos de los índices de 0 a infinito, donde 0 corresponde al ideal (Ccopa Mamani & Chavez Viza, 2015).

3.5.4.4 Error Relativo Absoluto (Relative Absolute Error):

El error relativo absoluto: “es el error relativo a cada característica de la clase. Es el cociente entre el error absoluto y el que se da como representativo (la media aritmética). Es aquel que ayuda a predecir un valor relativo, que no es más que la media de los valores reales. El error no es más que el total absoluto del error más no es el total del error al cuadrado (Quisocala, 2015).

Por tanto, el error absoluto relativo toma el total y absoluto error que se normaliza y se divide por el total de error absoluto de la predicción simple. Matemáticamente, el error relativo absoluto E_i de un individuo i es evaluado por la siguiente ecuación:

$$E_i = \frac{\sum_{j=1}^n |P(i_j) - T_j|}{\sum_{j=1}^n |(T_j) - T_j|} \quad (5)$$

Donde:

(*ij*): Es el valor que se ha esperado para el valor *i* del caso *j* (fuera de los *n* casos simples); *T_j* es el valor objetivo para el caso *j*; y *T* está dado por la ecuación (6):

$$T = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n T_j \quad (6)$$

Si el numerador es igual a 0 y a *E_i*=0. Por tanto, el índice *E_i* va desde 0 hasta infinito, donde 0 corresponde al ideal.

3.5.4.5 Error Cuadrático Relativo (Root Relative Squared Error):

Es el total de error cuadrático hecho relativo a lo que el error habría sido si la predicción fuese el promedio del valor absoluto. Es una fórmula simple, ya que no es más que la media de los valores reales (Vélez y Nieto, 2016). De este modo, la relativa de error al cuadrado toma el total de errores al cuadrado y se normaliza dividiendo por el total de errores simples al cuadrado. Al tomar la raíz cuadrada del valor relativo, el error se reduce a las mismas dimensiones que la cantidad prevista. Matemáticamente, la raíz cuadrada de error relativo *E_i* de un individuo *i* es evaluado por la ecuación (7):

$$E_i = \frac{\sqrt{\sum_{j=1}^n (P(i_j) - T_j)^2}}{\sum_{j=1}^n |(T_j - T_j)|} \quad (7)$$

Donde:

(*ij*): Es el valor que se ha esperado para el valor *i* del caso *j* (fuera de los *n* casos simples); *T_j* es el valor objetivo para el caso *j*; y *T* está dado por la fórmula (d) (Ccopa Mamani & Chavez Viza, 2015).

3.5.5 Viviendas consideradas del Sector San Isidro que no cuentan con energía eléctrica.

Se tomó como referencia 22 viviendas habitadas que no cuentan con energía eléctrica, las cuales se encuentran relativamente juntas. En dichas viviendas habitan 42 personas.

Tabla 2. Datos del Caserío de San Isidro 2017

Descripción	Total
Departamento	Cajamarca
Provincia	Jaén
Distrito	Jaén
Centro poblado	San Isidro
Longitud	-78.783545
Latitud	-5.706181667
Altitud	733.6
Población	200
Viviendas	107
Agua por red publica	No
Energía eléctrica en la vivienda	No
Desagüe por red publica	No
Vía de mayor uso	Camino carrozable
Transporte de mayor uso	Moto/moto taxi

Fuente: INEI (2017).

La Tabla 2 está constituida por la información obtenida del Instituto Nacional de Estadística e Informática.

IV. RESULTADOS

4.1 Estimación de la máxima demanda de energía

En la Tabla 3, se detalla la máxima demanda del sector San Isidro en concordancia con las 22 viviendas tomadas en cuenta para el presente estudio.

Tabla 3. Demanda máxima del sector San Isidro

Máxima demanda - San Isidro					
Circuito	Cantidad de lotes		Demandas – Kw		
	Viviendas	Cargas Especiales	SP	AP	Total
C -1	22	1	4.9	0.36	5.26
Total					
Cargas a alimentar					
Sectores		Calificación eléctrica	Cantidad	Factor Simultaneidad	Total - kW
Domestico		0.4	22	0.5	4.4
Alumbrado Publico		0.06	6	1	0.36
Casa comunal		0.5	1	1	0.5
Sub Total					5.26
Perdidas de potencia					0.07
Potencia Total					5.33

Fuente: Elaboración propia.

Para la estimación del alumbrado público se realizó lo siguiente:

Máxima Demanda Alumbrado Público (MDAP): para el alumbrado público sea considerado el uso de lámpara de vapor de sodio de 50 W, adicionalmente se ha considerado las pérdidas en los equipos auxiliares de 10 W, con un factor de simultaneidad de 1.

$$MD = \sum W_{LAMP} * N_{lamp} * fs \quad (1)$$

Donde:

WLAMP : Potencia de lámpara + pérdidas en equipos auxiliares

NLAMP : Número total de lámparas

fs : Factor de simultaneidad

Para el diseño del sistema solar aislado, fue necesario conocer la demanda de energía requerida para cubrir la máxima demanda de las 22 viviendas. Se presenta la identificación de las cargas de consumo que el sistema va asumir, así como el número de horas que estas

emplean. El consumo diario de energía de cada carga es el producto de la potencia por el tiempo que se emplea (Mejía, 2018).

El consumo de energía se determinó mediante la ecuación (2):

$$\text{Consumo medio diario} = \sum_{i=1}^n (\text{potencia} \times \text{tiempo})$$

$$E_{dm} = \sum_{i=1}^n (P \times t) \quad (2)$$

Donde:

E_{dm} : Consumo de energía medio diario
 i : Elemento considerado
 P : Potencia nominal del elemento
 t : El número de horas al día

Las cargas y horas diarias de uso para estimar la demanda de consumo de energía de las 22 viviendas del sector están dadas en la Tabla 4:

Tabla 4. Consumo de energía estimada en sector San Isidro

Consumo de energía						
Equipo	Cantidad	Potencia (W/lote)	factor de simultaneidad	Máxima Demanda (W)	Horas al día	Wh/día
Casas	22	400	0.5	4 400	6	26 400
Luminarias	6	50	1	300	10	3 000
Carga especial	1	500	1	500	3	1 500
Pérdidas	1	340	1	340	1	340
Total				5 540		31 240

Fuente: Elaboración propia.

La máxima demanda de las 22 viviendas que no cuentan con energía eléctrica es de 5 540 W y el consumo energético diario es 31 240 Wh.

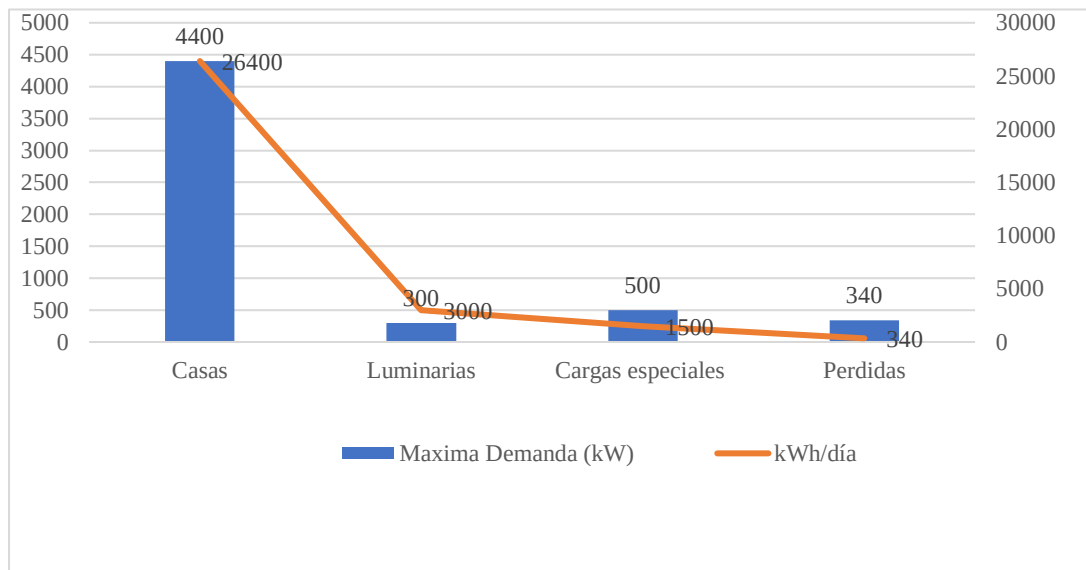


Figura 12. Máxima demanda y consumo energético del sector San Isidro.
Fuente: Elaboración propia4.

4.2 Modelo que describe el comportamiento del potencial de energía que emplea una red neuronal artificial

El trabajo ha constado en el análisis de 225 días o atributos del año según la información recolectada. Para la selección de las variables de entrada y la variable de salida en este caso la energía se hizo la selección de variables mediante el software Weka, que mediante el método de selección de variables del programa en sí en las redes neuronales, nos selecciona las variables más influyentes para el método y cálculo de la energía como nos muestra la figura siguiente. La base de datos constó de 11 variables recolectas las cuales fueron:

- Día juliano
- Temperatura alta
- Temperatura baja
- Humedad
- Punto de rocío
- Índice de calor
- Índice THW
- Índice THSW

- Radiación solar
- Densidad de aire
- Energía

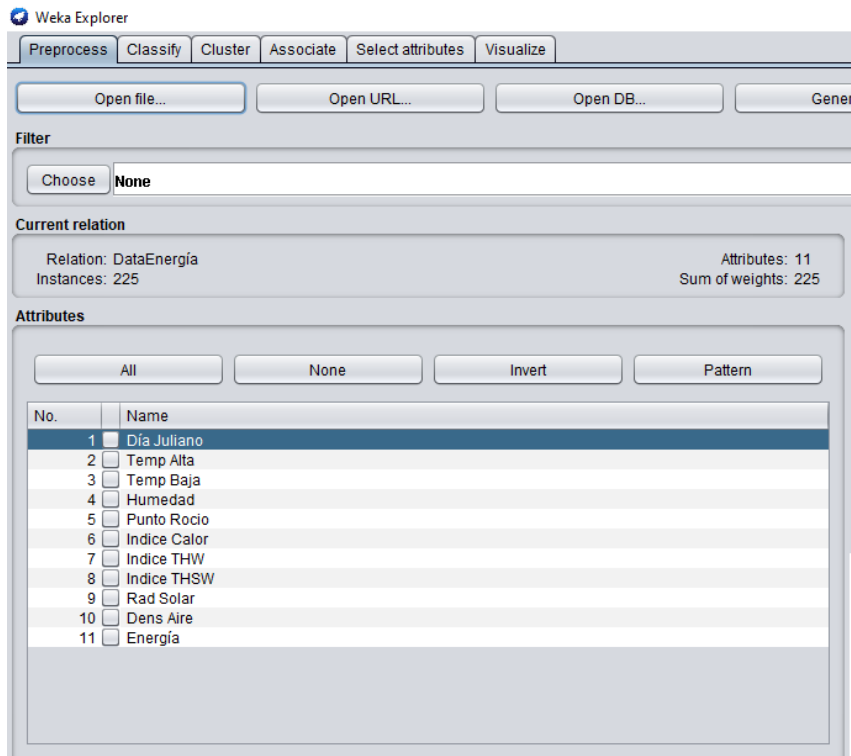


Figura 13. Las once variables recolectadas por la estación de la UNJ
Fuente: Software Weka datos procesados.

