



Implementación de un prototipo para la clasificación y el monitoreo de fallas de cercas eléctricas ganaderas usando Machine Learning

Cristian Fabián Pérez

Universidad Antonio Nariño
Facultad de Ingeniería Mecánica, Electrónica y Biomédica
Villavicencio, Colombia

Implementación de un prototipo para la clasificación y el monitoreo de fallas de cercas eléctricas ganaderas usando Machine Learning

Cristian Fabián Pérez

Proyecto de grado presentado como requisito parcial para optar al título de:

Ingeniero Electrónico

Director (a):

PhD. Sergio Andrés Días Salas

Codirector (a):

PhD. Luis Fernando Castañeda Melo

Línea de Investigación:

Electrónica Análoga, Comunicaciones, Procesamiento de Datos y sistemas Embebidos

Universidad Antonio Nariño

Facultad de Ingeniería Mecánica, Electrónica y Biomédica

Villavicencio, Colombia

2022

Nota de aceptación

Firma del presidente del jurado

Firma del Jurado

Firma del Jurado

Dedico este trabajo a:

*Mis padres Sulma Constanza Pérez y
José Parmenio Castañeda García.*

Agradecimientos

Agradezco a mis padres, por apoyarme en mi proceso de formación profesional, por ser mi apoyo incondicional para afrontar las dificultades, por anhelar siempre lo mejor para mí, de igual modo a todas las personas que de una u otra manera aportaron ideas para lograr que este proyecto se hiciera realidad.

Agradezco también a mi director de proyecto de grado el Doctor Sergio Andrés Díaz, al codirector el Doctor Luis Fernando Castañeda y al ingeniero Carlos Gómez quienes siempre me brindaron de su asesoría en el desarrollo y ejecución del proyecto planteado.

Resumen

El uso de las cercas eléctricas es de vital importancia para el sector de la agricultura en todo el mundo, ya que brindan seguridad y protección a los cultivos, animales y propiedades. Su funcionamiento es de uso constante con exposición a cambios climáticos, estos factores a largo plazo ocasionan ineficiencia en el cercado, por lo tanto, es de suma importancia analizar y monitorear su funcionamiento. El presente trabajo de grado muestra el desarrollo de un prototipo de monitoreo para las cercas eléctricas implementando un algoritmo de machine learning, el cual analiza los datos obtenidos y determina el tipo de falla que se esté presentando en la actualidad. Para la evaluación del algoritmo se entrenó con el 70 % de los datos obtenidos, el 30% restante se utilizó para realizar pruebas donde se determinó una clasificación perfecta del 100%. El software Matlab proporciona herramientas útiles para el análisis gráfico de las muestras correspondientes a cada falla. En la plataforma Thingspeak se establecieron 2 canales ID, uno corresponde a la señal RSSI y el otro corresponde a los datos captados por la tarjeta.

Palabras clave: (Energizador, voltaje, algoritmo, machine learning, Matlab).

Abstract

The use of electric fences is of vital importance for the agricultural sector worldwide, as they provide security and protection to crops, animals and properties. Its operation is of constant use with exposure to climatic changes, these factors in the long term cause inefficiency in the fence, therefore, it is of utmost importance to analyze and monitor its performance. This research work shows the development of a monitoring prototype for electric fences by implementing a machine learning algorithm, which analyzes the data obtained and determines the type of failure that is currently occurring. For the evaluation of the algorithm we trained with 70% of the data obtained, the remaining 30% was used to perform tests where a perfect classification of 100% was determined. The matlab software provided useful tools for the graphical analysis of the samples corresponding to each fault. Two ID channels were established in the thingspeak platform, one corresponds to the RSSI signal and the other corresponds to the data captured by the card.

Keywords: (Energizer ,voltaje,algorithm,machine learning, matlab).

Contenido

1. Introducción.....	1
2. Planteamiento del problema.....	3
2.1 Justificación	3
2.2 Problemática.....	4
2.3 Objetivos.....	4
2.3.1 Objetivo general	4
2.3.2 Objetivo específico	5
2.4 Alcance.....	5
3. Marco Teórico.....	6
3.1 Fallas de cercas eléctricas	6
3.1.1 Vegetación tocando el alambre	6
3.1.2 Cables rotos	7
3.1.3 Aisladores Dañados	7
3.1.4 Mala puesta a tierra.....	8
3.1.5 Energizado sobrecargado.....	9
3.1.6 Condiciones climáticas	9
3.2 Machine learning.....	9
3.2.1 Aprendizaje supervisado	10
3.2.2 Aprendizaje no supervisado	11
3.2.3 Aprendizaje profundo	12
3.2.4 Selección algoritmo	12
3.2.5 Matlab – Entrenamiento y construcción del modelo de predicción.....	13
3.3 Internet de las cosas.....	13
3.3.1 Arquitectura	14
3.3.2 Thingspeak	15
3.3.3 Arduino	16
3.3.4 Esp32	17
3.3.5 Adquisición de Datos	19
4. Planteamiento de la solución	21
4.1 Implementación un prototipo para monitoreo	21
4.1.1 Diseño circuito adquisición en proteus.....	21
4.1.2 Componente de digitalización DAQ.....	24
4.1.3 Diseño PCB.....	25
4.1.4 Generación de falla	27
4.1.5 Adquisición de datos	28
4.2 Clasificación del tipo de falla de una cerca eléctrica usando un algoritmo de machine learning	30
4.3 Evaluación del desempeño del prototipo	32
4.3.1 Clasificación algoritmo	32
4.3.1.1 Matriz de confusión	32
4.3.1.2 Métricas matriz	33
4.3.2 Sistema monitoreo.....	34
4.3.2.1 Latencia.....	34
4.3.2.2 Paquetes perdidos.....	35
4.3.2.3 Señal RSSI.....	35
5. Resultados.....	36
5.1 Tipos de señales en falla	36
5.2 Modelo de clasificación	43

5.3 Matriz de confusión.....	45
5.4 Sistema de monitoreo	45
6. Conclusiones y recomendaciones.....	49
6.1 Conclusiones	49
6.2 Recomendaciones	50
A. Anexo 1: Datos de entrenamiento simulados señal en óptimas condiciones ...	51
B. Anexo 2: Datos de entrenamiento simulados señal regular	53
C. Anexo 3: Datos de entrenamiento simulados señal en falla	54
D.Anexo 4: Datos de entrenamiento reales señal en falla	55
E. Anexo 5: Datos de entrenamiento reales señal en regular	56
F. Anexo 6: Datos de entrenamiento reales señal en falla	57
G.Anexo 7: Costo tarjeta prototipo	58
H.Anexo 8: Código implementado IE Arduino.....	59
Bibliografía.....	62

Lista de figuras

Pág.

Figura 3.1 Vegetación en contacto con cercado	6
Figura 3.2 Cable no energizado roto	7
Figura 3.3 Aislador roto permite contacto con línea no viva	8
Figura 3.4 Aprendizaje automático	9
Figura 3.5 Modelo de aprendizaje supervisado.....	10
Figura 3.6 Clasificación supervisada	11
Figura 3.7 Regresión supervisada	11
Figura 3.8 Agrupación de datos	12
Figura 3.9 Red neuronal.....	12
Figura 3.10 Técnicas de aprendizaje.....	13
Figura 3.11 Sistema IoT	14
Figura 3.12 División capas IoT	14
Figura 3.13 Sistema Thingspeak	16
Figura 3.14 Arduino uno R3.....	17
Figura 3.15 Tarjeta Esp32	18
Figura 3.16 Tarjeta Esp32	19
Figura 4.1 Energizador	22
Figura 4.2 Señal salida energizador	22
Figura 4.3 Circuitos de adquisición	23
Figura 4.4 Comparación señales.....	24
Figura 4.5 Esquema circuito prototipo	25
Figura 4.6 Pruebas en LabDet	25
Figura 4.7 Señal osciloscopio LabDet	26
Figura 4.8 Tarjeta de prototipo en 3D	26
Figura 4.9 Tarjeta con componentes	27
Figura 4.10 Conexión resistencia cortocircuito	28
Figura 4.11 Recoleccion datos cerca en optimas condiciones.....	29
Figura 4.12 Recoleccion datos cerca en falla regular	29
Figura 4.13 Recoleccion datos cerca en falla mala.....	29
Figura 4.14 Características del pulso	31
Figura 4.15 Modelo matriz de confusión.....	32
Figura 4.16 Parámetros RSSI.....	35
Figura 5.1 Tipos de falla.....	36
Figura 5.2 Señal buena	37
Figura 5.3 Señal regular	38
Figura 5.4 Señal mala.....	38
Figura 5.5 Comparación voltaje.....	39
Figura 5.6 Comparación de la duración.....	40
Figura 5.7 Comparación de la frecuencia	41
Figura 5.8 Comparación del periodo.....	41

Figura 5.9 Comparación de la energía	42
Figura 5.10 Comparación de la media.....	42
Figura 5.10 Clasificación amplitud-duración.....	43
Figura 5.11 Clasificación media-duración	44
Figura 5.12 Clasificación energía-duración.....	44
Figura 5.13 Matriz de confusión	45
Figura 5.14 Latencia	46
Figura 5.15 Paquetes perdidos.....	47
Figura 5.16 Señal RSSI.....	47
Figura 5.16 Monitoreo cerca eléctrica.....	48

Lista de tablas

Pág.

Tabla 1. Varillas requeridas acondicionamiento puesta a tierra	8
Tabla 2. Componentes tarjeta prototipo.....	27
Tabla 3. Datos señal buena simulada.....	51
Tabla 4. Datos señal regular simulada	53
Tabla 5. Datos señal mala simulada.....	54
Tabla 6. Datos señal buena simulada.....	55
Tabla 7. Datos señal regular real.....	56
Tabla 8. Datos señal mala real	57
Tabla 9. Costo realización tarjeta prototipo.....	58

1. Introducción

La historia del ser humano a estado ligada directamente a la cría de animales de los cuales se obtiene comida, ropa y dinero, por lo que cuidarlos se ha convertido en uno de los pilares para la sobrevivencia de muchas familias. A través del tiempo con el incremento de la tecnología se han generado nuevas maneras de suplir la vigilancia personal en los corrales, por sistemas cada vez más remotos, los cuales permiten en tiempo real obtener las características que ayuden a identificar el estado de salud del animal y su ubicación, de esta forma se logra minimizar los robos y llevar un control saludable de los animales. Una de las maneras más usadas de proteger a los animales en un espacio es a través de los cercados eléctricos, implementando diferentes mecanismos que apoyan las labores de vigilancia de la misma, teniendo en cuenta las fallas que se pueden presentar.

En Nepal se utilizó como medida contra los conflictos ocasionados entre la megafauna, como elefantes y rinocerontes el mapeo de las cercas eléctricas, utilizando el Garmin GPSMAP 62s para rastrear y seleccionar puntos de todas las cercas y sus atributos registrados en una hoja de datos, además, el análisis de los datos implicó transferir los datos de campo del Garmin GPSMAP 62s al software ArcGIS para producir mapas y distancias de las cercas e interpretar los mapas manualmente (Banikoi et al., 2017).

En Sri Lanka los lugareños utilizan cercas eléctricas de alta tensión para proteger sus cultivos de los elefantes, pero necesitaban un sistema que les indicara con exactitud el lugar de ruptura. Por lo tanto, la Escuela de Informática de la Universidad de Colombo realizo un sistema para la detección de rupturas al cercado eléctrico utilizando una red de nodos sensores; para eso se utilizó un detector de pulsos, donde cada uno de los nodos cuenta con una frecuencia diferente, teniendo a partir de la obstrucción de cualquier parte de la cerca el nodo en el que se encuentra la falla (Jayasuriya et al., 2017).

También en Sri Lanka se desarrolló un detector de daños en las cercas eléctricas a partir de las señales que utiliza el mismo alambre energizado, usando generadores y detectores de pulsos por todo el sistema, usando como medio de comunicación de la falla una Raspberry Pi, para poder entregar la información de diferentes maneras a la persona directamente interesada (Tennakoon et al., 2015).

En Malaysia, el cuidar los espacios destinados a la agricultura es de vital importancia, por lo cual se implementó un sistema de detección de fallas eléctricas a partir de la conversión

de la corriente de operación a voltaje de referencia, usando un módulo Arduino Uno, el cual realiza comparaciones constantes y a través de la aplicación Blynk que funciona como IoT, genera mensajes al celular de la encargada de la cerca (Alí et al., 2020).

Con base a lo mencionado, el desarrollo de este proyecto corresponde a realizar la implementación de una tarjeta prototipo de monitoreo, con la cual se pretende obtener datos en tiempo real del funcionamiento de la cerca eléctrica para determinar si está trabajando bien o si presenta alguna falla determina la clasificación a la que corresponde. Para esto se realizó un circuito que permitiera detectar los pulsos generados por el energizador a una escala inferior a los 3.3 v, de esta manera la tarjeta implementada se logra la captura datos correctamente. Adicionalmente un algoritmo de machine learning

En el capítulo 2 se presenta la justificación por la cual se realizó este trabajo, la problemática que se está solucionando, se estipulan los objetivos, el alcance y limitación al desarrollar este proyecto; En capítulo 3 se habla sobre los tipos de fallas en las cercas eléctricas y cómo es el compartimento eléctrico de las señales respecto a estas ,se explica sobre machine learning, sus diferentes técnicas y cual se aplicó para realizar este trabajo, se habla de Internet de las cosas aplicado a cercas eléctricas; En el capítulo 4 se muestra la implementación prototipo monitoreo, la clasificación del tipo de falla y la evaluación del desempeño del prototipo; En el capítulo 5 se encuentran los resultados obtenidos y el análisis de estos para determinar el desempeño del prototipo implementado; En el capítulo se muestran las conclusiones del proyecto y las recomendaciones para posibles mejoras a futuro.

2. Planteamiento del problema

2.1 Justificación

El sector de la ganadería en Colombia ha presentado varios delitos a lo largo de los últimos años, el abigeato se ha convertido en el principal problema que afrontan los ganaderos debido a las grandes pérdidas económicas. Según las cifras de fedegan en la última década se han reportado 26000 casos de hurto de ganado en todo el país (Gutiérrez, 2020). Este crimen representa también un riesgo para la salud humana y animal, los efectos de esta práctica ilícita afectan tanto a los ganaderos como el consumidor final, ya que las personas que hurtan los animales hacen los sacrificios en mataderos clandestinos o en el mismo lugar donde se encuentra vulnerable el ganado, lo que implica que el consumidor compra esta carne sin saber su lugar de procedencia, condiciones de salubridad e higiene (MinSalud, 2022).