El modelo que describe el comportamiento del potencial de energía, ha sido determinado empleando el software Weka. Fue necesario ocho variables o atributos para el modelo, de la cual siete han sido las variables de entrada y la energía la variable de salida. Las variables de entrada, se definen de la siguiente manera variables que influyen para calcular el potencial de energía que se necesita para abastecer de energía al sector san isidro

Día Juliano: día juliano (DJ).es el número de días y fracción transcurridos desde el día 1 hasta el día 365.

Temperatura alta: temperatura ambiente máxima registrada en el período (en °C).

Temperatura baja: temperatura ambiente mínima registrada en el período (en °C).

Radiación solar: es la energía radiante emitida del espacio interplanetario del sol, esta radiación se genera a partir de las reacciones nucleares de fusión que se producen en el núcleo solar.

El índice de calor: utiliza la temperatura y la humedad relativa para determinar cómo se percibe realmente el aire. Cuando la humedad es baja, la temperatura aparente puede ser menor que la temperatura del aire, puesto que la transpiración se evapora para enfriar el cuerpo. Sin embargo, cuando la humedad es alta (el aire está saturado por vapor de agua) la temperatura aparente parece mayor que la actual, debido a que la transpiración se evapora más lentamente.

Índice THW: muy parecido al índice de calor, pero también se tiene en cuenta el viento (THW = Temperature + Humidity + Wind). Mide en grados centígrados la combinación del índice calor más el viento, por lo que el índice variará dependiendo de la dirección y velocidad del viento (vientos cálidos o fríos).

Índice THSW: el índice THSW (temperatura/humedad/sol/viento) usa la humedad y la temperatura igual que el índice de calor, también incluye los efectos de calentamiento del sol y los efectos de enfriamiento del viento (como wind chill) para calcular una temperatura aparente de la que se sentiría expuesto al sol. El índice THSW requiere un sensor de radiación solar.

La variable de salida es la energía, en este caso energía solar, que es aprovechada proveniente del sol (radiación solar) que es convertida en energía térmica o energía eléctrica. Por otro lado, la base de datos considerada para determinar el modelo, ha constado de ocho variables o atributos y doscientos veinte y cinco (225) días o instancias que fueron considerados en la investigación. De esta forma, los datos a registrar en el software WEKA son los siguientes:

=== Run information ===

Scheme: weka.classifiers.functions.MultilayerPerceptron -L 0.3 -M 0.2 -N 500 -V 0 -S 0 -E 20 -H a

Relation: DataEnergía-weka. filters. unsupervised. attribute. Remove-R4-5,10

Instances: 225

Attributes: 8

Día Juliano

Temperatura Alta

Temperatura Baja

Índice Calor

Índice THW

Índice THSW

Radiación solar

Para determinar la cantidad de neuronas ocultas de la red neuronal, el software le asignó pesos aleatorios a las conexiones, los cuales son detallados a continuación. El tiempo de duración que le tomó al software para determinar el modelo fue de 0.09 segundos

=== Classifier model (full training set) ===
Linear Node 0

Inputs	Weights
Threshold	0.10396897940302961
Node 1	-0.756924231290898
Node 2	-0.61995765597868
Node 3	-0.8268749493760726
Node 4	0.8899099760821197

Sigmoid Node 1

Inputs	Weights
Threshold	-2.3692454063583495
Attrib Día Juliano	-0.6618198417896362
Attrib Temp Alta	-2.980605578458752
Attrib Temp Baja	0.44531745007013623
Attrib Índice Calor	-0.6297758847520408
Attrib Índice THW	-0.14794788279563012
Attrib Índice THSW	-0.9347752973713572

Attrib Radiación Solar	2.9595211805594115
------------------------	--------------------

Sigmoid Node 2

Inputs	Weights
Threshold	-2.8868416475035117
Attrib Día Juliano	-2.846593397797431
Attrib Temp Alta	0.4369086498631279
Attrib Temp Baja	1.6179125506866183
Attrib Índice Calor	1.111822618393615
Attrib Índice THW	-1.2607726734751694
Attrib Índice THSW	0.5312690141914129
Attrib Radiación Solar	-5.4535932787056725

Sigmoid Node 3

Inputs	Weights
Threshold	-1.9265776860320456
Attrib Día Juliano	1.3580694511888756
Attrib Temp Alta	-0.7272824357789649
Attrib Temp Baja	0.2518415737263147
Attrib Indice Calor	0.45487523102438865
Attrib Indice THW	-0.02554605163552617
Attrib Indice THSW	-0.9835274148552507
Attrib Rad Solar	-0.5897676016144657

Sigmoid Node 4

Inputs	Weights
Threshold	-1.8602222252170062
Attrib Día Juliano	-0.3649832817892092
Attrib Temp Alta	4.396137473900879
Attrib Temp Baja	-1.5507853145373147
Attrib Indice Calor	-0.3327179466979041

Attrib Indice THW	-0.630682091753195
Attrib Indice THSW	0.6351606241237356
Attrib Rad Solar	1.5198126419107596
Class Input	
Node 0	
Correlation coefficient	0.8976
Mean absolute error	479.6894
Root mean squared error	597.3354
Relative absolute error	44.9086 %
Root relative squared error	46.9262 %
Total Number of Instances	225
Coeficiente de correlación (Correlation Coefficient R^2)	0.8976
Error absoluto medio (MBE)	479.6894
Error cuadrático medio (MABE)	597.3354
Error absoluto relativo	44.9086 %
Error relativo al cuadrado de raíz	46.9262 %
Número total de instancias	225

4.2.1 Comportamiento del modelo

Se basó en la bondad de la estimación de la radiación solar global real frente a la radiación solar global estimada, para lo cual se emplearon las siguientes pruebas de errores estadísticos: El coeficiente de determinación (R^2), error absoluto medio (MBE), error cuadrático medio (MABE), error absoluto relativo y error relativo al cuadrado de la raíz (RMSE). Estos indicadores de desempeño fueron calculados usando las siguientes ecuaciones:

Los errores estadísticos y el coeficiente de determinación fueron calculados con el objetivo de determinar en cuanto los resultados del modelo resultan significativamente diferentes a los datos observados. Valores pequeños de error absoluto relativo MBE, MABE y RMSE indican las mejores aproximaciones de los datos observados.

Un valor de $R^2 = 1$ indica la representación perfecta de la tendencia, concordancia perfecta de los datos observados por los valores calculados.

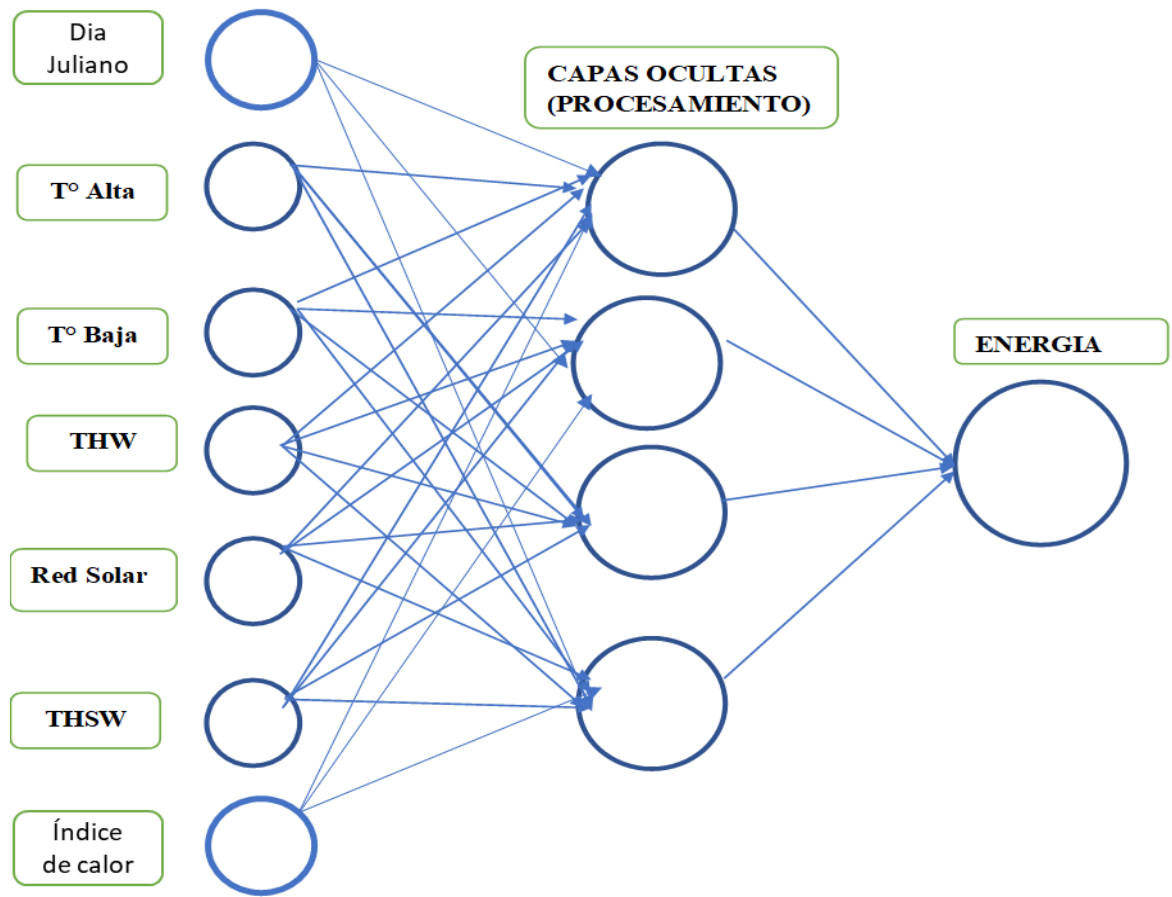


Figura 14. Modelo de red neuronal artificial basado en siete neuronas de entrada y una de salida

Fuente: Elaboración propia.

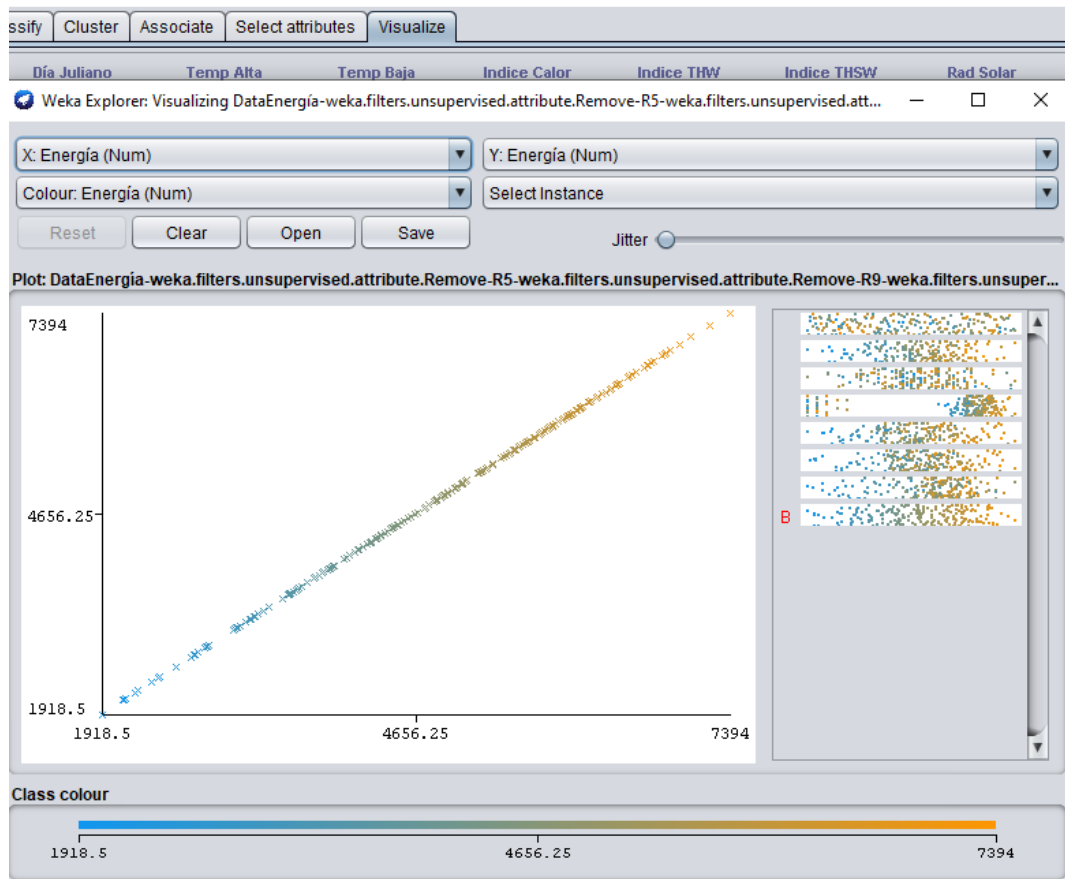


Figura 15. Comportamiento de la energía.

Fuente: WEKA (2019).

4.3 Diseño del Sistema Fotovoltaico

4.3.1 Calculo del consumo medio diario

El consumo medio diario se determinó mediante la ecuación (8):

$$E_{dm} = \frac{E_{dm, CD} + \frac{E_{dm, CA}}{n_i}}{n_{bat} \times n_{cond}} \quad (8)$$

$$E_{dm} = \frac{0 + \frac{31\,240 \frac{Wh}{día}}{0,85}}{0,87 \times 0,97}$$

$$E_{dm} = 43597.79 \frac{Wh}{día}$$

Donde:

- E_{dm} : El consumo medio diario (Wh).
 $E_{dm,CD}$: Consumo medio diario en corriente continua.
 $E_{dm,CA}$: Consumo diario en corriente alterna.
 n_i : Eficiencia del inversor.
 n_{bat} : Eficiencia de la batería.
 n_{cond} : Eficiencia de los conductores.

Donde la eficiencia del inversor es 85% n_{bat} , la eficiencia de la batería 87% de alta como se muestra en la figura (17), y los conductores una eficiencia 97%, considerando un voltaje nominal de sistema de generación de 48 V, que se selecciona en función a la potencia teniendo en cuenta las caídas de tensión por tramos, mediante la cual se obtiene la carga corregida en Ah mediante la siguiente ecuación:

$$Q = \frac{E_{dm}}{V_{n,sgen}} \quad (9)$$

$$Q = \frac{43597.79}{48} = 908.28 \frac{Ah}{día}$$

Donde:

- Q : Carga corregida (Ah).
 E_{dm} : Consumo medio diario.
 $V_{n,sgen}$: Voltaje nominal del sistema de generación.

Por lo tanto, la carga corregida es de 908.28 Ah/día. A continuación, se realizó la evaluación de la irradiación para el mes más crítico que es junio, la cual la corriente máxima de operación se determinó según la siguiente ecuación:

$$I_{sistema} = \frac{Q}{HSD_{crit}} \quad (10)$$

$$I_{sistema} = \frac{908.28}{4.39} = 206.8 \text{ A}$$

Donde:

I_{sistema} : Corriente que debe entregar los paneles para cumplir la capacidad estimada.

Q : Demanda de energía corregido en amperio-hora.

HSD_{crit} : Horas sol diaria promedio u horas mínimas diarias.

En la Tabla 5 se muestra el comportamiento de la corriente del proyecto en los meses de febrero a octubre de 2018.

Tabla 5. Corriente máxima del proyecto en el mes de febrero a octubre de 2017

Inclinación a latitud 7.6°			
Mes	Carga corregida (Ah/día)	Horas Pico (H)	Corriente del proyecto
Ene-18			
Feb-18	907.32	4.61	251.30
Mar-18	907.32	4.74	191.62
Abr-18	907.32	5.25	172.86
May18	907.32	4.86	186.65
Jun-18	908.28	4.39	206.89
Jul-18	907.32	4.57	198.47
Ago-18	907.32	5.19	174.67
Set-18	907.32	5.35	169.71
Oct-18	907.32	4.80	189.12
Nov-18			
Dic-18			

Fuente: Elaboración propia.

A partir de lo mostrado en la Tabla 5, para el diseño del proyecto es necesario dimensionarlo con las condiciones extremas, es decir con la mínima radiación para el mes más desfavorable que es junio con 4.39 horas pico.

Tabla 6. Ángulo de inclinación y corriente máxima de operación para el mes de junio

Inclinación - Latitud 7.6°	
Horas Pico (H)	Corriente del Proyecto
4.39	206.89

Fuente: Elaboración propia.

Para la inclinación del panel fotovoltaico se estimó con una inclinación de 7.6°, la radiación mínima mensual que recibirá el sistema de 4,39 kW/m²/día. Además, se selecciona la corriente máxima del proyecto que se da durante el año, se elige la corriente mínima, lo que da como resultado 4,39 horas pico y 206.89 A, que es la corriente del proyecto y el ángulo de inclinación de 7.6°,

4.3.2 Dimensionamiento del panel o módulo fotovoltaico

Para seleccionar un módulo comercial y calcular el número de paneles es necesario conocer cuál es la energía necesaria diaria que se debe producir. También se deben conocer las condiciones de radiación de cada mes, las condiciones de la instalación y el criterio para dimensionarla (Alvarado, 2018).

Una vez conocida la menor radiación solar que se obtiene en el mes de junio con 4,39 horas solar pico y la energía necesaria mínima diaria a suministrar es de 31 240 Wh/día, con una máxima demanda de 5 540 W; a partir de esta información, se seleccionó un panel fotovoltaico poli cristalino de 480 Wp, la cual proporcionará una energía diaria de acuerdo a la ecuación (11):

$$E = P_{mmp} \times HSP \left(\frac{VP_{MAX}}{VP} \right) \quad (11)$$

$$E = 400 \times 4,39 \left(\frac{48.3}{48} \right)$$

$$E = 1756 \frac{Wh}{día}$$

Donde:

E: Energía diaria que proporciona el panel

HSP: Horas sol pico

P_{mmp} : Potencia máxima del módulo fotovoltaico

V_{pmax} : Voltaje nominal del panel

V_P : Tensión nominal

Determinada la energía del panel que entrega, es necesario conocer cuál será la tensión para el sistema. Por tanto, la tensión seleccionada es de 48 V, ya que la potencia está entre 1600 y 3200 según la Tabla 7.

Tabla 7. Tensión nominal en función de la potencia.

Potencia	Tensión nominal
$P \leq 800 \text{ Wp}$	12 V
$800 < P \leq 1600 \text{ Wp}$	24 V
$1600 < P \leq 3200 \text{ Wp}$	48 V
$P > 3200 \text{ Wp}$	96, 120, ó 300 V

Fuente: (Jaime, 2007).

De esta forma, el panel seleccionado será de 400 Wp - 48 V. La corriente que entrega un panel fotovoltaico se determinó por la ley de Ohm:

$$P = V \times I \quad (12)$$

$$I_{\text{panel}} = \frac{400}{48} = 8.3 \text{ A}$$

Donde:

P : Potencia en watts del panel solar (W)

V : Voltaje en voltios del panel solar (V)

I : Corriente en amperios del panel solar (A)

El panel tiene una potencia de 400 Wp, un voltaje nominal de 48 V, por lo tanto, la corriente que proporciona el panel será la potencia entre el voltaje, la cual da como resultado una corriente de 8.3 A.

Se procedió a estimar el número de paneles, de acuerdo con la corriente que debe entregar los paneles para cumplir la capacidad estimada.

$$N^{\circ}_{\text{paneles}} = \frac{I_{\text{sistema}}}{I_{\text{panel}}} \quad (13)$$

$$N^{\circ}_{\text{paneles}} = \frac{206.89 \text{ A}}{8.3 \text{ A}} = 24.92 \cong 25 \text{ paneles}$$

Para el diseño propuesto se necesitará de 25 paneles fotovoltaicos, para cubrir la demanda de corriente que debe entregar el sistema para cubrir la demanda eléctrica.

4.3.3 Dimensionamiento del regulador o controlador fotovoltaico

Como primer paso, se determinó la corriente máxima de entrada y la corriente máxima de salida que debe soportar el regulador. Para el cálculo del regulador de carga, se consideró la corriente máxima que entrega el generador fotovoltaico, de forma que se escoja un controlador capaz de asumir esa corriente, para asegurar que la pérdida de eficiencia que el regulador sufre con el tiempo y no afecte el sistema, puede aplicarse un factor de seguridad por ampericidad – máxima intensidad de corriente que puede establecerse de manera constante por un conductor – y temperatura (Mejía, 2018).

Con los resultados anteriormente determinados, se obtuvo un panel solar de 400 W – 48 V, con lo cual ya se pudo calcular la corriente de entrada al regulador:

$$I_{\text{REG}} = 1,20 \times I_{\text{cc mf}} \times N^{\circ}_{\text{paneles}} \quad (14)$$

$$I_{\text{REG}} = 1,20 \text{ A} \times 10.68 \times 25 = 320.4 \text{ A}$$

Donde:

I_{REG} : Corriente máxima que debe soportar el regulador (A).

I_{ccmf} : Corriente de cortocircuito del panel fotovoltaico (A).

$N^{\circ}_{\text{paneles}}$: Número de paneles conectados en paralelo.

1,20 : Es un factor de sobredimensionamiento más comúnmente utilizado; correspondiente al 20%.

Si se toma en cuenta que la corriente máxima generada que debe soportar el regulador que es de 281.9, se procede a determinar el voltaje máximo que debe soportar el regulador con la siguiente ecuación:

$$V_{\text{REG}} = 1,20 \times V_{\text{ocmf}} \times N^{\circ}_{\text{paneles}} \quad (15)$$

$$V_{REG}=1,20 \times 51.4 \times 25$$

$$V_{REG}=1542V$$

Donde:

V_{REG} : Voltaje máximo que debe soportar el regulador (V).

V_{ocmf} : Voltaje de circuito abierto (V).

$N^{\circ}_{paneles}$: Número de paneles conectados en paralelo.

Por lo tanto, el regulador seleccionado es de 100 A.

$$N_{reg} = \frac{I_{REG}}{I_{reg.seleccionado}} = \frac{320.4 A}{100 A} = 3.2 \cong 3$$

Se ha tenido en cuenta un margen de error alto al calcular las intensidades, se acepta el valor obtenido y se sugiere redondear a la unidad, es por ello que se propone emplear tres reguladores de carga de 100 A.