El sistema de cercado eléctrico se utiliza en todos los sectores de la sociedad colombiana como elemento de seguridad, desde la cerca para animales de cualquier tipo de ganado hasta la seguridad de los diferentes conjuntos residenciales. Esto se hace para prevenir que personas no deseadas puedan ingresar a estos lugares para realizar alguna actividad delictiva, en caso contrario que las personas o los animales logren salir del sitio del área cercada.

Numerosos dispositivos electrónicos se han fabricado para medir y detectar fallas en cercas eléctricas (Contexto Ganadero, 2018), estas herramientas son muy útiles para encontrar fisuras en cualquier punto de la cerca. El uso de estos aparatos es de forma manual, es decir el usuario debe desplazarse a lo largo del cercado realizando diferentes mediciones en intervalos de distancia, por consiguiente, encontrar el error con exactitud llevara tiempo. Las cercas eléctricas pueden presentar anomalías en el transcurso del día y el usuario no lo puede notar, ni detectar visualmente. Por lo tanto, si el propietario quisiera saberlo debería monitorear la cerca realizando mediciones continuamente durante el transcurso del día, sin embargo, esto sería incensario ya que demandaría mucho tiempo y trabajo físico, para esto existen diferentes tecnologías que permiten realizar este proceso sin necesidad de presencia humana en el cercado eléctrico.

2.2 Problemática

El sector de la ganadería es de gran importancia para la economía en Colombia, representa un gran aporte al producto interno bruto del país, ayudando al crecimiento y desarrollo socioeconómico de la población generando un gran porcentaje de empleos directos (Carmona & Pulgarín, 2010). A pesar de ello, los ganaderos se han visto afectados por el hurto y asesinato de sus animales, por parte de delincuentes que se dedican al abigeato, o por parte de animales salvajes de la región como pumas y jaguares (Contexto Ganadero, 2018). Por lo tanto, han decidido implementar cercas eléctricas para mantener el ganado dentro de sus propiedades y ahuyentar a personas o animales depredadores que intentan ingresar a estos lugares.

Las cercas eléctricas pueden presentar fallas a futuro, esto permite que el sistema de seguridad sea vulnerable en algunos casos y los propietarios no puedan reaccionar a tiempo ante un caso de robo o depredación. Por lo anterior, es importante encontrar las diferentes formas de prevenir fisuras en este sistema de seguridad o en caso de presentarse reaccionar de manera temprana; al haber diferentes tipos de fallas se hace importante conocer las diferentes respuestas a nivel físico como los cambios de corrientes o voltajes con base en el funcionamiento normal de la cerca (TV Agro, 2018).

El problema a resolver es que actualmente en Colombia no existe un sistema que permita monitorear las cercas eléctricas ganaderas, el cual le permita al usuario conocer el funcionamiento de su cerca en tiempo real y también informarle si presenta algún tipo de falla. Por lo tanto, en este proyecto se plantea un sistema de monitoreo de forma continua para detectar y clasificar el tipo de fallas, informando al usuario si su cercado eléctrico está en óptimas condiciones de funcionamiento o si es necesario realizar una verificación preventiva o mantenimiento correctivo.

2.3 Objetivos

2.3.1 Objetivo general

Implementar un prototipo para la clasificación y el monitoreo de fallas de cercas eléctricas ganaderas usando machine learning.

2.3.2 Objetivo específico

- Implementar un prototipo para monitorear las características eléctricas de una cerca ganadera con IoT.
- Clasificar el tipo de falla de una cerca eléctrica a partir del comportamiento de sus señales de voltaje usando un algoritmo de machine learning.
- Evaluar el desempeño del prototipo en la clasificación y monitoreo de fallas a través de la matriz de confusión, falsos positivos, falsos negativos, la latencia, la cantidad de paquetes perdidos y la intensidad de señal recibida (RSSI).

2.4 Alcance

El sistema de monitoreo solo podrá ser usado por los ganaderos que cuenten con cerca eléctrica en sus terrenos y conexión a internet, por otra parte, se usa la tarjeta Esp32 con conexión a internet. Esto limita el alcance del prototipo de monitoreo, pero a futuro se podrá monitorear más distancia agregando módulos de comunicación más potentes.

Adicionalmente el sistema les mostrará la visualización de los datos detectados en tiempo real a los usuarios en la base de datos Thingspeak, para esto el usuario debe contar con una red Wi-Fi en su propiedad y contar con acceso a internet, de lo contrario el sistema seguirá funcionando normal sin conexión a internet, entonces el usuario no obtendrá repuesta del comportamiento de su cerca eléctrica.

3. Marco Teórico

Este capítulo se divide en tres secciones: 3.1) Se habla sobre los tipos de fallas en las cercas eléctricas y cómo es el compartimento eléctrico de las señales respecto a éstas 3.2) Se explica sobre machine learning, sus diferentes técnicas y cual se aplicó para realizar este trabajo 3.3) Se habla de Internet de las cosas aplicado a cercas eléctricas.

3.1 Fallas de cercas eléctricas

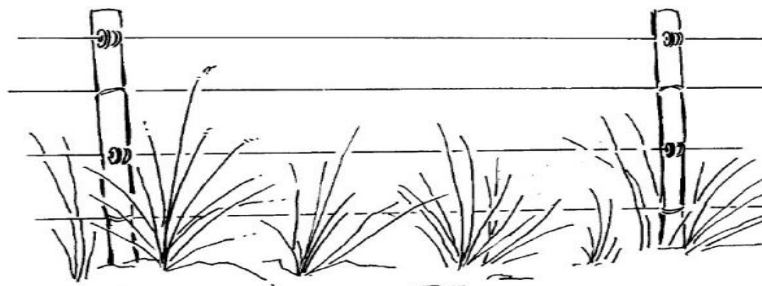
La cerca eléctrica para ganado puede presentar diferentes fallas, las cuales reducen la eficiencia de funcionamiento o en algunos casos pueden averiar el dispositivo que energiza el cercado. Las posibles causas de fallas para tener en cuenta si el sistema presenta alguna irregularidad son:

- Vegetación tocando el alambre
- Cables rotos
- Aisladores dañados
- Mala puesta a tierra
- Sobre energizador extendido
- Condiciones climáticas

3.1.1 Vegetación tocando el alambre

Las cercas eléctricas son instaladas en el campo donde hay gran variedad de vegetación como arbustos y plantas, los cuales al estar en crecimiento alcanzan altura suficiente para hacer contacto con las líneas energizadas.

Figura 3.1 Vegetación en contacto con cercado



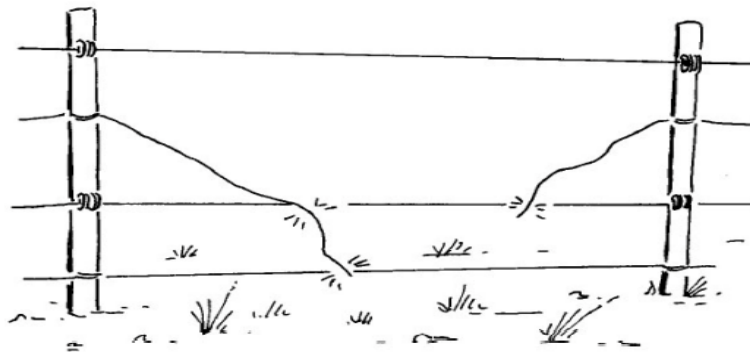
(McGillan, 2009)

Las plantas son un 90% de agua, esto permite que sean conductoras eléctricas con una impedancia inferior a los 20Ω , la cual puede disminuir dependiendo de las condiciones climáticas de invierno y humedad. Por lo tanto, al entrar en contacto con el alambre eléctrico constantemente genera un corto circuito a tierra, lo que implica una reducción de voltaje en el pulso eléctrico.

3.1.2 Cables rotos

Si un cable eléctrico está roto en el cercado significa que la línea eléctrica después de la ruptura queda totalmente desenergizada. Por otra parte, el cable energizado restante puede hacer contacto con otros alambres o también puede caer a tierra generando pérdidas de voltaje en toda la cerca.

Figura 3.2 Cable no energizado roto



(McGillan, 2009)

3.1.3 Aisladores Dañados

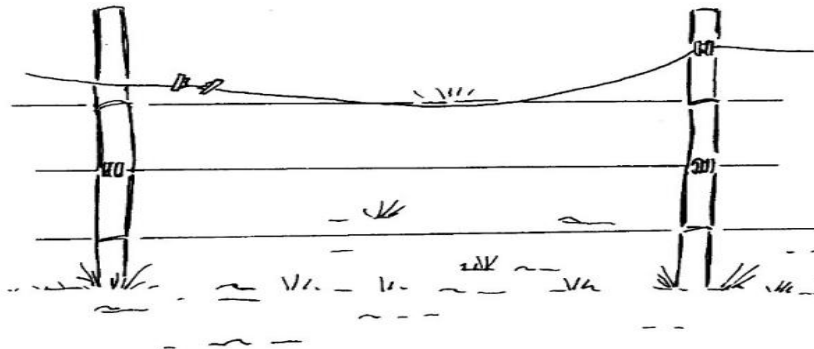
En el conexionado de la cerca eléctrica los aisladores evitan el contacto de las líneas energizadas con los postes o con otros alambres. Los postes pueden ser de diferentes materiales.

- Postes de plástico son aislantes no necesitan aisladores
- Postes de madera al estar húmedos son conductores y necesitan aisladores
- Postes de acero son conductores por lo tanto necesitan aisladores
- Postes de cemento necesitan aisladores

Los aisladores desde su instalación están expuestos constantemente a condiciones climáticas como rayos uv y altas temperaturas, debido a estos factores a largo plazo

empiezan a sufrir deterioro y pérdidas en la resistividad del material, Entonces, se pueden agrietar o dañar ocasionando la unión entre las líneas energizadas y los postes, esto se refleja eléctricamente haciéndose una chispa desde el alambre hacia el poste por cada pulso eléctrico generado.

Figura 3.3 Aislador roto permite contacto con línea no viva



(McGillan, 2009)

3.1.4 Mala puesta a tierra

El mal dimensionamiento del sistema puesta a tierra para una cerca eléctrica hace una condición ineficiente para realizar un choque eléctrico de alto voltaje. El correcto funcionamiento de un cercado eléctrico depende de un buen sistema puesto a tierra, por lo tanto, para determinar el número de varillas polo a tierra es necesario conocer la potencia del energizador, el tamaño del cercado y el tipo de suelo; más potencia del energizador significa más cantidad de varillas y los suelos más húmedos no requieren más cantidad que los suelos secos por su conductividad.

Tabla 1. Varillas requeridas acondicionamiento puesta a tierra

Tamaño Energizante	Estacas de Tierra
hasta 15 J	3 puestas mínimas
hasta 25 J	5 puestas mínimas
hasta 35 J	7 puestas mínimas

(McGillan, 2009)

3.1.5 Energizado sobrecargado

Generalmente los energizadores están diseñados para cubrir una cantidad de especifica de terreno, en algunos casos los propietarios crean nuevos cercados para cubrir mayores distancias aplicando una mayor carga al sistema. Por lo tanto, si un energizador esta sobrecargado no podrá funcionar en óptimas condiciones ya que la potencia requerida para electrificar el cercado es mayor a la potencia nominal del mismo, entonces es necesario cambiarlo por uno de más capacidad o en agregar dispositivos al sistema.

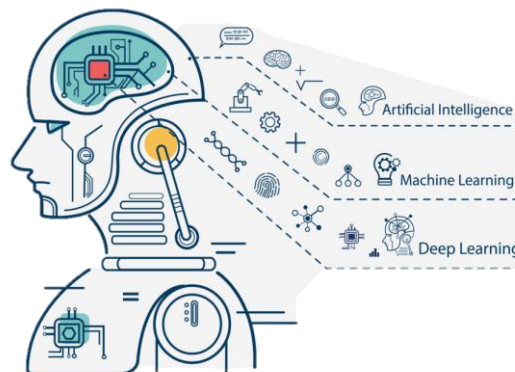
3.1.6 Condiciones climáticas

Las condiciones climáticas afectan la operación de la cerca eléctrica, las tormentas pueden casuar rayos eléctricos, los cuales pueden caer sobre el cercado eléctrico ocasionando daño al energizador, los fuertes vientos pueden mover vegetación como ramas y arboles sobre la cerca aterrizando el cercado, en verano los suelos pierden humedad entonces la conductividad de sistema puesta a tierra pueden fallar y en invierno las inundaciones suelen provocar cortocircuitos a tierra.

3.2 Machine learning

Machine learning o aprendizaje automático es una rama del campo de la inteligencia artificial que mediante el análisis de datos identifica y aprende patrones para realizar predicciones, su objetivo es crear sistemas capaces de aprender automáticamente. El uso de esta tecnología permite realizar modelos algorítmicos para trabajar en diferentes entornos y adaptarse a estos.

Figura 3.4 Aprendizaje automático



(AGASYS, 2018).

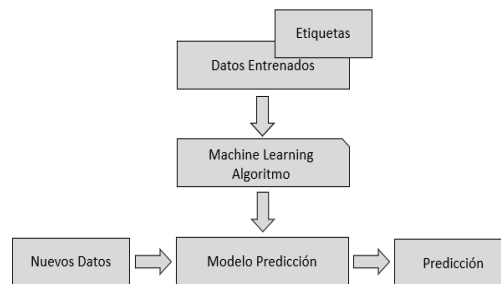
La utilización de machine learning se puede emplear en tres técnicas dependiendo la necesidad de la tarea a realizar.

- Aprendizaje supervisado
- Aprendizaje no supervisado
- Aprendizaje profundo

3.2.1 Aprendizaje supervisado

El algoritmo supervisado se basa en un conocimiento previo para entrenar un modelo a partir de datos y respuestas conocidas, el modelo aprende de estos y se adapta para realizar predicciones de salida correctas ante el ingreso de datos no procesados anteriormente. En la figura 3.5 se muestra la secuencia gráfica para entrenar un modelo de predicción supervisado: se ingresan datos conocidos a un algoritmo de machine learning, se establece un modelo de predicción, luego se agregan datos nuevos para procesarlos y dar la predicción.

Figura 3.5 Modelo de aprendizaje supervisado

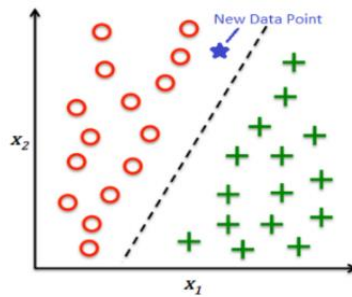


Fuente: imagen propia

El aprendizaje supervisado tiene dos técnicas para crear modelos predictivos:

- La **técnica de clasificación** se encarga de predecir las diferentes categorías de entradas discretas y encontrar las relaciones entre las características de cada dato. En la figura 3.6 se muestra un modelo de clasificación entre dos clases de objetos (círculos y cruces), este clasifica los objetos por sus características X_1 - X_2 separando las clases con una línea divisoria. El modelo determina la clase del nuevo objeto (estrella) de acuerdo a la relación de sus datos característicos.

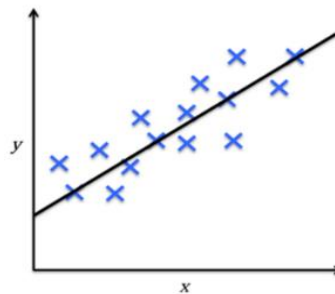
Figura 3.6 Clasificación supervisada



(López, 2018).

- La **técnica de regresión** se encarga de modelar la relación entre las variables dependientes y las variables independientes para encontrar una respuesta continua. En la figura 3.7 se muestra un modelo de regresión lineal en una gráfica de dos dimensiones donde la variable Y depende de la variable X para predecir nuevos resultados. Se aplica el método de mínimos cuadrados para encontrar la recta más eficiente que acorte la distancia entre los puntos reales.

Figura 3.7 Regresión supervisada



(López, 2018).

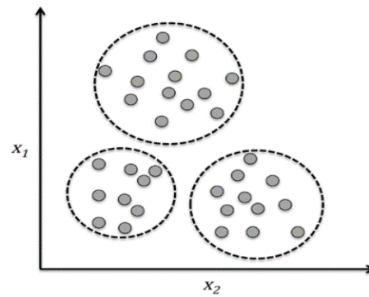
3.2.2 Aprendizaje no supervisado

El algoritmo no supervisado no tiene conocimiento previo de los datos recibidos, se encarga de analizar estructuras y descubrir patrones ocultos en los datos que para el ser humano sería muy difícil de encontrar. Es utilizado en diferentes aplicaciones como detección de anomalías y autoclasificación de imágenes.

El **agrupamiento no supervisado** es una técnica utilizada en el análisis de datos exploratorios para determinar las características de datos, el objetivo es encontrar una

estructura o patrón en una colección de datos no categorizados. En la figura 3.8 se muestra tres agrupaciones de datos, por cada agrupación las características y propiedades de los datos son muy diferentes.

Figura 3.8 Agrupación de datos

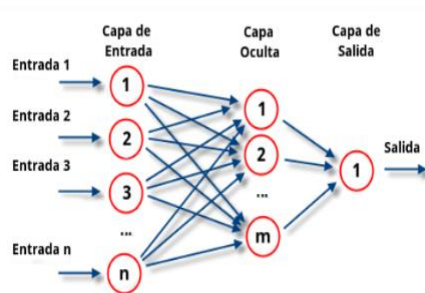


(López, 2018).

3.2.3 Aprendizaje profundo

El aprendizaje profundo es un subconjunto de machine learning con parte estructural en redes neuronales artificiales asemejando las tareas realizadas por el cerebro humano, analiza datos de forma no lineal para entrenar a las máquinas que aprendan por sí mismos reconocimiento patrones mediante el procesamiento de cantidad de capas de datos.

Figura 3.9 Red neuronal

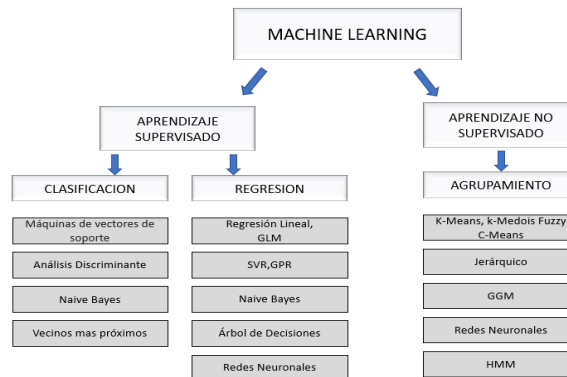


(Jaramillo & Antunes, 2018)

3.2.4 Selección algoritmo

La selección de un algoritmo de machine learning en un proyecto específico es necesario conocer el tamaño y el tipo de datos con los que se trabaja. De esta forma, el modelo seleccionado procesar la información de entrada eficazmente para dar resultados correctos.

Figura 3.10 Técnicas de aprendizaje



Fuente: imagen propia

3.2.5 Matlab – Entrenamiento y construcción del modelo de predicción.

Matlab es un software sofisticado para resolver problemas matemáticos de forma sencilla, está desarrollado y diseñado para ser utilizado en procesos donde se desee realizar: procesamiento de señales e imágenes, análisis de datos, cálculos matemáticos, robótica entre otros. Simulink es una herramienta complementaria de Matlab, este proporciona un entorno grafico interactivo para modelar, simular y analizar sistemas dinámicos. Permite la construcción rápida de prototipos virtuales para explorar conceptos de diseño en cualquier nivel de detalle.

En este trabajo, se utiliza Matlab con el fin de entrenar y construir el modelo de predicción, el cual nos indica la clase en la que clasifico los nuevos datos adquiridos del funcionamiento de la cerca eléctrica.

3.3 Internet de las cosas

El Internet de las cosas (IoT) es la innovación tecnológica capaz de convertir elementos de uso común en dispositivos inteligentes a través de la conexión a internet. Esto permite la comunicación e intercambio de datos en tiempo real sin la intervención de las personas, de esta manera el IoT facilita favorece un mejor uso de los las cosas. En la figura 3.11 se observa las diferentes aplicaciones donde se utiliza el IoT, algunas de estas son: fabricas, casas, transportes y componentes inteligentes.

Figura 3.11 Sistema IoT

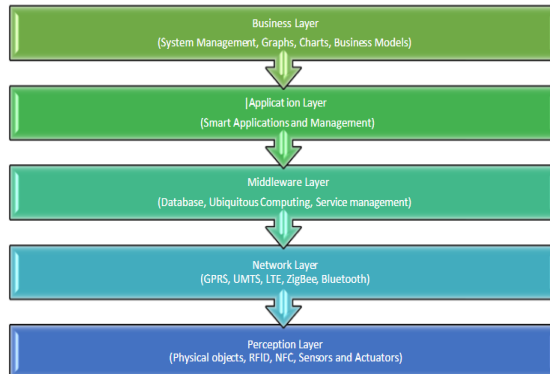


(Gómez, 2017)

3.3.1 Arquitectura

El IoT permite la interconexión de millones de objetos a través de internet. Entonces, para lograr esto, IoT requiere una arquitectura de capas flexible que soporten la cantidad de datos generados por los objetos conectados a la red. La figura 3.12 muestra la división de las 5 capas que integran la arquitectura del IoT.

Figura 3.12 División capas IoT



(Gómez, 2017)

- **Perception Layer:** La capa de objetos representa a los objetos físicos sensores y actuadores, los cuales tienen como objetivo recoger y procesar información de diferentes contextos como: la posición el movimiento, la temperatura, la humedad, el sonido, los gases de flujo de agua, entre otros. Esta capa se requiere utilizar mecanismos estandarizados para configurar los objetos heterogéneos.

- **Network Layer:** La capa de abstracción de objetos recibe los datos recolectados por los sensores y los transfiere a la capa de gestión de servicios utilizando canales seguros de comunicación. Los datos pueden transferirse a través de diversas tecnologías, tales como 3G, Wi-fi, Bluetooth, ZigBee entre otros. En esta capa pueden manejarse funcionalidades de cómputo en la nube para el almacenamiento y la gestión de los datos.
- **Middleware Layer:** La capa de gestión de servicios procesa los datos recibidos de la capa de abstracción de objetos. En esta capa se toman decisiones y se entregan servicios a los usuarios que lo soliciten a través de los protocolos de red. Esta capa relaciona un servicio con su solicitante basado en sus direcciones y nombres a través de estándares como: mDNS y el DNS Service Discovery.
- **Application Layer:** La capa de aplicación es la interfaz mediante la cual, los usuarios finales pueden interactuar con un dispositivo. Esta capa proporciona servicios de alta calidad para satisfacer las necesidades de los clientes. Los servicios pueden ser de transporte, salud, agricultura, automatización industrias, hogares y edificios inteligentes entre otros.
- **Business Layer:** La capa de negocios gestiona todas las actividades y servicios de sistemas de IoT, dentro de sus principales responsabilidades se encuentra: la construcción de modelos de negocios, gráficos y diagramas de flujo basados en los datos recibidos de las otras capas. La tarea de esta capa es diseñar, analizar, implementar, evaluar y monitorear las aplicaciones del internet de las cosas. Esta capa puede hacer posible la implementación de procesos de toma de decisiones basados en el análisis de Big Data.

3.3.2 Thingspeak

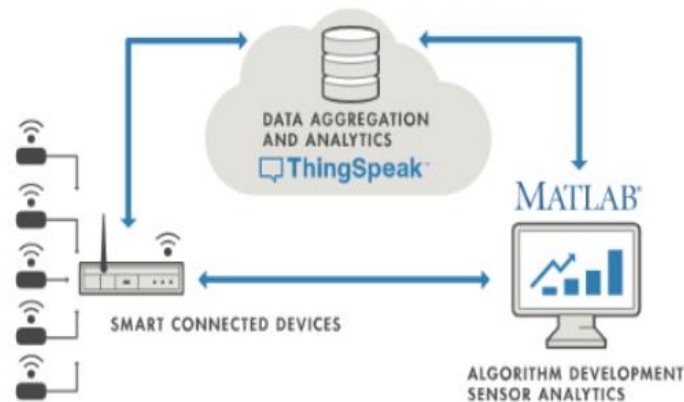
Es una plataforma desarrollada para el internet de las cosas, esta permite almacenar, procesar y visualizar datos de sensores en tiempo real. Algunas características de esta plataforma son:

- Servidor de IoT gratuito de API abierta.
- Permite subir información, analizarla y visualizarla en charts.

- Permite comandar dispositivos desde internet, y desde la información enviada desde otros dispositivos.
- Integración con Matlab, Twitter, Gmail entre otros.
- Permite activar dispositivos acordes a datos determinados.

En la figura 3.13 se puede observar la estructura de funcionamiento de Thingspeak recolectando datos desde sus dispositivos, para hacer el análisis de datos y procesos en línea mediante el uso de Matlab.

Figura 3.13 Sistema Thingspeak



(Thingspeak | Aprendiendo Arduino, n.d.)

3.3.3 Arduino

Arduino es una plataforma electrónica de código abierto basada en hardware y software fáciles de usar. Las placas Arduino pueden leer entradas (luz en un sensor, un dedo en un botón o un mensaje de Twitter) y convertirlo en una salida: activar un motor, encender un LED, publicar algo en línea. Puede decirle a su placa qué hacer enviando un conjunto de instrucciones al microcontrolador en la placa. Para ello se utiliza el lenguaje de programación Arduino (basado en Wiring), y el Software Arduino (IDE), basado en Processing (Arduino, 2018).

Microcontrolador ATmega328P

El ATmega328P es un chip microcontrolador fabricado por la compañía Atmel y pertenece a la familia de microcontroladores megaAVR arquitectura RISC 8-bit con un bajo consumo y alto rendimiento. El chip ATmega328P en formato DIP es el microcontrolador utilizado en la tarjeta Arduino Uno R3.

Figura 3.14 Arduino uno R3



(Arduino, 2018)

Especificaciones:

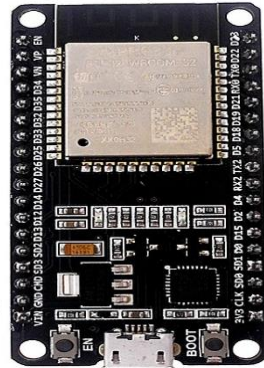
- Arquitectura RISC avanzada.
- 131 potentes instrucciones: la mayoría de las ejecuciones de un solo ciclo de reloj.
- 32x8 registros de trabajo de propósito general.
- Rendimiento de hasta 16 MIPS a 16 MHz.
- Multiplicador de 2 ciclos en chip.
- 32K bytes de memoria de programa flash autoprogramable en el sistema.
- Memoria EEPROM de 1Kbyte.
- Memoria SRAM interna de 2 Kbyte.
- Ciclos de escritura/borrado: 10 000 flash/100 000 EEPROM.
- Funciones periféricas.
- 2 temporizadores/contadores de 8 bits.
- 1 temporizador/contador de 16 bits.
- 6 canales PWM.
- 8 canales ADC.
- 1 USART serie programable.
- 1 interfaz serie SPI maestro/esclavo.
- 1 interfaz serie de 2 hilos orientada a bytes (I2C).
- Fuentes de interrupción externas e internas.
- 6 modos de suspensión.

3.3.4 Esp32

ESP32 es un único chip combinado de Wi-Fi y Bluetooth de 2,4 GHz diseñado con el TSMC de 40 nm de potencia ultrajaba tecnología. Está diseñado para lograr el mejor rendimiento de potencia y RF, mostrando robustez, versatilidad y confiabilidad en una amplia variedad de aplicaciones y cuenta con todas las características de última generación de los chips

de bajo consumo, incluyendo la sincronización de reloj de grano fino, múltiples modos de energía y el escalado dinámico de energía (Espressif, 2020).