4.3.4 Dimensionamiento del banco de baterías

Para determinar la cantidad de baterías se necesitó de los siguientes datos de la instalación:

tensión de la instalación	: 48 V
Consumo diario	: 31 240 Wh/día
Autonomía	: 1 día y medio sin sol.

El criterio utilizado es el de Amperios-hora (Ah), ya que es necesario que la batería entregue el voltaje del bus CD para los inversores. Con una demanda de corriente corregida de 908.28 Ah/día calculado anteriormente y un factor de profundidad de descarga máxima, así como también un factor de corrección por temperatura. La capacidad nominal de la batería en función de la máxima descarga se calculó con la ecuación (16):

$$C_T = \frac{(N_D \times E_{elec})}{(P_{Dmax} \times V_T \times X_{ninv} \times X_{nrb})} \quad (16)$$

$$C_T = \frac{1.5 \times 43597.79}{0.8 \times 24 \times 0.85 \times 0.98} = 4089.84 \text{ Ah}$$

Donde:

- C_T : Capacidad mínima del banco de baterías, expresada en Ah
- N_D : Número de días de autonomía (rango entre 1 a 3 días).
- E_{elec} : Energía eléctrica total media diaria (Wh/día).
- P_{Dmax} : Factor de profundidad de descarga máxima diaria 0,8
- V_T : Tensión de trabajo del sistema fotovoltaico elegida por el proyecto.
- $X_{n_{inv}}$: Eficiencia del inversor.
- $X_{n_{rb}}$: Eficiencia del conjunto regulador batería.

Realizados los correspondientes cálculos las baterías necesarias para un día y medio de autonomía del sistema fotovoltaico serán de 250 Ah y un voltaje nominal de 48 V.

$$N^{\circ}_{bateria} = \frac{C_{bateria}}{C_{bateria\ diseñada}} \quad (17)$$

$$\frac{4089.84 \text{ Ah}}{250 \text{ Ah}} = 16.3 \cong 16 \text{ baterías}$$

4.3.5 Dimensionamiento del inversor de corriente

Se debe tener en cuenta los picos de potencia que se ha analizado previamente al caracterizar las cargas del proyecto. Las características del inversor se definen por la potencia nominal (kW), tensión nominal de entrada CD (V), tensión nominal de salida CA (V), la frecuencia de operación (Hz) y el rendimiento (Mejía, 2018). Se determinó la potencia del inversor con la ecuación (18):

$$P_{ENT} = \frac{P_{SALI}}{R_{SALI}} \quad (18)$$

$$P_{ENT} = \frac{5.54}{0.95}$$

$$P_{ENT} = 5.83 \text{ KW}$$

Donde:

P_{ENT} : Potencia de entrada del inversor.

P_{SALI} : Potencia de salida o máxima demanda

R_{SALI} : Rendimiento del inversor.

Entonces el número de inversores será

$$N_{INVERSORES} = \frac{5.83KW}{5KW}$$

$$N_{INVERSORES} = 1.1$$

Con el cálculo realizado, el inversor a seleccionar será el mayor, tomando en cuenta la carga, por tanto, la potencia de entrada del inversor de 6 kW, con una tensión del sistema de 48 V, con una tensión de 380 V en corriente alterna.

4.3.6 Dimensionamiento del cableado

Para calcular las secciones y la longitud del cable necesario se tuvo en cuenta la tensión y la intensidad. Para ello, se requiere utilizar el máximo aislamiento y resistencia a inclemencias del tiempo (lluvia, sol, polvo, humedad, entre otros). En la tabla 8, se describe la caída máxima de tensión por tramos del sistema fotovoltaico.

Tabla 8. Caída de tensión máxima admisible

Subsistema	Caída Tensión Máxima	Tensión máxima Recomendada
Paneles – Regulador	3%	1%
Regulador – Baterías	1%	0,5%
Baterías – Inversor	1%	1%

Fuente: (Pedro, 2015).

La determinación de la sección del conductor en diferentes tramos, se empleó la ecuación (19):

$$I_{GP} = \frac{P_{GP} \cdot N_P}{V_{GP}} \quad (19)$$

$$I_{GP} = \frac{25 \times 400}{1000}$$

$$I_{GP}=10A$$

Donde:

I_{GP} = corriente máxima de cada panel

P_{GP} = potencia máxima del panel

V_{GP} = tensión máxima del sistema

La caída de tensión permitida se debe fijar en 1,5 %de la tensión de funcionamiento. Para nuestros 48 V este porcentaje equivale a 0.72 V. El material a utilizar será el cobre cuya conductividad eléctrica depende con la temperatura. Al no poder medir la temperatura a cada punto, se empleará el valor estándar de conductividad a 20 C° que en el caso del cobre es: 56 [m/Ω.mm²] Calculado por la ecuación (20):

La corriente nominal del panel por el número de reguladores 10.43 x 3=31.29

$$S = \frac{2 \times L \times I}{\Delta V \times k} \quad (20)$$

$$S = \frac{2 \times 8 \times 31.29}{0.72 \times 56}$$

$$S = 12.41 \text{ mm}^2$$

Donde:

S = Sección del cable

L = Longitud del cable

I = Intensidad máxima de corriente en el cable

ΔV = Caída de tensión permitida en el tramo (%)

K = conductividad eléctrica del cobre

Tabla 9. Sección de conductores según criterio de caída de tensión

Indicación de sección norteamericana buscada	Conversión geométrica	Sección nominal que cumple con los requisitos
AWG	mm ²	mm ²
4/0	107,22	120
3/0	85,01	95
2/0	67,47	70
1/0	53,49	0
1	42,41	50
2	33,62	35
4	21,15	25
6	13,30	16
8	8,37	10

Fuente: (Ladrón de Guevara, 2018).

4.3.6.1 Cableado desde el panel al regulador

Longitud: los elementos estarán cerca unos a otros con una distancia máxima de 8 m de longitud del cable.

Intensidad: será la corriente máxima de los paneles en paralelo, según la carga corregida y la corriente máxima del sistema es de 31.29 y se utilizó el valor estándar de conductividad del cobre a 20 °C, de acuerdo con lo indicado en la Tabla 9. El valor normalizado inmediatamente superior a 12.41mm² y que se empleará para cablear es $S = 13.3 \text{ mm}^2$.

4.3.6.2 Cableado desde regulador hasta las baterías

Se propone colocar la batería y el regulador lo más próximo posible, para lo cual se utilizó como máximo una longitud de conductor de 1.5 m, con un valor estándar de conductividad del cobre a 20° C por la longitud del cable la sección que se obtiene es pequeña, pero se recomienda usar una sección de cable más gruesa de $S = 35\text{mm}^2$ de acuerdo con lo indicado en la Tabla 9.

4.3.6.3 Cableado desde regulador hasta el inversor

En cuanto a la batería y el inversor se recomienda que no haya mucha separación entre los alimentos como máximo a una longitud de 1.5 m de cable según lo mostrado en la Tabla 8, con una sección de conductor de 35 mm².

4.3.6.4 Dimensionamiento de protecciones

Como en toda instalación eléctrica, es necesario poner ciertas protecciones, tanto para las personas como para los componentes eléctricos. Cada elemento eléctrico necesita una protección distinta, pero como norma general, los dispositivos que trabajan con corriente continua precisarán fusibles y los que trabajan en corriente alterna magneto térmicos (Jaime, 2007).

4.3.6.5 Fusibles para paneles

Para la instalación del cargador solar prototipo, se recomienda un interruptor automático magneto térmica de 30 A, ya que en cada línea tiene una intensidad de 31.29 A debido a que la potencia de los paneles es de 400V, con un voltaje de 48 V.

4.3.6.6 Fusible para batería e inversor

La corriente que pasa por el conductor que une la batería con el regulador de carga e inversor es de 70 A, el fusible a elegir es de $I_n = 80A$, y se seleccionará un fusible de protección.

4.3.6.7 Protección en corriente alterna

En corriente alterna es necesario colocar las protecciones para 230 V de salida del inversor, así como termo magnéticos, que se encarguen de proteger el inversor de las sobrecargas producidas por cortocircuito, como también los equipos electrónicos, además de proteger los cables, también es necesario proteger a las personas frente a contactos directos e indirectos con un interruptor diferencial que actúa conjuntamente con la puesta a tierra.

4.3.7 Selección de equipamiento en el mercado nacional o internacional

En corriente alterna es necesario colocar las protecciones para 230 V de salida del inversor, así como termo magnético, con la finalidad de proteger el inversor de las sobrecargas producidas por cortocircuito, así como como también los equipos electrónicos, además de proteger los cables. Es necesario proteger a las personas frente a contactos directos e indirectos con un interruptor diferencial que actúa conjuntamente con la puesta a tierra. La selección de equipamiento del sistema solar se realizó de acuerdo al mercado nacional o internacional.

4.3.7.1 Selección del panel o módulo fotovoltaico

Los paneles seleccionados son de alta eficiencia para concentrar la luz solar, por lo que no precisa de seguidores solares externos y puede ser utilizada tanto en plantas de suelo como en instalaciones de tejado residencial o comercial, lo que favorecerá su penetración en el mercado fotovoltaico y además por su alta eficiencia que es mayor a 20%. En la Tabla 10, se muestra las especificaciones técnicas dadas por el fabricante del módulo FV policristalino (Zhejiang China).

Tabla 10. Especificaciones técnicas del panel fotovoltaico seleccionado

Modelo	Zhejiang china
Potencia máxima nominal (Pmax)	400
Tensión nominal (Vmp)	51.4V
Corriente nominal (Imp)	10.43A
Tensión da cortocircuito abierto (Voc)	49.96V
Corriente de cortocircuito (Isc)	10.68A
Tensión máxima del sistema	1000V
Condición de prueba	AM1.5, 1000W/m ² , 25°C

Fuente: Autosolar (2019).

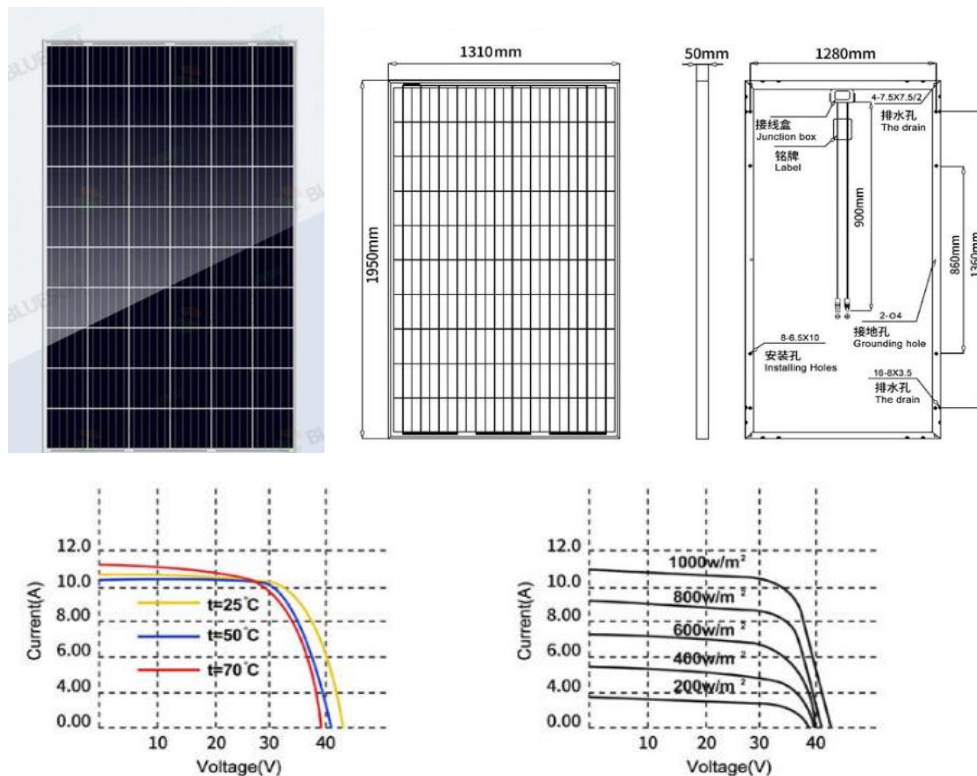


Figura 16. Panel de alta eficiencia de 1.5m largo por 1.31m ancho 480 W 48 V
Fuente: Autosolar (2019).