Figura 3.15 Tarjeta Esp32



(Espressif, 2020)

Especificaciones Wi-Fi

- 802.11 b/g/n
- 802.11 n (2,4 GHz), hasta 150 Mbps
- WMM
- TX/RX A-MPDU, RX A-MSDU
- 4 Interfaces Wi-Fi virtuales

Características MCU

- Microprocesador Xtensa® LX6 de 32 bits de un solo núcleo.
 - 1 núcleo a 240 MHz: 504,85 CoreMark; 2,10 CoreMark/MHz.
 - 2 núcleos a 240 MHz: 994,26 CoreMark; 4,14 CoreMark/MHz.
 - 448 KB DE ROM.
 - 520 KB DE SRAM.
 - 16 KB de SRAM en el RTC.
 - QSPI soporta múltiples chips flash/SRAM.
- 1.4.2 Relojes y temporizadores.
- 1 Oscilador interno de 8 MHz con calibración.
 - 1 Oscilador RC interno con calibración.
 - 1 Oscilador de cristal externo de 2 MHz ~ 60 MHz (40 MHz sólo para la funcionalidad Wi-Fi/Bluetooth).
 - 1 Oscilador de cristal externo de 32 kHz para el RTC con calibración.
 - 2 Temporizadores de 64 bits y 1 x watchdog principal en cada grupo.
 - 1 Temporizador RTC.
 - 34 GPIOs programables.
 - 18 Canales ADC SAR de 12 bits.
 - 2 DAC de 8 bits.
 - 4 SPI.

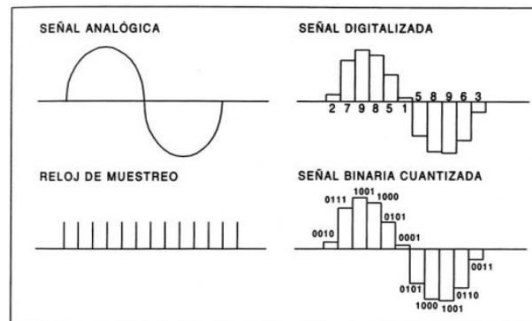
- 2 I2S.
- 2 I2C.
- 3 UART.
- Interfaz MAC Ethernet con DMA dedicado y compatibilidad con IEEE 1588.
- TWAI®, compatible con ISO 11898-1 (especificación CAN 2.0).
- RMT (TX/RX).
- 16 Canales PWM.
- Sensor Hall.

3.3.5 Adquisición de Datos

La adquisición de datos o adquisición de señales, consiste en la toma de muestras del mundo real (sistema analógico) para generar datos que puedan ser manipulados por un ordenador u otras electrónicas (sistema digital). Consiste, en tomar un conjunto de señales físicas, convertirlas en tensiones eléctricas y digitalizarlas de manera que se puedan procesar en una computadora o PAC. Se requiere una etapa de acondicionamiento, que adecua la señal a niveles compatibles con el elemento que hace la transformación a señal digital. El elemento que hace dicha transformación es el módulo de digitalización o tarjeta de Adquisición de Datos (DAQ) (Wayback Machine,2009).

El conversor ADC (Conversor Analógico Digital) de un componente de digitalización debe seguir los siguientes procesos para realizar la adquisición de los datos de una señal:

Figura 3.16 Procesamiento de señal



- **Muestreo señal analógica**

El primer paso para convertir una señal analógica en digital es realizar el muestreo(sampling), este consiste en tomar diferentes muestras de voltajes cada cierto tiempo. El teorema de Nyquist indica que para reconstruir una señal continua

de banda base la frecuencia de muestreo debe ser mayor dos veces mayor a la frecuencia real.

- **Cuantificación**

Es el proceso en el cual se toma una muestra en el eje vertical conversión de una señal discreta en el tiempo evaluada de forma continua a una señal discreta en el tiempo discretamente evaluada. El valor de cada muestra de la señal se representa como un valor elegido de entre un conjunto finito de posibles valores.

$$Error\ de\ cuantización = \frac{Rango(V)}{2^n\ bits} \quad (3.1)$$

- **Codificación**

Consiste en codificar los niveles de cuantificación en binario en una secuencia de bits, capaz de transmitirse o grabarse.

4. Planteamiento de la solución

El enfoque principal del proyecto propuesto se centra en realizar sistema de monitoreo y clasificación de fallas en las cercas eléctricas utilizando un algoritmo de machine learning. La metodología planteada se divide en las siguientes fases: 4.1) Implementación prototipo monitoreo, 4.2) Clasificación del tipo de falla de una cerca eléctrica utilizando machine learning, 4.3) Evaluación del desempeño del prototipo.

4.1 Implementación un prototipo para monitoreo

El desarrollo del prototipo implementado se dividido en varias fases: 4.1.1) Diseño circuito de adquisición en proteus, 4.1.2) Componente de digitalización DAQ 4.1.3) Diseño PCB, 4.1.4) Generación de falla, 4.1.5) Adquisición de datos.

4.1.1 Diseño circuito adquisición en proteus

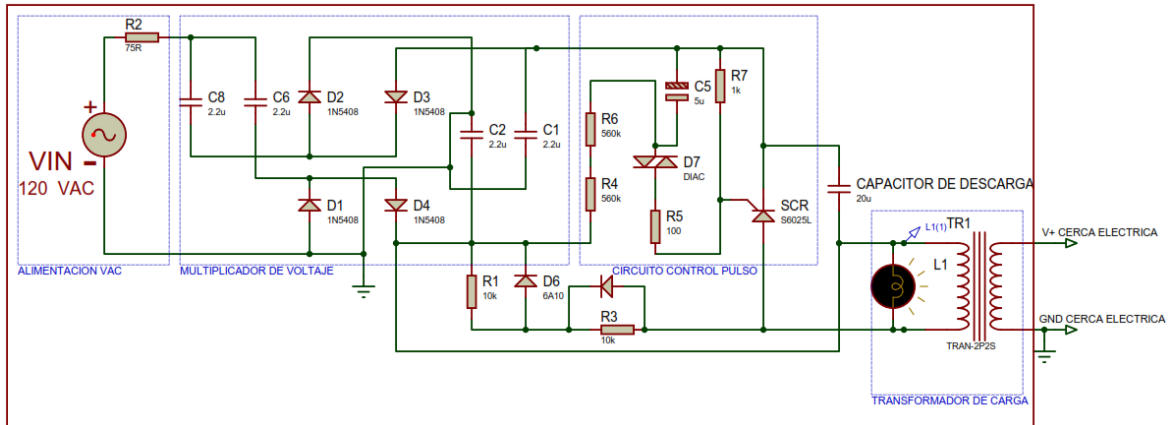
El prototipo a implementar se realiza con el software proteus, esta herramienta nos permite realizar diseño y pruebas de simulación de circuitos electrónicos. En la primera parte se diseña un energizador eléctrico y se realiza la simulación para obtener la señal característica de este equipo.

La figura 4.1 se muestra el energizador diseñado, se alimenta con una fuente de 120 Voltios de corriente alterna, este voltaje ingresa al circuito multiplicador de tensión, el cual se encarga de transformar y elevar de 120 Vac hasta 430 Voltios de corriente continua pulsante. Las resistencias R4-R6 se encargan de regular la corriente para entregar un voltaje adecuado al condensador C5 y al diac D7. Una vez el condensador C5 alcanza la tensión de disparo del diac, al accionarse el diac se vuelve conductor y el condensador se descarga sobre el circuito de puerta del SCR U2.

El SCR se emplea como dispositivo de control es decir permite el paso de la corriente hacían el transformador de alta tensión cuando circula corriente en su puerta, el condensador de carga C7 nos almacena la energía suministrada por el circuito y este a su vez la entrega al transformador de alta tensión a fin de que eleve el voltaje y lo entregue al

cercado. Todo este circuito se diseñó en base al energizador de la marca braman el cual se utilizó para hacer las pruebas en físico.

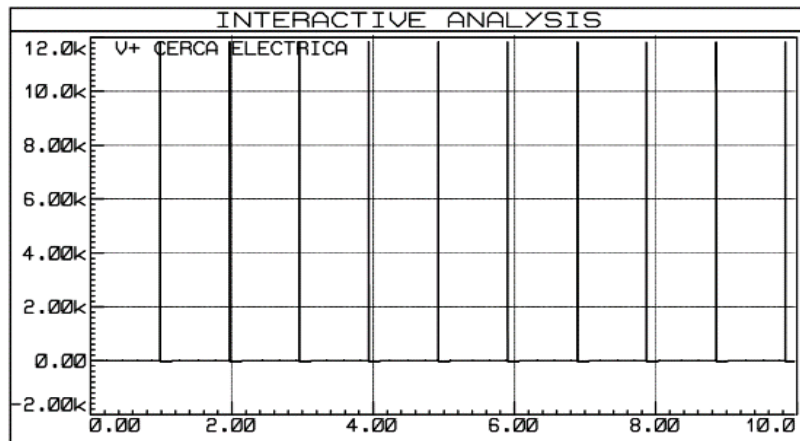
Figura 4.1 Energizador



Fuente: imagen propia

En la figura 4.2 se observa la gráfica de trabajo del energizador, esta nos indica los parámetros de salida. Generalmente un energizador en óptimas condiciones de operación generan un pulso eléctrico de aproximadamente 12Kvoltage con una repetición cada 1 segundo y una duración inferior a los 15 milisegundos según los parámetros establecidos en la norma (RETIE,2013). Entonces si comparamos estos datos con los de la gráfica correspondiente a la simulación se observa total similitud, es decir el diseño funciona correctamente.

Figura 4.2 Señal salida energizador



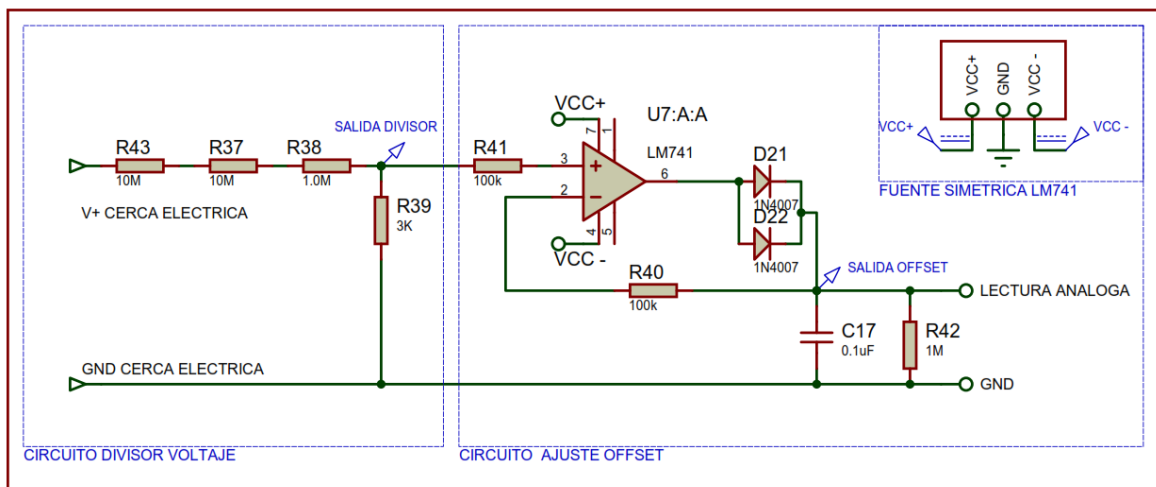
Fuente: imagen propia

Con base en los datos visualizados de la señal, se calcula un divisor resistivo para atenuar el pulso de 12 Kvoltios a una escala de trabajo inferior a los 5V. La señal a la salida del divisor aun presenta sobrepasos de voltaje negativo, por lo tanto, se incorpora un OpAmp Lm741 en configuración modo no inversor para detectar picos y desplazar el offset hacia arriba obteniendo una señal analógica totalmente positiva. En la figura 4.3 se observa los circuitos de ajuste de la señal.

$$V_{out} = V_{in} * \frac{R2}{R1 + R2} \quad (4.1)$$

Los componentes utilizados en el circuito mostrado en la figura 4.3 tienen las siguientes funciones: las resistencias R43, R37, R38, y R39 se encargan de reducir el voltaje a un nivel adecuado de trabajo, R41 aísla la entrada al amplificador, R40 se encarga de eliminar corrientes de fuga en la entrada inversora al OpAmp y R42 es una resistencia de purga, la cual permite que el voltaje almacenado en C17 se disipe antes de la llegada del siguiente pulso de la cerca. Esto nos permite tener suficiente tiempo para leer el voltaje desde la tarjeta de adquisición, el valor máximo de la detección del pico es el voltaje de alimentación menos la caída del diodo, obteniendo un voltaje de salida de 1.2 V para una cerca en óptimas condiciones.

Figura 4.3 Circuitos de adquisición

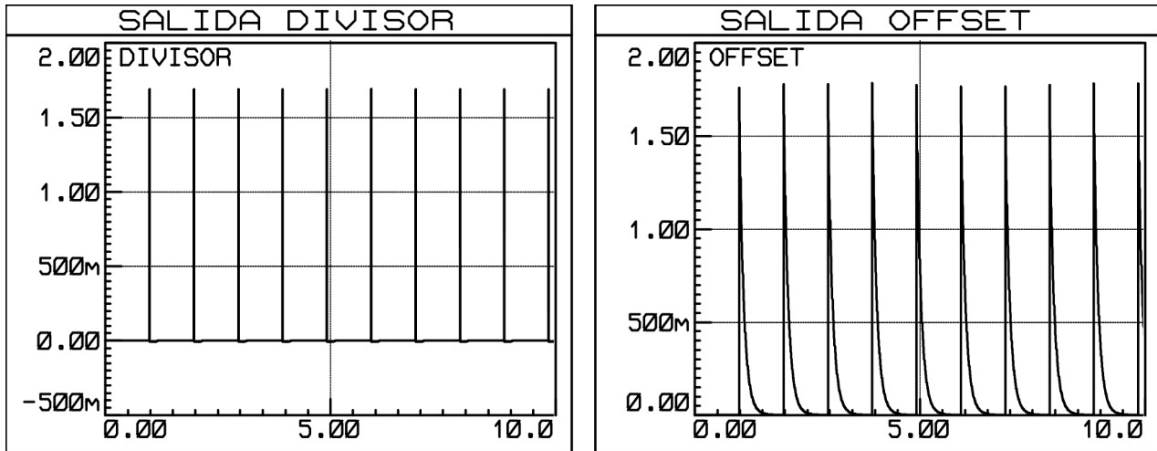


Fuente: imagen propia

La comparación entre la señal de salida del divisor de voltaje y la señal de salida del circuito offset se observa en la figura 4.4. La salida del divisor de voltaje nos muestra una señal

reducida con un voltaje de operación inferior a 2 voltios, pero aun presenta un sobrepaso de voltaje negativo, lo que es normal en estos aparatos. Entonces en la salida offset corregimos esta variación negativa y obtenemos una señal positiva con un voltaje de 1,2 voltios aproximadamente, esto representa a 12 kV del cercado.