4.3.7.2 Selección del regulador o controlador solar

El Regulador MPPT 250V 100A Victron Smart Solar es un regulador de carga solar maximizador que proporciona el máximo rendimiento de cualquier tipo de panel para la instalación de energía solar propuesta. Todos los modelos Smart incorporan Bluetooth interno para conectarse con la configuración y monitorear el regulador desde un dispositivo móvil, teléfono, tablet o pc con la aplicación de Victron. El regulador funciona con baterías de 12V y 24V y soporta un máximo de 250V en la entrada de paneles y puede cargar la batería a una intensidad máxima de 100A. Asimismo, admite un máximo de 1450W desde paneles, a 48V y se aprovechan paneles de hasta 5800W. La figura 15 muestra sus características técnicas.

Controlador de carga SmartSolar	MPPT 150/85	MPPT 150/100
Tensión de la batería	Ajuste automático a 12, 24 ó 48V (Se precisa una herramienta de <i>software</i> para ajustar el sistema en 36V)	
Corriente de carga nominal	85A	100A
Potencia FV máxima, 12 V 1a,b)	1200W	1450W
Potencia FV máxima, 24 V 1a,b)	2400W	2900W
Potencia FV máxima, 48 V 1a,b)	4900W	5800W
Máxima corriente de corto circuito FV 2)	70A	70A
Tensión máxima del circuito abierto FV	150V máximo absoluto en las condiciones más frías 145V en arranque y funcionando al máximo	
Eficacia máxima	98%	
Autoconsumo	Menos de 35mA a 12V / 20mA a 48V	
Tensión de carga de "absorción"	Valores predeterminados: 14,4 / 28,8 / 43,2 / 57,6V (Regulable con: selector giratorio, pantalla, VE.Direct o Bluetooth)	
Tensión de carga de "flotación"	Valores predeterminados: 13,8 / 27,6 / 41,4 / 55,2V (Regulable con: selector giratorio, pantalla, VE.Direct o Bluetooth)	

Figura 17. Características técnicas del MPPT Smart Solar 250 v 100 a Victron
Fuente: Autosolar (2019).



Figura 18. Regulador MPPT 250V 100A Victron Smart Solar
Fuente: Autosolar (2019).

4.3.7.3 Selección de la batería solar

Se selecciona la Batería e 48V 1700 Ah. Una de las ventajas de esta batería es su densidad de alta energía, es decir, más energía con menos peso y huella. Cuenta con una alta eficiencia entre carga y descarga.

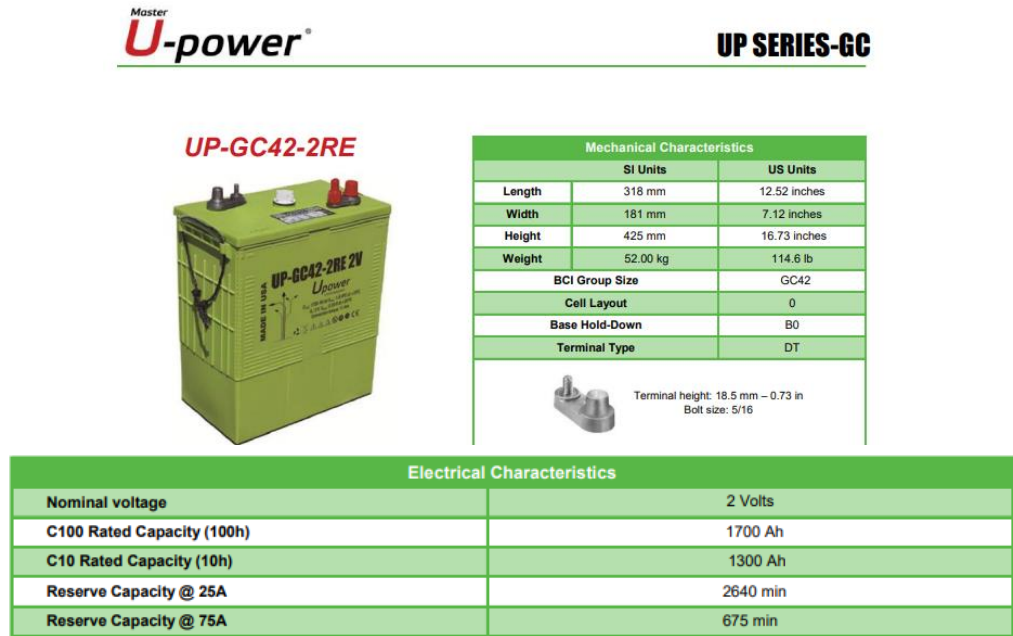


Figura 19. Batería de 2V 1700Ah 1000WC 54400Whdia

Fuente: U-Power (2019).

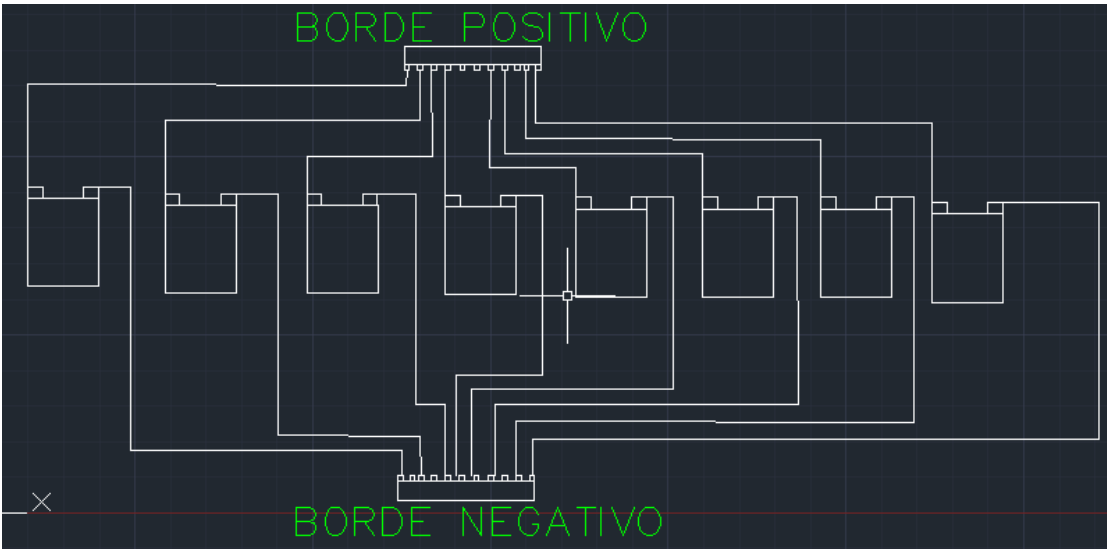


Figura 20. Conexión de las Baterías en paralelo

Fuente: U-Power (2019).

En este sentido, se propone el uso de 16 baterías, para poder cubrir la demanda eléctrica necesaria para el sistema fotovoltaico.

4.3.7.4 Selección del inversor DC-AC trifásico 48/5000

El Inversor Cargador Multiplus Victron 48V 5000VA 100 A cuenta con la funcionalidad propia como inversor con el valor añadido de ser también cargador, por lo que la instalación del Inversor Cargador Multiplus Victron 48V 5000VA es una excelente opción para instalaciones solares.



Inversor Phoenix	C12/1200 C24/1200	C12/1600 C24/1600	C12/2000 C24/2000	12/3000 24/3000 48/3000	24/5000 48/5000
Funcionamiento en paralelo y en trifásico	SI				
INVERSOR					
Rango de tensión de entrada (V DC)	9,5 – 17V 19 – 33V 38 – 66V				
Salida	Salida: 230V ± 2% / 50/60Hz ± 0,1% (1)				
Potencia cont. de salida 25°C (VA) (2)	1200	1600	2000	3000	5000
Potencia cont. de salida 25°C (W)	1000	1300	1600	2400	4000
Potencia cont. de salida 40°C (W)	900	1200	1450	2200	3700
Potencia cont. de salida 65°C (W)	600	800	1000	1700	3000
Pico de potencia (W)	2400	3000	4000	6000	10000
Eficacia máx. 12/ 24 /48 V (%)	92 / 94 / 94	92 / 94 / 94	92 / 92	93 / 94 / 95	94 / 95
Consumo en vacío 12 / 24 / 48 V (W)	8 / 10 / 12	8 / 10 / 12	9 / 11	20 / 20 / 25	30 / 35
Consumo en vacío en modo AES (W)	5 / 8 / 10	5 / 8 / 10	7 / 9	15 / 15 / 20	25 / 30
Consumo en vacío modo Search (W)	2 / 3 / 4	2 / 3 / 4	3 / 4	8 / 10 / 12	10 / 15
GENERAL					

Figura 21. Inversor Victron Multiplus 48V 5000VA 100
Fuente: (Pedro, 2015).

Para el diseño del sistema fotovoltaico se utilizará un inversor Victron Multiplus, el cual genera una potencia de 10000W de potencia en corriente alterna.



Figura 22. Ejemplo de conexión de un inversor
Fuente: (Pedro, 2015).

4.3.7.5 Selección del conductor eléctrico

Los conductores de sistemas fotovoltaicos están expuestos a fuertes cargas mecánicas, y condiciones ambientales, por encontrarse al aire libre, por lo que deben ser más resistentes que los usados en el común de las instalaciones eléctricas. Por esto, se recomienda usar cables de tipo PV ZZ-F, que son diseñados para aplicaciones fotovoltaicas. Los cables PV ZZ-F son unipolares, con doble aislamiento, y pueden transportar corriente continua con una tensión de hasta 1800 V; ofrecen gran resistencia térmica y climática (contra rayos UV, frío y humedad), tienen una buena resistencia al fuego, y el material aislante que poseen también es de alta calidad. El conductor está estañado, ya que de esta forma tiene mayor resistencia contra la oxidación. Para el cálculo de la sección de conductores en corriente continua, se propone la siguiente fórmula; que considera una caída de voltaje máxima aceptable de 3% del voltaje del generador fotovoltaico:

$$S \geq \frac{2 \cdot L \cdot P}{0,03 \cdot V^2 \cdot \sigma} \quad (21)$$

Dónde:

S= sección transversal del conductor en m^2

L = largo del conductor m

P = máxima potencia suministrada por el generador FV W

V = voltaje del generador V

σ = conductividad eléctrica del cobre puro de $5,8 \cdot 10^7 \text{ Sm/}$, a una temperatura de 25°C

La sección obtenida con la ecuación se debe ajustar al valor normalizado (comercial) inmediatamente superior.