Figura 4.4 Comparación señales



Fuente: imagen propia

4.1.2 Componente de digitalización DAQ

Para la esta selección del componente se tuvo en cuenta principalmente los siguientes aspectos: resolución, tasa de muestreo, error de cuantización y conexión a internet. Al realizar una búsqueda se decidió utilizar la tarjeta Esp32 ya que sus características de trabajo se ajustan a los requerimientos necesarios para realizar este proyecto. Las características de esta Tarjeta son:

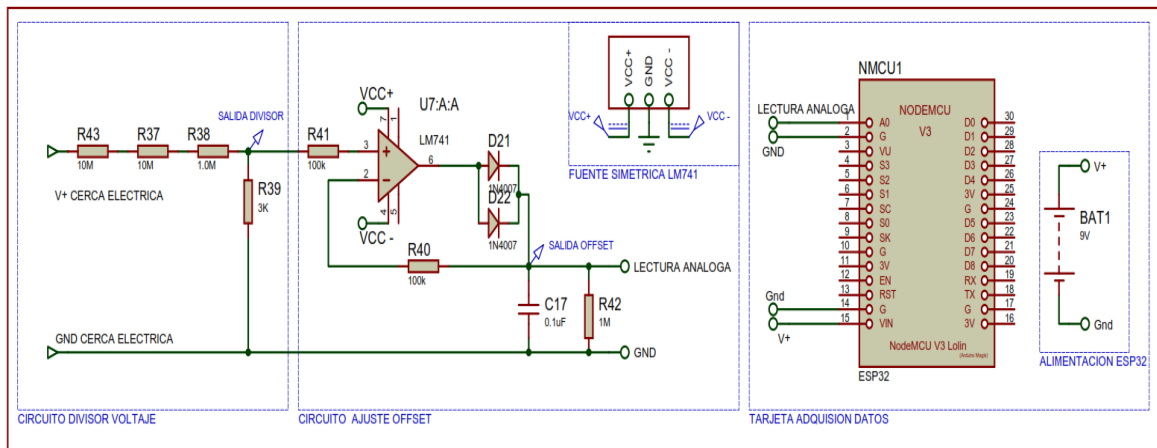
- Canal ADC resolución 12 bits
- DAC de 8 bits
- Tasa de muestreo 200 kbps
- Conexión Wi-Fi 802.11 n (2,4 GHz), hasta 150 Mbps
- 802.11 n MCS0-7 en ancho de banda de 20 MHz y 40 MHz
- Hasta 20,5 dBm de potencia de transmisión
- Rango lectura 0-3.3 V
- Alimentación 3.3 v
- Puerto USB

$$\text{Error de cuantizacion} = \frac{3.3V}{4096} \quad (4.2)$$

$$\text{Error de cuantizacion} = 0.80 \text{ mV} \quad (4.3)$$

En la figura 4.5 se muestra el esquema completo del circuito prototipo a implementar.

Figura 4.5 Esquema circuito prototipo



Fuente: imagen propia

4.1.3 Diseño PCB

Una vez establecido el circuito diseñado el primer paso es realizar la implementación real del circuito de adquisición para verificar pruebas de funcionamiento o si es necesario modificar el diseño. Las pruebas se realizaron en laboratorio LabDet Sede Villavicencio obteniendo como resultado una señal con características muy similar a la simulada, la variación en la señal real corresponde a las características de los componentes utilizados. En la figura 4.6 se muestra el energizador conectado al circuito de adquisición y su respectiva señal de salida se observa en el osciloscopio.

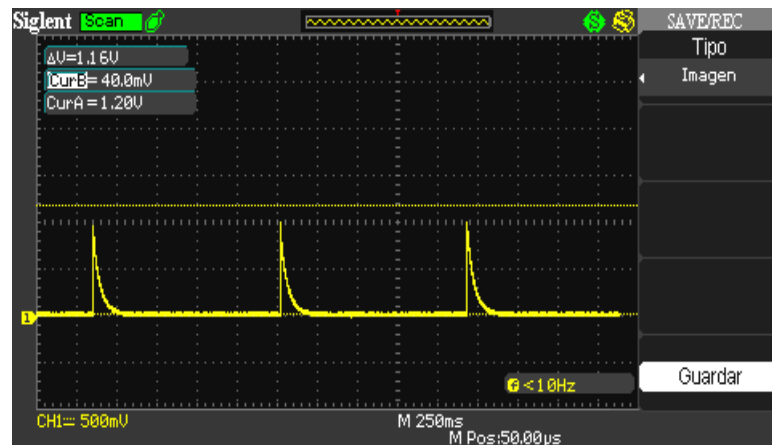
Figura 4.6 Pruebas en LabDet



Fuente: imagen propia

La Figura 4.7 muestra el Scan de la señal adquirida con el osciloscopio para una cerca eléctrica trabajando en óptimas condiciones, esto indica que el circuito implementado funciona bien según el requerimiento para lo cual fue diseñado.

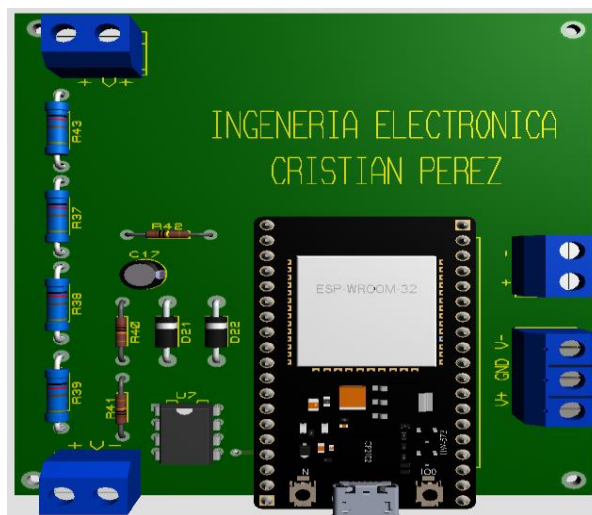
Figura 4.7 Señal osciloscopio LabDet



Fuente: imagen propia

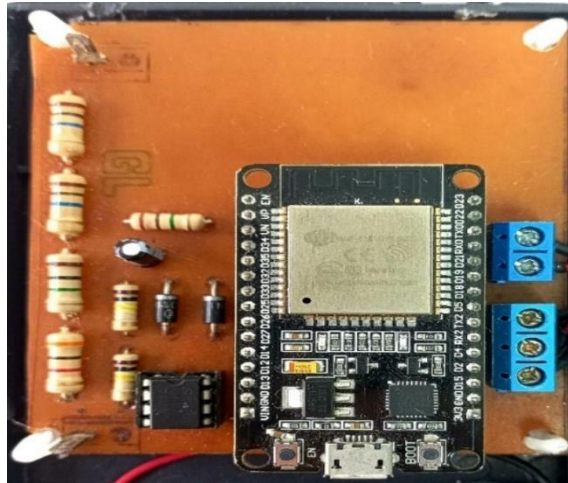
Finalmente, el diseño de la tarjeta prototipo a implementar se realiza con el programa Ares del software Proteus con la fabricación de montaje físico, esto se hace para obtener la variación de los datos adquiridos entre las pruebas de funcionamiento reales y las pruebas simuladas. El diseño de la tarjeta prototipo para detectar fallas de cercas eléctricas se observa en la figura 4.8.

Figura 4.8 Tarjeta de prototipo en 3D



Fuente: imagen propia

Figura 4.9 Tarjeta con componentes



Fuente: imagen propia

La lista de los componentes utilizados en la tarjeta prototipo se presentan en la Tabla 2.

Tabla 2. Componentes tarjeta prototipo.

Números	Componentes	Cantidad
1	Resistencia 10 MΩ-1W	2
2	Resistencia 1 MΩ-1W	1
3	Resistencia 3 KΩ-1W	1
4	Resistencia 100 KΩ- ½ W	2
5	Resistencia 1 MΩ-½ W	1
6	Diodo 1N4007	2
7	Capacitor 0.1 µF – 50 V	1
8	OpAmp Lm741	1
9	Esp32	1
10	Borneras	2
11	Terminales	2
12	Separador plástico	4

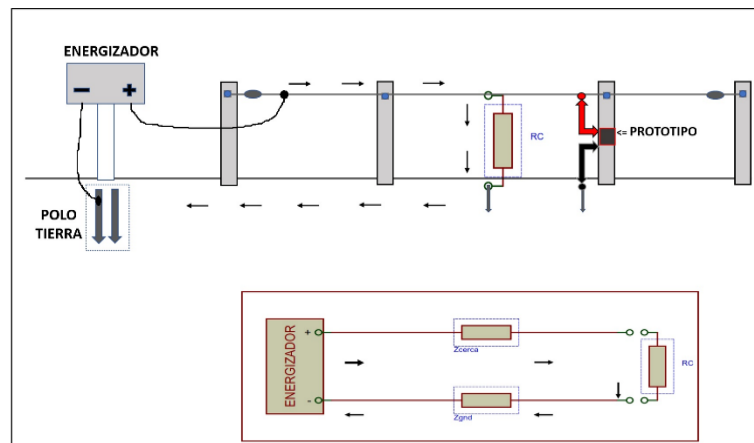
Tabla: elaboración propia

4.1.4 Generación de falla

En una cerca eléctrica tanto la línea energizada como el sistema puesto a tierra presentan una impedancia al paso de la corriente, en óptimas condiciones el cercado se comporta

como un circuito abierto. Al conectarle una carga resistiva a tierra, el sistema eléctrico se comporta como un circuito cerrado y dependiendo del valor de la carga se presenta una caída de tensión generando una señal de diferentes características. De esta forma, se logra emular la falla a procesar para adquirir los datos con la tarjeta de monitoreo. En la figura 4.10 se presenta un esquema e ilustración de las conexiones a realizar.

Figura 4.10 Conexión resistencia cortocircuito



Fuente: imagen propia

4.1.5 Adquisición de datos

En la programación del código implementado (`sketch_lectura`), se establece un tiempo de muestreo de 1 milisegundos, ya que al mantener este tiempo aseguramos la capturar la suficiente cantidad de muestras para reconstruir cada señal que este general la cerca eléctrica. Para entrenar un algoritmo se hace necesario recolectar la mayor cantidad de datos posible debido a esto la adquisición se realiza localmente por puerto serial, por lo tanto, también se ajusta en la velocidad de comunicación USB a 115200 baudios.

Para llevar a cabo esta actividad se siguió la siguiente secuencia:

1. Realizar la conexión de la resistencia de carga en cortocircuito para obtener la señal a procesar de cada falla.
2. Realizar la conexión de la tarjeta prototipo a la cerca, luego se conecta la comunicación por cable USB al computador.
3. Abrir el software IDE Arduino y seguidamente abrir el monitor serial para visualizar los datos y almacenarlos en un archivo txt.

4. Importar al software de Matlab los archivos .txt para graficarlos y de esta forma se realiza el análisis y se obtiene las características que se mencionan en la fase siguiente.

A continuación, se muestran registro fotográfico de las pruebas realizadas en campo en diferentes puntos del cercado.

- Señal Buena = sin conexión corto circuito, resistencia infinita.

Figura 4.11 Recoleccion datos cerca en optimas condiciones



Fuente: imagen propia

- Señal regular= resistencia 2 Kohm en corto circuito

Figura 4.12 Recoleccion datos cerca en falla regular



Fuente: imagen propia

- Señal mala= resistencia 330 Ohm en corto circuito

Figura 4.13 Recoleccion datos cerca en falla mala



Fuente: imagen propia

4.2 Clasificación del tipo de falla de una cerca eléctrica usando un algoritmo de machine learning

En esta etapa se realiza la clasificación del tipo de falla de una cerca eléctrica a partir de sus señales de voltaje utilizando un algoritmo de machine learning. Generalmente los datos adquiridos anteriormente corresponden a la señal de voltaje en función del tiempo para cada tipo de falla, si el algoritmo se entrena con solo estas dos características la clasificación no será efectiva o tendrá un porcentaje de clasificación erróneo, por lo tanto, a partir de estas dos características se realiza el análisis de datos para obtener nuevas características, las cuales le permitirán al algoritmo clasificar de manera adecuada y precisa los nuevos datos ingresados.

Las características a obtener para entrenar el modelo eficientemente son:

- **Amplitud**

Nos indica la distancia desde la línea o punto de equilibrio hasta el valor más alto del pulso, en este caso nuestra señal es de voltaje por lo tanto la amplitud se mide en voltios y se denota con la letra A como se observa en la figura 4.2.

- **Periodo**

Básicamente nos indica los intervalos de tiempo en los que se vuelve a repetir la señal a partir de un punto de referencia, su unidad de medida son los segundos, se denota con la letra T como se observa en la figura 4.2. y se calcula 1 sobre la frecuencia de la señal.

$$T = \frac{1}{f} \quad (4.4)$$

- **Frecuencia**

Es el número de veces por segundo en el cual se realiza un ciclo de la señal, se calcula a la inversa del periodo, se denota con la letra f y su unidad de medida son los hercios (Hz).

$$f = \frac{1}{T} \quad (4.5)$$

- **Duración**

Es el tiempo en el que una señal se encuentra en estado activo o alto respecto a todo el periodo, su unidad de medida son los segundos, se denota con la letra t como se muestra en la figura 4.14.