Tabla 11. Porcentajes de caída de tensión máximos para cada tramo de instalación

Valores de caída de tensión máxima en los conductores

Tramo	%V Máximo
Generador solar –regulador	3%
Regulador –baterías	1%
Inversor/cargador- baterías	1%
Líneas de iluminación	3%
Otros equipos	5%

Fuente: (Pedro, 2015).

4.3.8 Propuesta del diseño del sistema fotovoltaico en Autocad

En la Figura 21, se propone el sistema fotovoltaico de paneles y equipos de alta eficiencia ya que con esto se estará contribuyendo con el desarrollo energético y a la vez con el cambio climático y efecto invernadero para el sector de San Isidro.

Según la potencia y energía consumida por los receptores que existen es necesario contar con 19 módulos fotovoltaicos de 480 watts de potencia con sus respectivas cajas de protección del generador solar, el regulador o controlador de 250V 100A solar de carga, caja de protección de DC las 16 baterías de 48V 1700Ah, el inversor de carga de 48V 5000VA 70 A su sistema de control, monitor de batería, y sus respectivos conductores de sistemas fotovoltaicos ya que estos están expuestos a fuertes cargas.

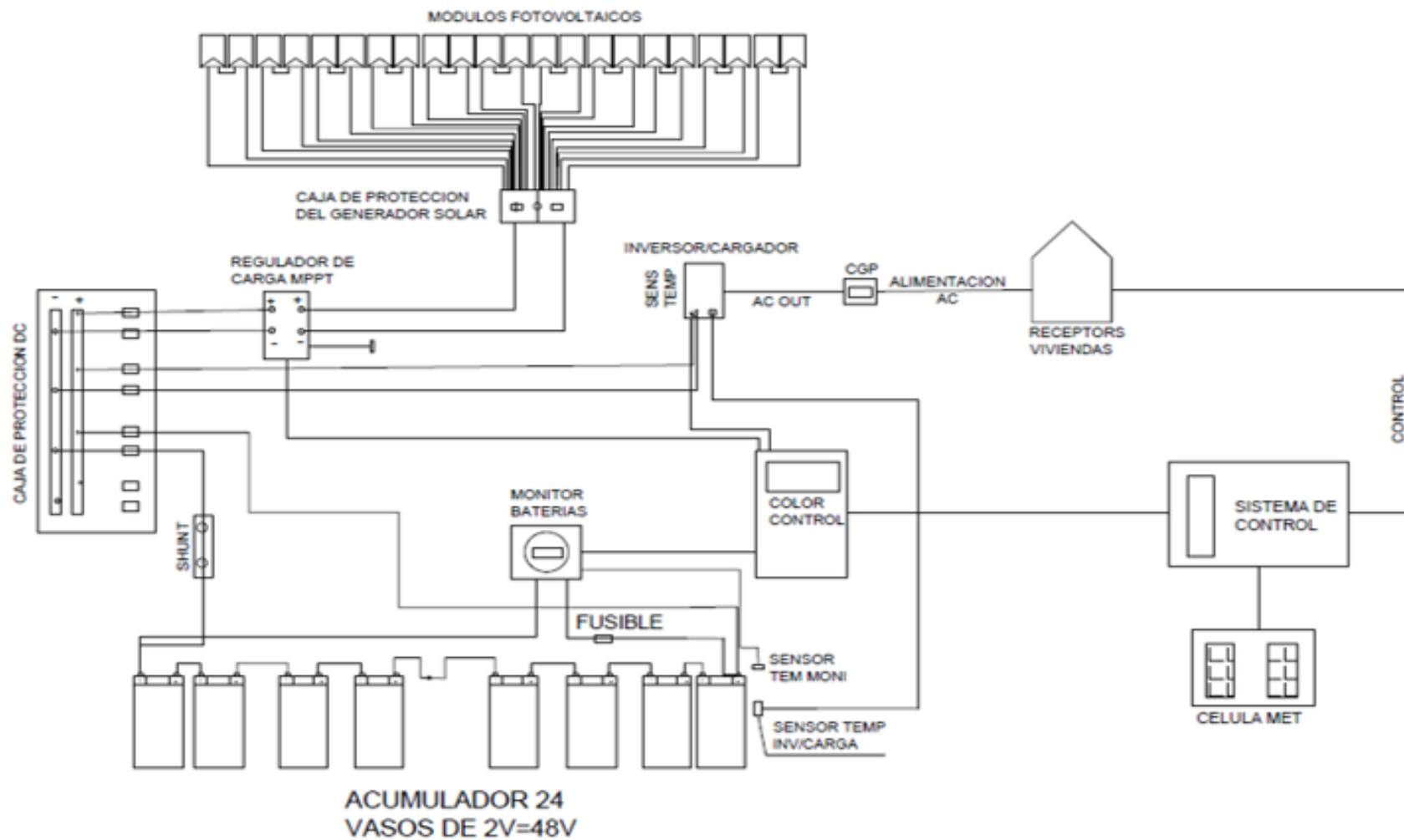


Figura 23. Diseño del sistema fotovoltaico en AUTOCAD
Fuente: Elaboración propia.

4.3.9 Ángulo óptimo de inclinación para un sistema fotovoltaico fijo

Se consideró un sistema fijo debido a que es necesario evaluar la radiación solar que influirá en el punto de instalación a partir del conocimiento de las coordenadas geográficas. La cual consiste en análisis estadísticos de radiación solar anual sobre superficies con diferentes inclinaciones situadas en lugares de diferentes latitudes. Para el ángulo óptimo de inclinación para un sistema fijo el cual el panel solar debe captar la mayor cantidad de radiación solar (Magalón, 2017). Se presenta una latitud de $-5,69^\circ$ y longitud: $-78,77^\circ$.

El Angulo de inclinación del panel solar puede variar para asegurar mayor impacto de la radiación y a la vez ayude en la limpieza ante el polvo que se impregnan el panel y ayude con la limpieza por el agua de las lluvias puedan drenar lavando fácilmente el polvo, como se muestra en la ecuación.

$$\beta_{\text{opt}} = 3,7 + (0,69 \times |\varphi|) \quad (22)$$

Donde:

$|\varphi|$ = latitud del lugar sin signo

$$\beta_{\text{opt}} = 3,7 + (0,69 \times 5,69)$$

$$\beta_{\text{opt}} = 7,6^\circ$$

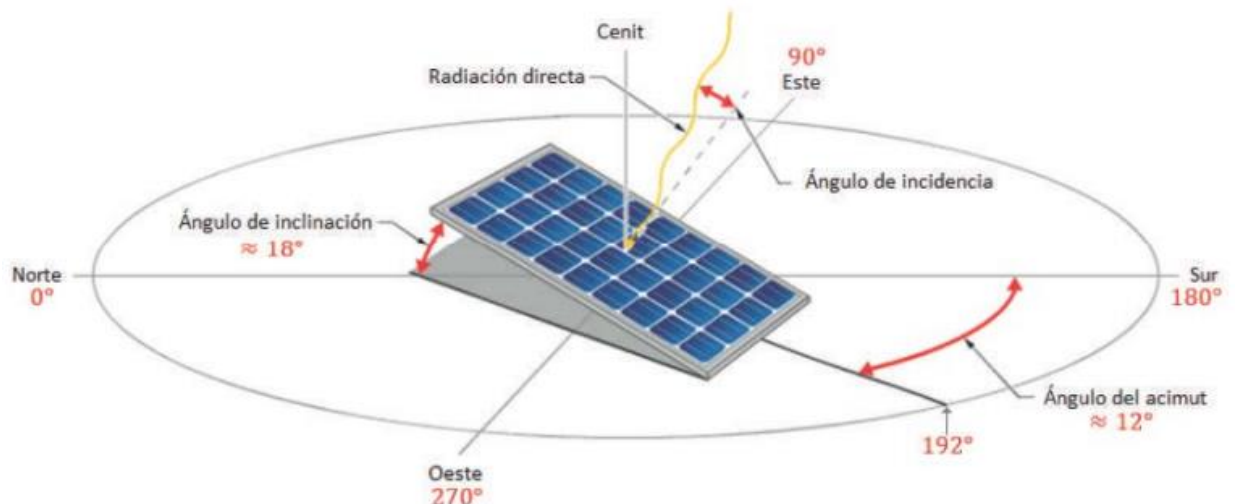


Figura 24. Angulo de inclinación del panel solar

Fuente: (Ayllu solar, 2018)

El ángulo obtenido es 7,6° el cual oscila entre los valores referenciales de entre 5° y 10° según distintas fuentes, debido a ello se considera un valor de 5° como ángulo de referencia para la inclinación del panel solar por ser el ángulo más cercano al calculado anteriormente. Posteriormente, se obtiene los datos de radiación solar de diferentes fuentes.

4.3.10 Evaluación económica de la propuesta

Se realizó el análisis de costos y beneficios para justificar económicamente la implementación del diseño de un sistema fotovoltaico para el sector de San Isidro en Jaén. Incluye la determinación de los costos iniciales de instalación, costos de mantenimiento, ingresos esperados y proyección de ingresos y egresos, para un posterior cálculo del Valor Actual Neto (VAN) y la Tasa Interna de Retorno (TIR).

4.3.10.1 Costos iniciales de instalación

Para el cálculo de la inversión del proyecto se hizo mediante cotización de auto solar empresa distribuidora de equipos para energía solar los equipos y el mantenimiento, se describe en la Tabla 12 los costos iniciales de instalación (montos expresados en dólares americanos y el total en soles):

Tabla 12. Costos iniciales de instalación

4.3.10.2 Gastos de mantenimiento

Descripción	Costo unitario	Cantidad	Costo total
Materiales			
Panel solar	400,00	25	10 000,00
Baterías	300,00	4	1 200,00
Regulador de carga	1 073,08	2	2 146,16
Inversor de carga	1 440,14	1	1 440,14
Cable sección de cobre 4mmx 2.5mm (mt)	0,50	200	100
Interruptor magneto térmico de 25 a	15,95	11	175,45
Terminales para baterías solares	18,65	16	298,4
Cable sección de cobre 70 mm (mt)	0,60	40	24,00
Cable sección de cobre 50 mm (mt)	0,40	50	20,00

Canaletas de cableados	11,11	10	111,10
Caja de protecciones ICP	7,41	3	22,23
Portafusibles	26,51	1	26,51
Puestas a tierra	391,5	6	2 349,00
Total materiales			17 912,99
Mano de obra	400,00	1	400,00
Expediente técnico	100,00	1	100,00
Gastos generales	150,00	1	150,00
Sub total			18 562,99
IGV 18%			3 341,33
Total S./			21 904,32

Fuente: Elaboración propia

En la Tabla 13 se muestran los gastos de mantenimiento anual de la obra, a partir del primer año de instalación.