- **Media**

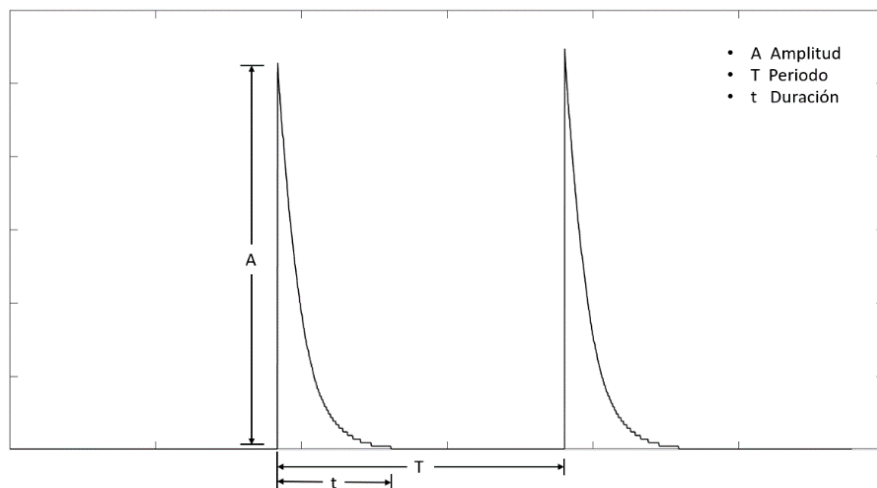
Es una medida de tendencia central y se utiliza para encontrar el valor promedio de un conjunto de datos, para obtener la media de una señal eléctrica se realiza encontrando el área bajo de la curva en un ciclo y dividiéndolo en su respectivo periodo.

- **Energía**

La energía que porta una señal es una medida característica que nos permite diferenciar una señal de otra, para una señal continua periódica la energía está definida así:

$$E = \int_{-\infty}^{+\infty} x^2(t) dt \quad (4.6)$$

Figura 4.14 Características del pulso



Fuente: imagen propia

4.3 Evaluación del desempeño del prototipo

La evaluación del desempeño del prototipo se divide en dos fases: la primera fase se encarga de evaluar el desempeño del algoritmo para clasificar los tipos de fallas, la segunda fase evalúa el funcionamiento del sistema de monitoreo, para cada fase se establecen unas métricas de evaluación, al final se obtiene el porcentaje de evaluación para cada fase.

4.3.1 Clasificación algoritmo

4.3.1.1 Matriz de confusión

Es una matriz que permite visualizar el desempeño de un clasificador, nos muestra el número total de observaciones en cada celda. Las filas de la matriz corresponden a la clase verdadera y las columnas corresponden a la clase predicha. Las celdas diagonales y fuera de la diagonal corresponden a observaciones clasificadas correctamente e incorrectamente. Las cuatro opciones que conforman la matriz de confusión son:

- Verdaderos positivos: La cerca presenta fallas y el modelo así lo demuestra.
- Verdaderos negativos: La cerca no presenta fallas y el modelo así lo demuestra.
- Falsos positivos: Nos indica que la cerca no presenta fallas, pero el sistema indica lo contrario.
- Falsos negativos: Nos indica que la cerca presenta fallas, pero el sistema no los detecta.

Figura 4.15 Modelo matriz de confusión

		Predicción	
		Positivos	Negativos
Observación	Positivos	Verdaderos Positivos (VP)	Falsos Negativos (FN)
	Negativos	Falsos Positivos (FP)	Verdaderos Negativos (VN)

4.3.1.2 Métricas matriz

Con base en estas 4 opciones se obtienen las métricas de la matriz de confusión:

- **Exactitud:**

Nos indica la proximidad entre el valor obtenido y el valor real o verdadero, es decir calcula la cantidad de predicciones positivas que fueron correctas.

$$\text{Exactitud} = \frac{(VP + VN)}{(VP + FP + FN + VN)} \quad (4.4)$$

- **Precisión:**

Evalúa el porcentaje de casos positivos a partir del grado de concordancia de los resultados obtenidos.

Nos indica el grado de concordancia de los resultados, evalúa los datos por el desempeño de predicciones positivas. Se calcula:

$$\text{Precision} = \frac{VP}{(VP + FN)} \quad (4.5)$$

- **Sensibilidad:**

Es conocida como recuerdo o tasa de verdaderos positivos. Es una medida de qué tan bien se puede usar un clasificador para identificar instancias clasificadas como pertenecientes a una clase determinada (Coenen, 2012), como se detalla en la ecuación:

$$\text{Sensibilidad} = \frac{VP}{(VP + FN)} \quad (4.6)$$

- **Especificidad:**

Corresponde a la verdadera tasa negativa. La especificidad es lo mismo que la sensibilidad, pero para la etiqueta de clase negativa. Un buen clasificador es aquel que maximiza tanto la sensibilidad como la especificidad, como se detalla en la ecuación:

$$\text{Especificidad} = \frac{VP}{(VN + FP)} \quad (4.7)$$

4.3.2 Sistema monitoreo

Una vez establecido que la clasificación del algoritmo fue de un porcentaje bueno, se establece en el código de programación los parámetros de clasificación y alertas en el servidor de Thingspeak, luego se procede a evaluar el sistema de monitoreo con las siguientes métricas, los cuales nos determinaran, la eficiencia de nuestro sistema de monitoreo.

4.3.2.1 Latencia

Es la encargada de determinar el tiempo de trasmisión de un dato a través de la red, esta medida se da en milisegundos y depende de tres factores para tener una velocidad de transmisión eficaz. Los factores son:

- Retardo de propagación
Básicamente es el tiempo que tarda en transmitirse un bit a través de un medio de transmisión, este depende fundamentalmente de la distancia y el tipo transmisión.
- Tiempo de transmisión
Es el tiempo en que se tarda en introducir todos bits de un paquete de datos en la línea de transmisión, depende fundamentalmente de la tasa de red o conexión.
- Congestión en la red
Depende del tiempo que tarda un paquete desde su llegada a la red hasta que es procesado, también depende del retardo de procesamiento.

Ping es una herramienta utilizada para verificar la conectividad entre otros equipos dentro de la red, por lo tanto, la utilizamos para medir la latencia de la tarjeta prototipo y el servidor web, a su vez esta herramienta también nos indica la cantidad de datos perdidos. Entonces la evaluación de la latencia y cantidad de paquetes perdidos para el sistema de monitoreo se realizará con el comando ping desde un ordenador conectado a la red local. La escala de evaluación para la latencia indica que la medida del ping debe estar en un rango de 0 a 100 milisegundos, teniendo en cuenta que a menor latencia mayor velocidad se obtendrá y la conexión será más estable.

4.3.2.2 Paquetes perdidos

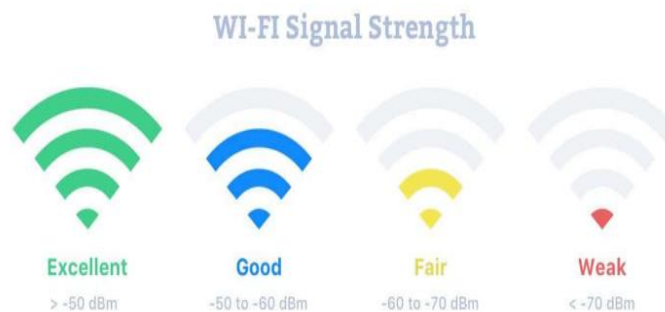
Los paquetes se desplazan a través de diferentes medios de transmisión, pero en este desplazamiento algunos paquetes se retrasan o se extravían, esto indica que la conexión inalámbrica no funciona correctamente ocasionando que la información transmitida tenga una recepción incoherente o está incompleta.

La cantidad de paquetes perdidos en una red se indica que debe tener un porcentaje inferior al 2.5% de lo contrario de lo contrario hay problemas conexión de red entre los dispositivos o el servidor.

4.3.2.3 Señal RSSI

La intensidad de señal RSSI es el indicador de la potencia de la señal recibida por dispositivos en conexiones inalámbricas, se mide en dBm decibelios, este valor se puede usar para determinar que tan bien un receptor puede captar una señal remitente, para obtener el resultado de este parámetro se realizará a través del código de programación estipulado para ejecutar la comunicación IoT con el servidor. Los rangos para evaluar el nivel de cobertura se observan la figura 4.16.

Figura 4.16 Parámetros RSSI



(RSSI | Tienda y Tutoriales Arduino, n.d.)

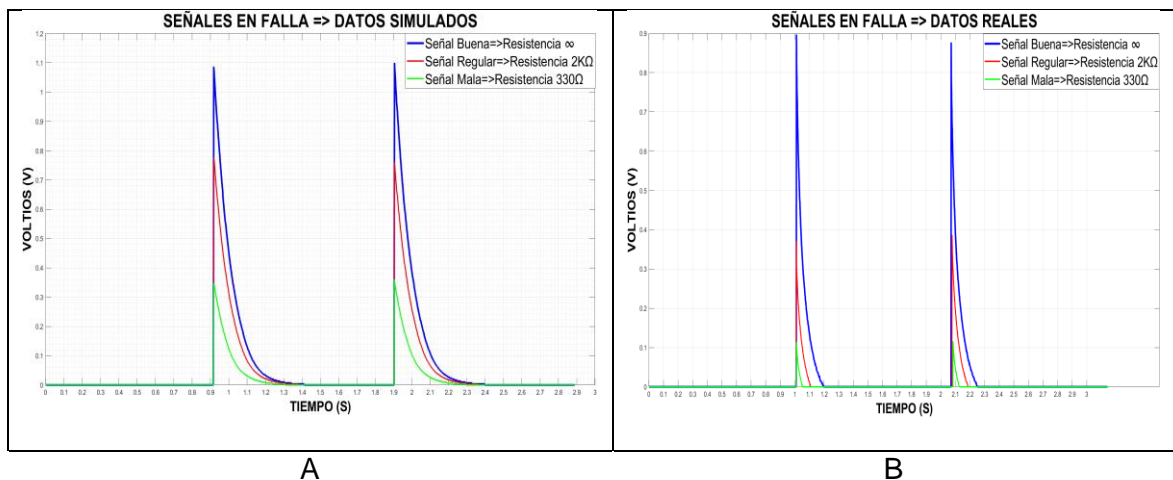
5. Resultados

Este capítulo se encuentran los resultados obtenidos y el análisis de estos para determinar el desempeño del prototipo implementado, para esto se dividió este capítulo en secciones: 5.1) Tipos de señales en falla, 5.2) Modelo de clasificación, 5.3) Matriz de confusión, 5.4) Sistema monitoreo.

5.1 Tipos de señales en falla

En esta sección se muestra el comportamiento de la cerca eléctrica al conectar una carga resistiva de diferente valor en cortocircuito aterrizando el sistema. Los datos se obtuvieron a partir de la simulación en proteus y pruebas reales, se trabajaron a través de Matlab mediante la ejecución de un código para observar su representación gráfica, estos datos corresponden al pulso de voltaje en función del tiempo para cada tipo de falla.

Figura 5.1 Tipos de falla



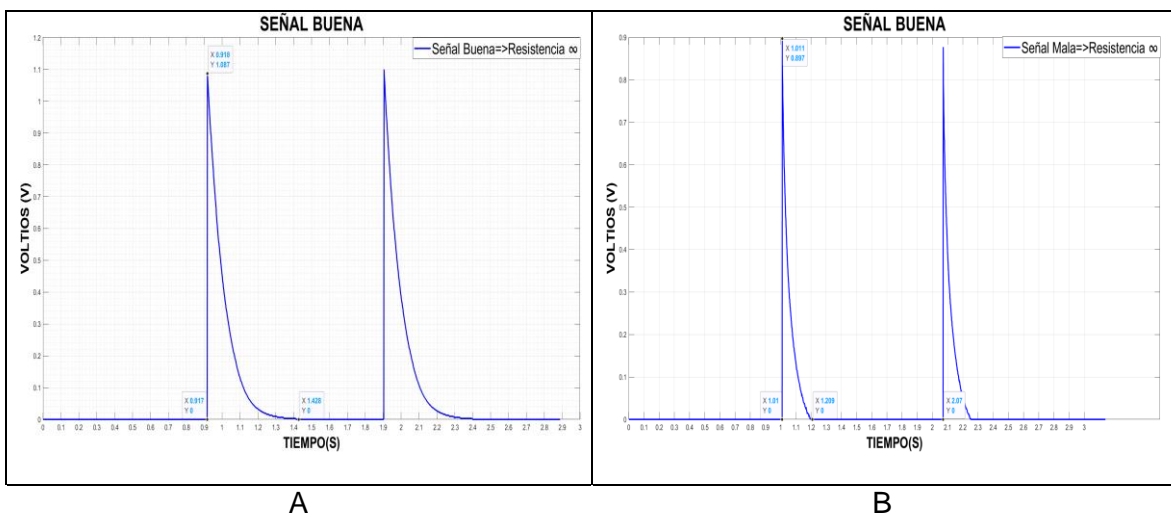
Fuente: imagen propia

En la figura 5.1 la parte A corresponde a los datos simulados y la parte B a los datos reales adquiridos, para ambas partes se observa la pérdida de eficiencia del pulso eléctrico al variar la carga resistiva conectada, si la carga es de un valor cada vez más pequeño hace que la señal característica se atenué en términos de voltaje y tiempo de duración del pulso, por lo tanto, el cercado eléctrico entre en modo falla.

Al realizar una comparación visual de las señales, se observa que son muy similares debido a la mínima variación del tiempo en las fallas, analizando los datos por separado para cada falla se obtiene características diferentes. En cada gráfica se seleccionaron los mismos puntos obteniendo diferencias en amplitud, periodo y duración. Los puntos contienen coordenadas (x,y).