Tabla 13. Gastos de mantenimiento anual de la obra

Descripción	Costo unitario	Cantidad	Costo total
Materiales			
Cable sección de cobre 4mmx 2.5mm (mt)	0,50	100	50,00
Interruptor magneto térmico de 25 a	15,95	8	127,60
Terminales para baterías solares	18,65	8	149,20
Cable sección de cobre 70 mm (mt)	0,60	30	18,00
Cable sección de cobre 50 mm (mt)	0,40	40	16,00
Canaletas de cableados	11,11	10	111,10
Total materiales			471,9
Mano de obra	400,00	1	400,00
Gastos generales	100,00	1,00	100,00
Sub total			971,9
IGV			174,49
Total soles			1146,84

Fuente: Elaboración propia.

4.3.10.3 Ingresos estimados

En la Tabla 14 se muestran los ingresos estimados para el primer año de instalación.

Tabla 14. Ingresos estimados para el primer año de instalación (en soles)

Mes	Consumo estimado kw	Precio kw	Ingresos totales
Enero	937,20	0,565	529,51
Febrero	937,20	0,565	529,51
Marzo	937,20	0,565	529,51
Abril	937,20	0,565	529,51
Mayo	937,20	0,565	529,51
Junio	937,20	0,565	529,51
Julio	937,20	0,565	529,51
Agosto	937,20	0,565	529,51
Septiembre	937,20	0,565	529,51
Octubre	937,20	0,565	529,51
Noviembre	937,20	0,565	529,51
Diciembre	937,20	0,565	529,51
Total			6 354,21

Fuente: Elaboración propia.

A partir de los datos mostrados en la Tabla 14, se estima un ingreso anual por consumo eléctrico de S/ 6354,21. Al estimar un incremento de precios de 2 por ciento anual, las estimaciones de ingresos para los cinco primeros años quedan reflejadas en la Tabla 15:

Tabla 15. Ingresos estimados para los primeros cinco años de instalación (en soles)

Año	Ingresos totales
1	6 354,21
2	6.481,30
3	6.610,93
4	6.743,14
5	6.878,01

Fuente: Elaboración propia.

Con toda la información obtenida, se procede a hacer un flujo estimado de caja para indicar los ingresos y egresos estimados del proyecto (Ver Tabla 16).

Tabla 16. Flujo de caja de los primeros cinco años del proyecto (en soles)

	0	1	2	3	4	5
Ingresos						
Consumo eléctrico	6.354,22	6.481,30	6.610,93	6.743,14	6.878,01	7.015,57
Total ingresos	6.354,22	6.481,30	6.610,93	6.743,14	6.878,01	7.015,57
Egresos						
Equipos	14786,30	-	-	-	-	-
Insumos	3126,69	746,84	746,84	746,84	746,84	746,84
Mano de obra	400,00	400,00	400,00	400,00	400,00	400,00
Expediente técnico	1.581,20					
Gastos generales	3.559,23					
Total egresos	21 904,32	1 146,84	1 146,84	1 146,84	1 146,84	1 146,84
Saldo	-17 099,20	5 334,46	5 464,09	5 596,30	5 731,17	5 868,73

Fuente: Elaboración propia.

4.3.10.4 Determinación del punto de equilibrio del proyecto

En la Tabla 17 se muestran los ingresos y egresos acumulados para determinar el punto de equilibrio, en la que se demuestra el retorno de la inversión a partir del cuarto año de funcionamiento de la obra:

Tabla 17. Ingresos y egresos acumulados para determinar el punto de equilibrio

Año	Ingresos totales acumulados	Egresos totales acumulados
1	23 453,42	6.354,22
2	24 600,26	12.835,52
3	25 747,10	19.446,45
4	26 893,94	26.189,59
5	28 040,78	33.067,60

Fuente: Elaboración propia.

Con la información desplegada en la Figura 22 se muestra el punto de equilibrio a partir del cuarto año, el punto en el cual se igualan los ingresos y egresos:

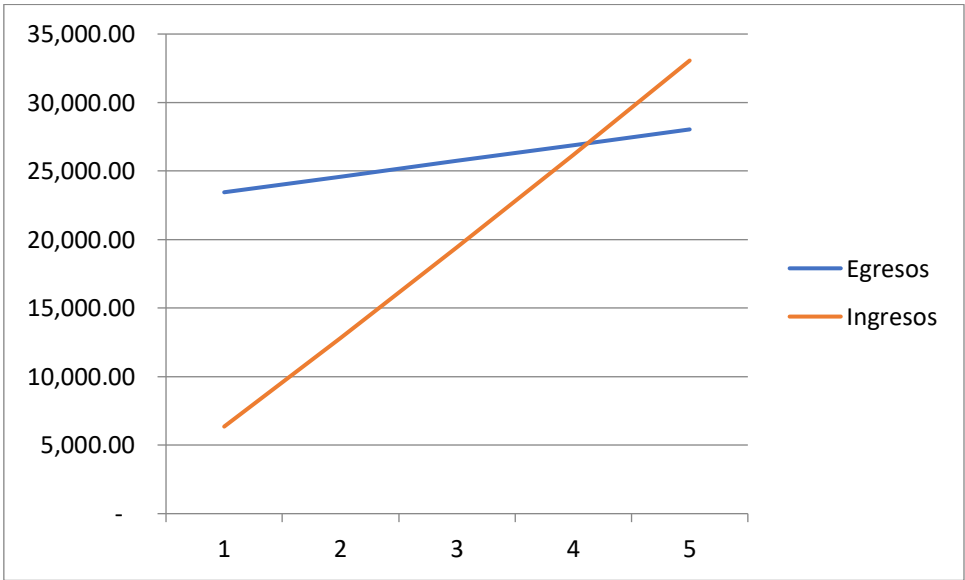


Figura 25. Determinación del punto de equilibrio

Fuente: Elaboración propia.

4.3.10.5 Cálculo del VAN y TIR

Cuando se formula el proyecto, hay que invertir un capital y se espera obtener una rentabilidad a lo largo de los años. En la Tabla 18 se muestra una relación de los periodos y flujos de fondos para el cálculo del VAN (Valor Actual Neto) y el TIR (Tasa Interna de Retorno). En Excel la función para el cálculo del VAN se llama VNA. Esta función devuelve el valor actual neto a partir de un flujo de fondos y de una tasa de descuento. Esta función tiene un argumento más que la función para el cálculo de la TIR, la tasa de descuento.

Tabla 18. Relación de periodos y flujos de fondos

Año	Ingresos totales
1	-17.099,20
2	5.334,46
3	5.464,09
4	5.596,30
5	5.731,17

Fuente: Elaboración propia.

La fórmula para el cálculo del VAN es la ecuación (23), donde I es la inversión, Q_n es el flujo de caja del año n, r la tasa de interés con la que se está comparando y N el número de años de la inversión.

$$VAN = -I + \sum_{n=1}^N \frac{Q_n}{(1+r)^n} \quad (23)$$

$$VAN = S/. 2.962,31$$

Otra forma de calcular lo mismo es mirar la Tasa Interna de Retorno, que es una fórmula que nos permite saber si es viable invertir en un determinado negocio, considerando otras opciones de inversión de menor riesgo. La TIR es un porcentaje que mide la viabilidad de un proyecto o empresa, determinando la rentabilidad de los cobros y pagos actualizados generados por una inversión. La ecuación para el cálculo de la TIR es la siguiente, donde F_n es el flujo de caja en el periodo n (siendo n el número de periodos) e i es el valor de la inversión inicial. La tasa estimada del TIR del proyecto es de 12%.

$$\sum_{T=0}^n \frac{F_n}{(1+i)^n} = 0 \quad (24)$$

$$\text{TIR} = 18,67\%$$

La baja tasa interna de retorno, es ocasionada por un nivel de inversión relativamente alto, en relación a los ingresos esperados, lo que alarga el tiempo de recuperación de la inversión a 5 años, aspecto que es característico de los proyectos de servicio público.

V. DISCUSIÓN

La máxima demanda de energía es 5 540 W, con un consumo diario de 31 240 Wh. De acuerdo a la estimación de la máxima demanda es necesario tener en cuenta las cargas especiales dado que viene a ser un sistema aislado que va cubrir la demanda energética de las 22 viviendas en conjunto con el alumbrado público y de esa forma contribuir con las necesidades de los usuarios de la zona en el ámbito económico y del mismo con el medio ambiente.

La minería de datos es una herramienta con un potencial increíble y aplicable en un sinnúmero de proyectos, circunstancias y finalidades. Se ha empleado la minería de datos, así como analizado la red neuronal artificial, para la obtención de un modelo que estime la energía como variable dependiente. Para ello fueron necesarios siete variables de entrada o independientes, las cuales son: día juliano, temperatura alta, temperatura baja, THW, radiación solar, THSW e índice de calor.

Morán (2012), en su tesis doctoral “Análisis y predicción de perfiles de consumo energético en edificios públicos mediante técnicas de minería de datos” usó el SOM para predicción. La propuesta del sistema fotovoltaico está compuesta de 25 paneles de alta eficiencia de 400 W, con 3 reguladores MPPT 250V 100A Victron Smart Solar, 16 y finalmente con 1 inversores cargador multiplus victron 48V 5000VA 100 A una tensión nominal del sistema de 48 V. En este sentido, (Clemente, 2014) concluye que en las localidades involucradas en su trabajo, la radiación solar es casi continua permaneciendo unos 5.8 a 5.9 horas picos al día, significando una radiación promedio de 5.902 kWh/día, cantidad suficiente para la generación de energía eléctrica que abastezca el área de estudio.

De esta manera, el proceso de dimensionado de los componentes del sistema emitió la elección de un panel fotovoltaico de 85 Wp, una batería de 60 Ah, un controlador de carga de 10 A y conductores eléctricos de calibre AWG 12 y 10. (Leonardo, 2016) concluyó que, para el diseño del sistema fotovoltaico propuesto en su trabajo, fue necesario implementar 54 paneles de 300 Wp, junto con cuatro inversores y un banco de baterías con una capacidad de 9920 Ah, para cumplir con la potencia instalada de la planta. Asimismo, llegó a la conclusión que para distribuir la energía debía implementar un sistema de distribución en red secundaria en baja tensión 380/220 V.

VI. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

CONCLUSIONES

Para abastecer la demanda de energía para las 22 casas del sector de San Isidro es 5 540 W, con un consumo diario de 31 240 Wh, de esta forma se está contribuyendo con el cuidado del medio ambiente. San Isidro es una zona apropiada para la implementación de sistemas fotovoltaicos autónomos.

En el presente trabajo se ha determinado un modelo basado en redes neuronales con siete variables de entrada y una de salida. Se ha validado empleando los datos recolectados de la estación meteorológica de la UNJ, con una confiabilidad del 0.89%, a partir del Coeficiente de correlación (R^2) es 0.8976, esto quiere decir que el modelo y la validación son confiables, si el $R^2 = 1$ esta estaría en un 100% de confiabilidad.

San Isidro es una zona apropiada para la implementación de sistemas fotovoltaicos autónomos, debido a que cuenta con una estratégica ubicación geográfica y un clima apropiado para el correcto funcionamiento de los equipos instalados. Para ello, se tomó en cuenta una estimación de $3,39\text{kWh}/\text{m}^2/\text{día}$, según datos recolectados de la estación meteorológica de la UNJ como la radiación más baja que se produce en el mes de junio.