- X corresponde al tiempo transcurrido en el punto seleccionado
- Y corresponde a la amplitud de voltaje en el punto seleccionado

Figura 5.2 Señal buena

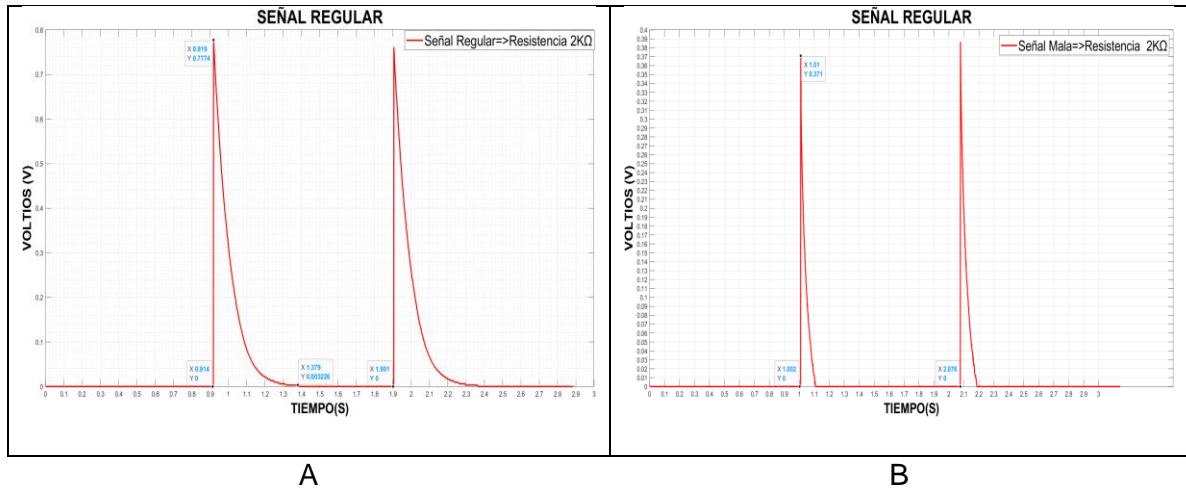


Fuente: Imagen propia

En la figura 5.2 se observa la gráfica correspondiente a las señales de la cerca eléctrica en óptimas condiciones de operación, para esta condición no hay ninguna conexión de carga al energizador es decir la resistencia es infinita. El resultado es:

- Los datos obtenidos de la simulación dan como voltaje pico de aproximadamente 1.1 voltios con un tiempo de duración en alto de 0.511 segundos y un periodo de 0.982 segundos.
- En la prueba real se obtuvo un voltaje inferior a un 1 v con un tiempo de duración de 0.208 segundos, esto indica que el pulso de la señal real es más rápido, pero el periodo si es muy similar al simulado aproximadamente 1 segundo.

Figura 5.3 Señal regular

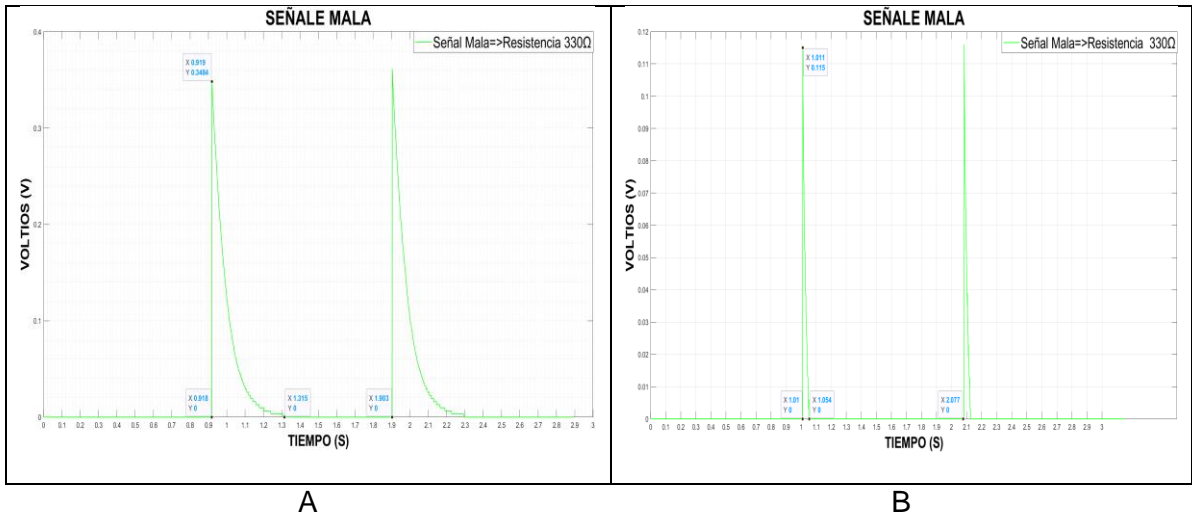


Fuente: Imagen propia

En la figura 5.3 se observa la gráfica correspondiente a la señal de la cerca eléctrica con condiciones de operación regular. El resultado al conectarle una resistencia de 2 Kohm es:

- En la simulación el pulso presenta una disminución aproximadamente de 0.3 voltios, el tiempo en alto es más rápido 0.476 segundos y un periodo es de 0.986 segundos.
- En la prueba real la disminución es mayor cerca a los 0.5 voltios con un tiempo un tiempo más rápido de 0.111 segundos y un periodo con un leve aumento de 66 milisegundos.

Figura 5.4 Señal mala



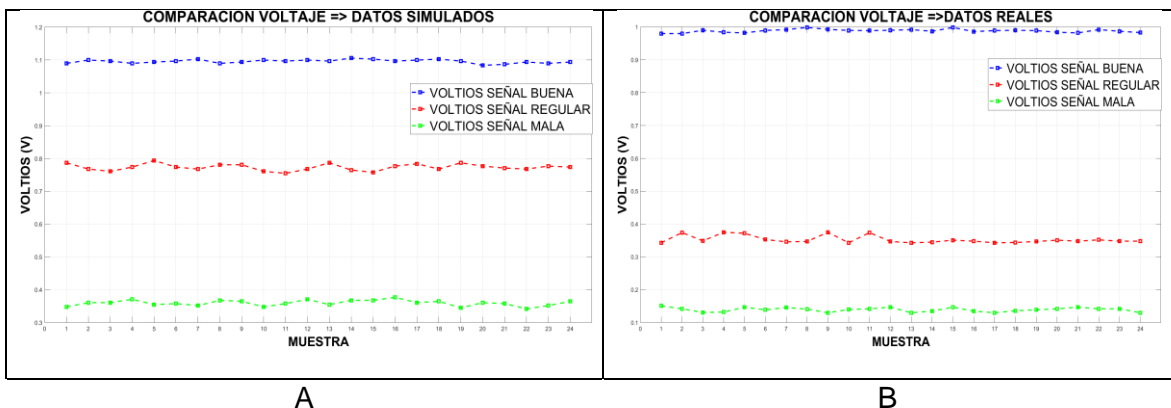
Fuente: Imagen propia

En la figura 5.4 se observa la gráfica correspondiente a la señal de la cerca totalmente en falla al conectarle una resistencia de 330 ohm. El resultado es:

- En la simulación una pérdida 0.787 voltios respecto a la señal buena, su tiempo de duración es más rápido 0.399 segundos aproximadamente y su periodo se mantiene en un rango similar a las anteriores señales 0.988 segundos.
- En la prueba real la pérdida 0.782 en comparación con la señal buena, el tiempo es 0.055 segundos y su periodo aumento 2 milisegundos.

Se realizó la captura de 24 muestras por cada modo de falla, se realizan graficas comparativas con los datos característicos de entrenamiento del algoritmo. Por cada grafica se grafican los puntos correspondientes a cada señal, para observar la tendencia de variación entre ellos.

Figura 5.5 Comparación voltaje

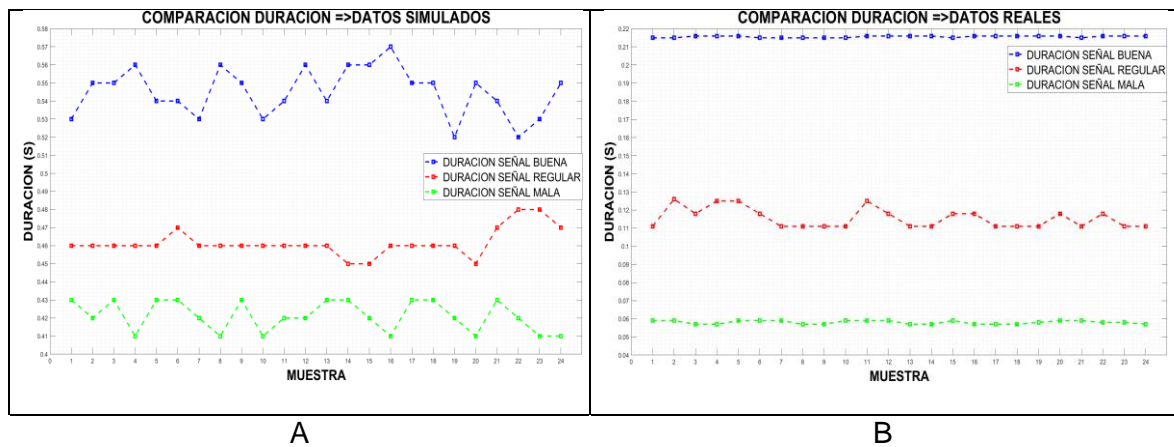


Fuente: Imagen propia

En la figura 5.5, se muestra la variación del voltaje dependiendo del tipo de falla.

- La parte A simulación el voltaje máximo está en un promedio de 1.1 voltios, la señal regular en 0.77 voltios y la señal mala siempre está en un rango inferior a los 0.36 voltios. Aunque estos parámetros pueden incrementarse un poco dependiendo del fabricante de energizadores ya que algunos tienen una salida superior a los 12 Kv.
- La parte B prueba real el voltaje para la señal buena tiene un rango de variación muy mínima respecto la simulada un promedio 0.99 voltios, para la señal regular 0.35 voltios y para la señal mala 0.13 voltios. Los datos adquiridos de las señales regular y mala tienen un promedio inferior al simulado.

Figura 5.6 Comparación de la duración

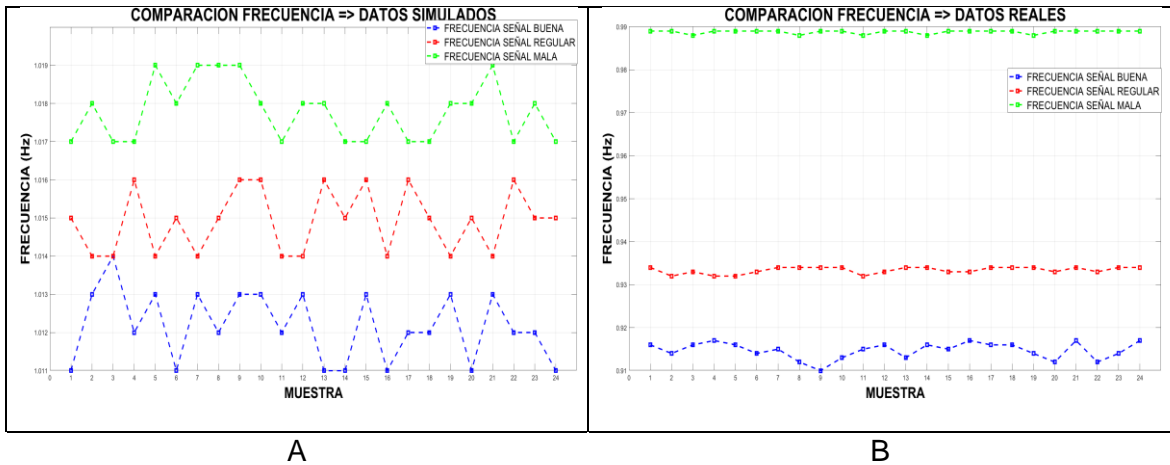


Fuente: Imagen propia

En la figura 5.6, muestra el tiempo de duración en alto de la señal, cada falla representa una duración diferente, la cual puede tener un lapso de tiempo más rápido a medida que la falla empeora.

- En la parte A se obtuvo que la señal en óptimas condiciones presenta un tiempo más prolongado con un promedio superior 0.52 segundos, para la señal regular el promedio es 0.46 y en modo falla es inferior a los 0.43 segundos.
- La parte B se observa el tiempo de duración de los datos reales es muy inferior al de la simulación esto puede ser por temas de las características del energizador, para la señal buena la duración promedio en alto es 216 milisegundos, en la señal regular se reduce a 115 milisegundos y para la señal mala 58 milisegundos.

Figura 5.7 Comparación de la frecuencia

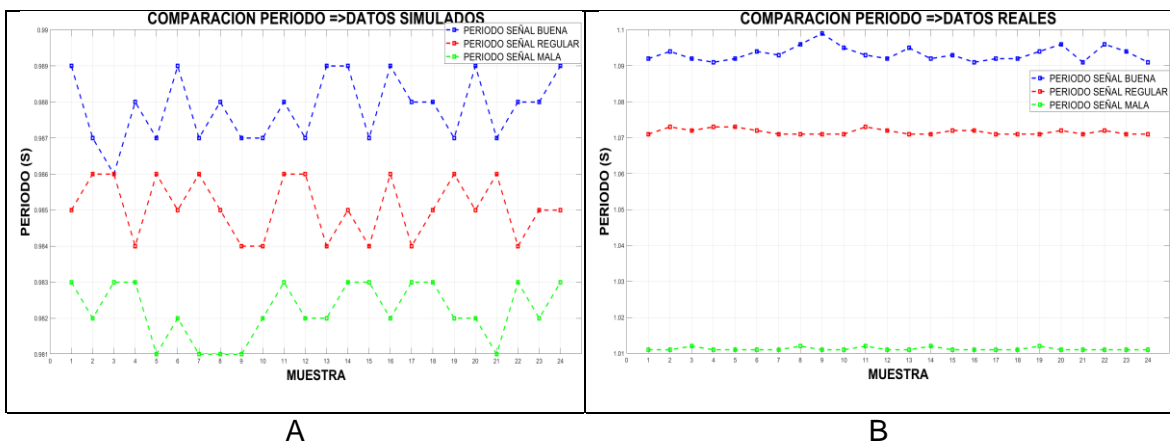


Fuente: Imagen propia

En la figura 5.7, corresponde a las frecuencias obtenidas a partir del análisis de cada muestra, se evidencio que la variación de la frecuencia para cada falla es muy mínima en rango de los mHz, aunque al presentarse una falla la frecuencia va aumentando dependiendo de la misma, esto se debe a que el energizador sigue generando su pulso cada 1 segundo aproximadamente a pesar de estar en falla. Según las características de diseño los energizadores no deben generar una frecuencia mayor 1hz, esto lo comprueba la tendencia de los datos de la señal buena.

En la parte B se observa una frecuencia cerca de 1 Hz para la señal mala tiene un promedio 0.99 Hz, la señal regular su promedio es de 0,93 Hz y para señal buena no supera 0.91 Hz.