RECOMENDACIONES

Para los profesionales que participan en instalaciones el sistema fotovoltaico o harán el estudio necesario se les recomienda evitar sombras y obstáculos de cualquier tipo, ya que esto disminuirá la energía diaria generada.

Se les recomienda a los futuros investigadores a realizar el diseño de las estructuras metálicas donde se ubicarán los paneles solares.

Para los interesados en realizar un sistema fotovoltaico, se les recomienda que al momento de evaluar la radiación solar lo hagan de diferentes fuentes, para poder así tener una buena base de datos que permitan tener menos margen de error al momento de diseñar.

VII. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Altamiranda, L., Peña, A. M., Ospino, M., Volpe, I., Ortega, D. D., & Cantillo, E. (2013). Minería de datos como herramienta para el desarrollo de estrategias de mercadeo B2B en sectores productivos, afines a los colombianos una revisión de casos. *Sotavento MBA*, 1(22), 126–136.
<https://revistas.uexternado.edu.co/index.php/sotavento/article/view/3709>
- Alvarado, L. de G. (2018). *Diseño y Cálculo de una instalcion fotovoltaica aislada*.
http://oa.upm.es/52204/1/PFC_JORGE_ALVARADO_LADRON_DE_GUEVARA.pdf
- Ayllu solar. (2018). *Manual sobre instalaciones de plantas fotovoltaicas*. 24.
http://ayllusolar.cl/wp-content/uploads/2018/05/manual_instalaciones_fotovoltaicas.pdf
- Calleja Gómez, A. J. (2010). *Minería de Datos con Weka para la Predicción del Precio de Automóviles de Segunda Mano*.
https://riunet.upv.es/bitstream/handle/10251/10097/PFC_DSIC-80_AgustínCalleja.pdf
- Ccopa Mamani, M., & Chavez Viza, S. V. (2015). EXTRA-Modelo Predictivo Basado en Minería de Datos Para la Mejora en la Toma de decisiones del departamento de Cirugía del Hospital Regional Manuel Núñez Butrón. In *Universidad Nacional del Altiplano*.
<http://repositorio.unap.edu.pe/handle/UNAP/1911>
- Clemente, de la C. W. (2014). Optimización del sistema solar fotovoltaico para la generación de energía eléctrica en viviendas aisladas altoandinas (tesis de maestría) [Universidad del centro del Perú]. In *Repositorio digintal de la Universidad Nacional del Centro del Perú*.
http://repositorio.uncp.edu.pe/bitstream/handle/UNCP/296/TEMEC_15.pdf?sequence=1&isAllowed=y
- González, F. (2013). *Aplicación de técnicas de Minería de Datos a datos obtenidos por el Centro Andaluz de Medio Ambiente (CEAMA)*. 1–68.
http://masteres.ugr.es/moea/pages/tfm-1213/tfm_garciagonzalezfrancisco_1/

INEI. (2015). *Población 2000 al 2015*.

Jaime, A. M. (2007). *Calculo para líneas de conducción eléctricas*.

Ladrón de Guevara, J. A. (2018). *Diseño y Cálculo de una instalacion fotovoltaica aislada*.
http://oa.upm.es/52204/1/PFC_JORGE_ALVARADO_LADRON_DE_GUEVARA.pdf

Leonardo, B. E. J. (2016). *Facultad de Ingeniería Facultad de Ingeniería*.
http://repositorio.ucv.edu.pe/bitstream/handle/UCV/8935/bardales_ej.pdf?sequence=1&isAllowed=y

Logreira T. Carlos. (2011). Minería de datos y su incidencia en la toma de decisiones empresariales en el contexto de CRM. *Ingeniería Solidaria*, 7(13), 68–71.
<https://revistas.ucc.edu.co/index.php/in/article/view/358/363>

Magalón, E. (2017). <https://blogs.iadb.org/energia/es/la-hidroelectricidad-la-mayor-fuente-de-energia-sostenible-aqui-te-decimos-por-que/>.
file:///C:/Users/USUARIO/Documents/TEM. TESIS/tesis final/dimensionamiento de un sistema fv cieza.pdf

Manuela, Q. M. F. (2017). *Trabajo Fin de Máster Máster en Sistemas de Energía Eléctrica Modelo basado en minería de datos para la detección de pérdidas no técnicas de redes de distribución Modelo basado en minería de datos para la detección de pérdidas no técnicas de redes de dist.*
https://doi.org/http://bibing.us.es/proyectos/abreproy/70923/fichero/TFM_MSEE_Modelo+basado+en+mineria+de+datos+para..._+Franna+Quezada+Mateo.pdf

Marin, j. (2007). *Introducción a las redes neuronales aplicadas*. Manual Data Mining.
https://www.academia.edu/7974864/Introducción_a_las_redes_neuronales_aplicadas_Conceptos_básicos

Mcclelland, J. L., & Rumelhart, D. E. (1986). *Chap1_Part1_PDP86.pdf* (pp. 1–43).
http://web.stanford.edu/~jlmcc/papers/PDP/Volume 1/Chap1_Part1_PDP86.pdf

Mejía, J. (2018). *Universidad politécnica amazónica*.

Montaño, J. J. (2002). Redes Neuronales Artificiales aplicadas al Análisis de Datos. In *Network*.
<http://ibdigital.uib.es/greenstone/collect/tesisUIB/import/TDX-0713104->

100204.pdf

- Pedro, L. R. (2015). Diseño De Una Instalación Solar Fotovoltaica Para El Suministro De Energía Eléctrica De Una Vivienda Aislada. 2018, 2002. <http://deeea.urv.cat/public/PROPOSTES/pub/pdf/2317pub.pdf>
- Riquelme, J. C., Ruiz, R., & Gilbert, K. (2006). *Minería de Datos: Conceptos y Tendencias*. 10(29), 11–18. <https://www.redalyc.org/pdf/925/92502902.pdf>

|

VIII. DEDICATORIA

Esta investigación se la dedico a toda mi familia: a mis padres, Alfonso Bazán Vargas y Catalina Pérez Pérez; a mi esposa e hija, María Esther Carrasco y Fabian Bazán Carrasco. Por ser mi soporte y motivación para superarme cada día, por darme las herramientas necesarias para mis metas proyectadas, por contribuir con mi formación profesional y por permitirme recolectar los primeros frutos de un gran esfuerzo.

Con infinito amor y respeto, dedico este trabajo a mis padres, Virgilio y Luz Angelica, quienes libraron todas las adversidades para brindarme el apoyo necesario en lograr alcanzar esta meta. A todos mis hermanos, por su apoyo durante el tiempo de mi preparación.

IX. AGRADECIMIENTO

Agradezco de manera infinita a Dios, por su bendición en mi vida. A mis padres y hermanos por su apoyo continuo e incondicional. Agradezco también el apoyo y colaboración de mi asesor, por brindarme las pautas necesarias para que esta investigación se ejecute y elabore de la mejor manera. A todos ellos mi más grande aprecio y consideración personal.

X. ANEXOS

Anexo 1. Proceso de la minería de datos



Anexo 2. Localización geográfica del área de estudio



Anexo 3. Galería fotográfica



Discutiendo las necesidades energéticas.



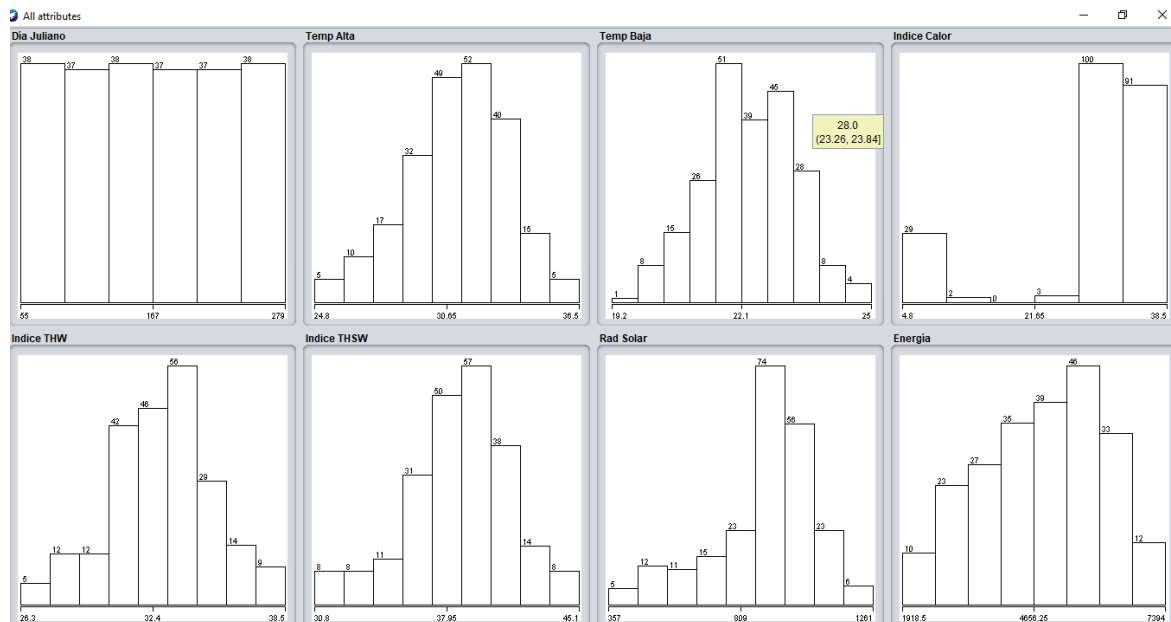
Apuntes de los puntos de GPS.



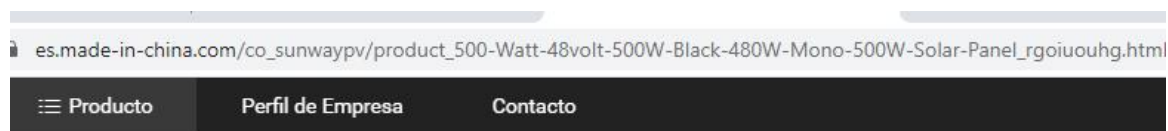
Viviendas a electrificar.



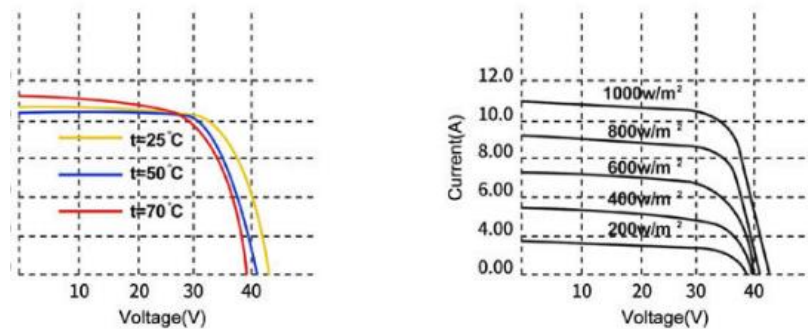
Viviendas sin energizar.



Datos procesado de las variables seleccionadas por el el sowfare Weka



irve



PRODUCT PACKAGING



Comportamiento de la energía en el programa.



Comportamiento de la radiación solar