Figura 5.8 Comparación del periodo

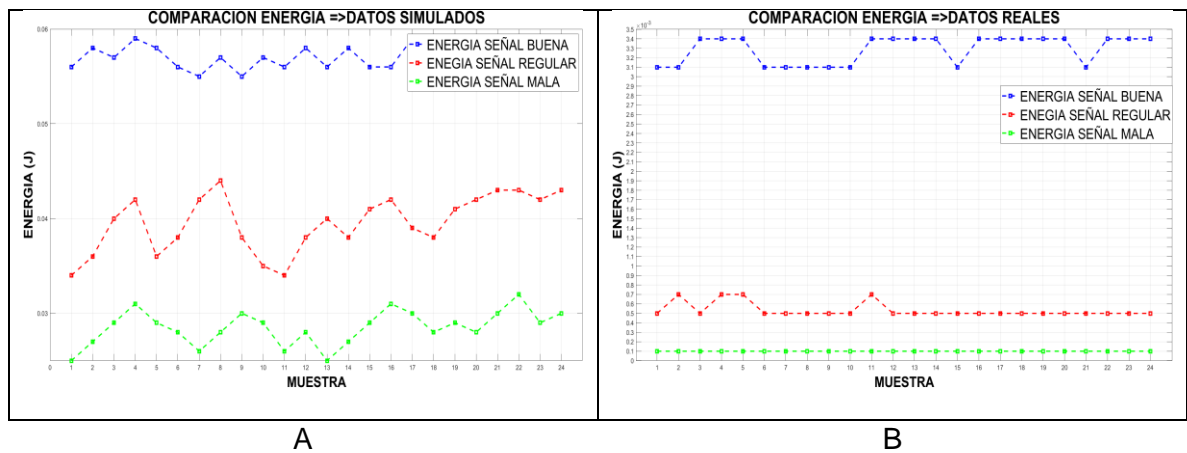


Fuente: Imagen propia

En la figura 5.8, se presenta la tendencia del periodo para cada señal, al obtener estos datos se evidencia que al aplicarle una falla al energizador no afecta significativamente el periodo de la señal en óptimas condiciones, el tiempo de variación es inferior a los 7 milisegundos entre falla y falla, a pesar de esta mínima variación el periodo es un dato característico de clasificación.

En la parte B se observa que la variación del periodo es mucho más notoria respecto a la simulación, esto permite una mejor separación para identificar las fallas ya que el periodo obtenido de los datos simulados es muy cercado entre falla y falla.

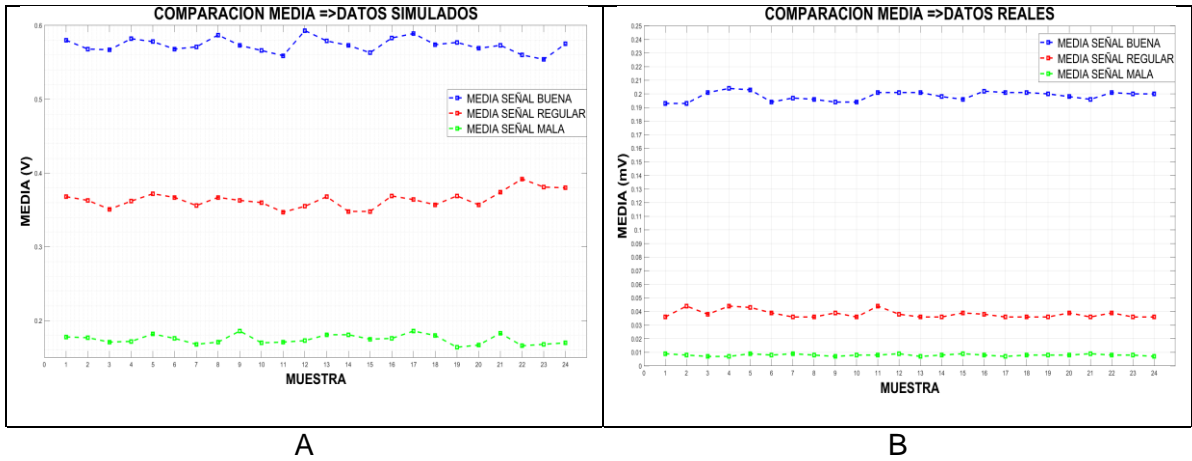
Figura 5.9 Comparación de la energía



Fuente: Imagen propia

La figura 5.9 muestra la cantidad de energía que produce cada pulso generado para la simulación y las muestras reales, la relación es si la cerca presenta falla la energía de la señal decrece. En la parte B la gráfica está en escala de millijoules ya que el tiempo en alto de la señal real es más rápido respecto señal simulada.

Figura 5.10 Comparación de la media



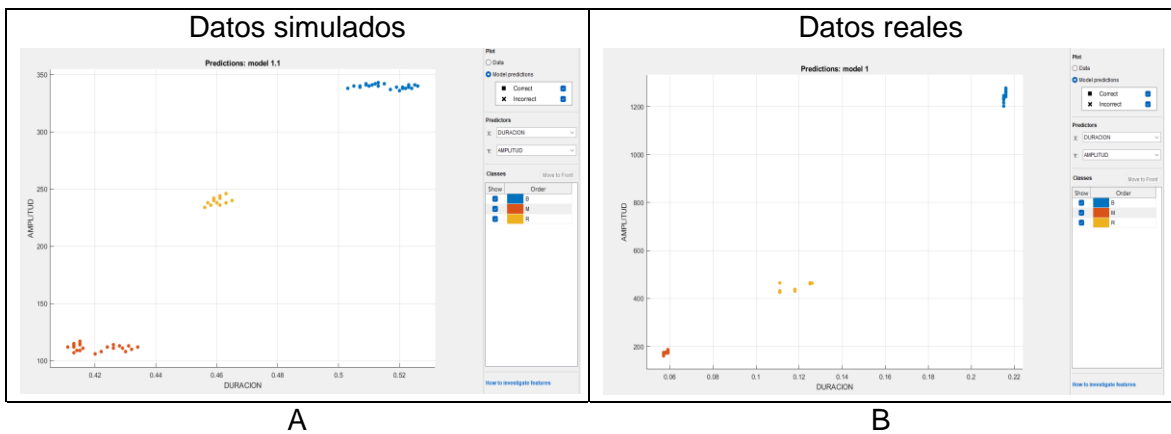
Fuente: Imagen propia

La figura 5.10 nos muestra el valor promedio de cada pulso de las dos partes a partir de las muestras obtenidas de la gráfica de comparación de voltaje.

5.2 Modelo de clasificación

De acuerdo a los datos de trabajo se selecciona un algoritmo de aprendizaje supervisado ya que se necesita encontrar la relación existente entre unas variables de entradas y unas variables de salida, se utiliza la técnica de clasificación support vector machines para crear un modelo predictivo que encuentre las características de cada dato y los separe en tres fases. Previamente el algoritmo se entrenó con el 70% de los datos obtenidos, el 30% restante corresponde a los datos para pruebas de clasificación.

Figura 5.11 Clasificación amplitud-duración

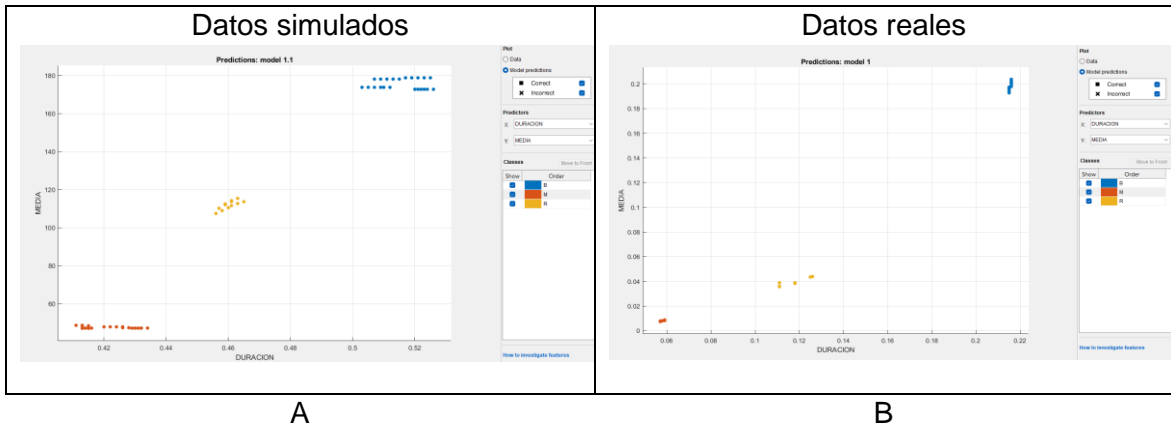


Fuente: Imagen propia

En la figura 5.11 Se observa el modelo predicción establecido por el algoritmo, los datos visualizados corresponden a la amplitud respecto a la duración, la clasificación se realiza

correctamente separando los datos por sus características, los datos azules corresponden a la señal buena, los amarillos a la señal regular y los naranjas a la señal mala. En la figura B se observa menos cantidad de datos esto se debe a que el rango de variación es muy mínimo entre cada dato, por lo tanto, se sobreponen entre ellos. Para observar mejor la clasificación del algoritmo se varían las características respecto al eje coordenado (X,Y) obteniendo como resultado una separación correctamente .

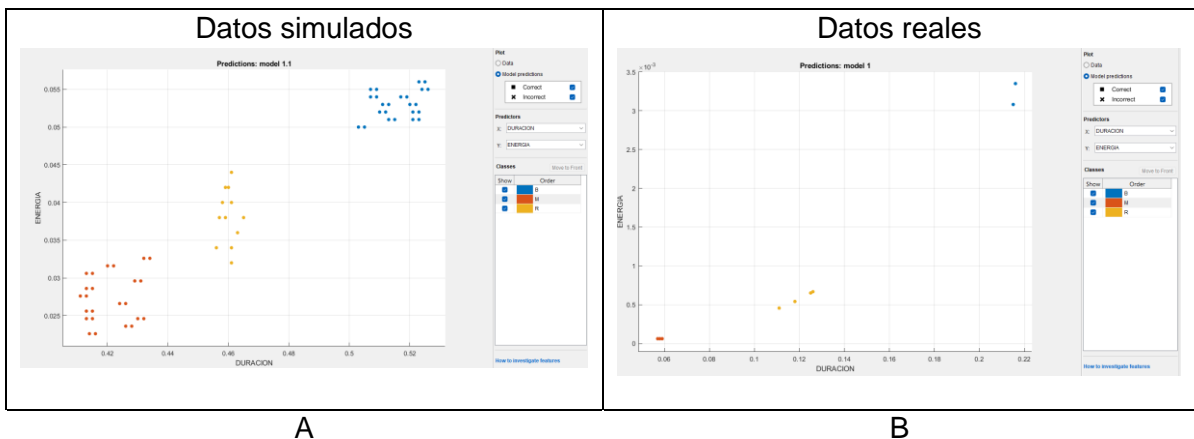
Figura 5.12 Clasificación media-duración



Fuente: imagen propia

En la figura 5.12 se modifica el eje para graficar la característica media en función de la duración obteniendo como resultado una clasificación correcta tanto para parte simulada como la real.

Figura 5.13 Clasificación energía - duración



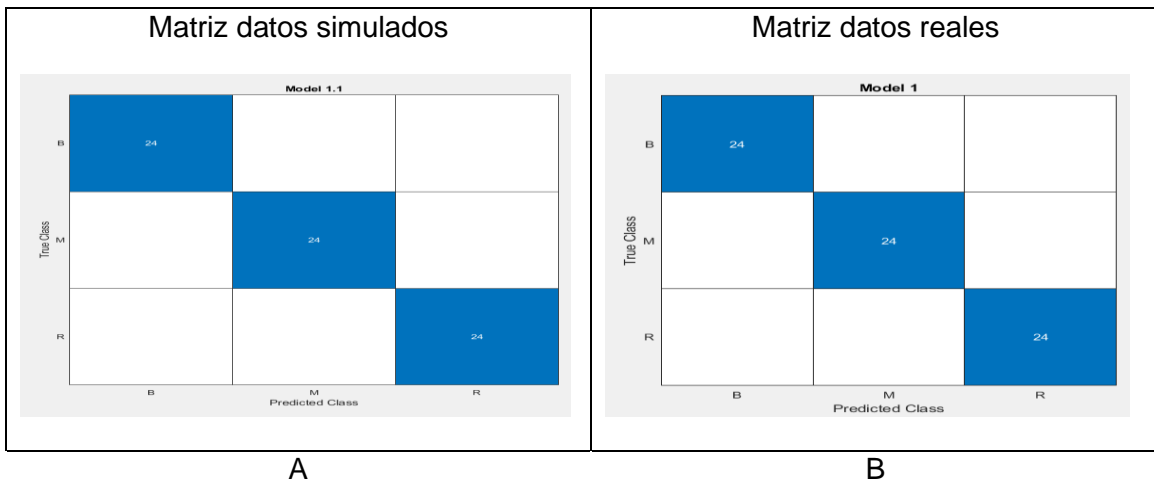
Fuente: imagen propia

En la figura 5.13 se visualiza gráficamente la energía de las diferentes fallas en función de la duración, se observa que el algoritmo al intercambiar los datos de sus ejes coordenados sigue realizando la clasificación de manera correcta.

5.3 Matriz de confusión

El resultado del algoritmo lo determina la matriz de confusión, esta nos permite ver los tipos de aciertos y errores que está teniendo nuestro algoritmo a la hora de pasar por el modelo de aprendizaje los datos. Para este caso se utiliza una matriz de confusión de tres clases, las cuales corresponden a cada tipo de falla hablado anteriormente.

Figura 5.14 Matriz de confusión



Fuente: Imagen propia

En la figura 5.14 se observa los resultados de la matriz de confusión al evaluar el modelo de entrenamiento, la parte diagonal nos indica el número de datos correctos de cada clase los cuales corresponden al número total de datos cargados en tabla de entrenamiento. En la matriz no se observa falsos positivos ni falsos negativos tanto los datos simulados como en los reales es decir el modelo no presenta clasificaciones incorrectas, por lo tanto, no se pueden aplicar métricas de evaluación. Esto indica que algoritmo está haciendo bien su trabajo porque los datos de entrenamiento evaluación de desempeño del 100%

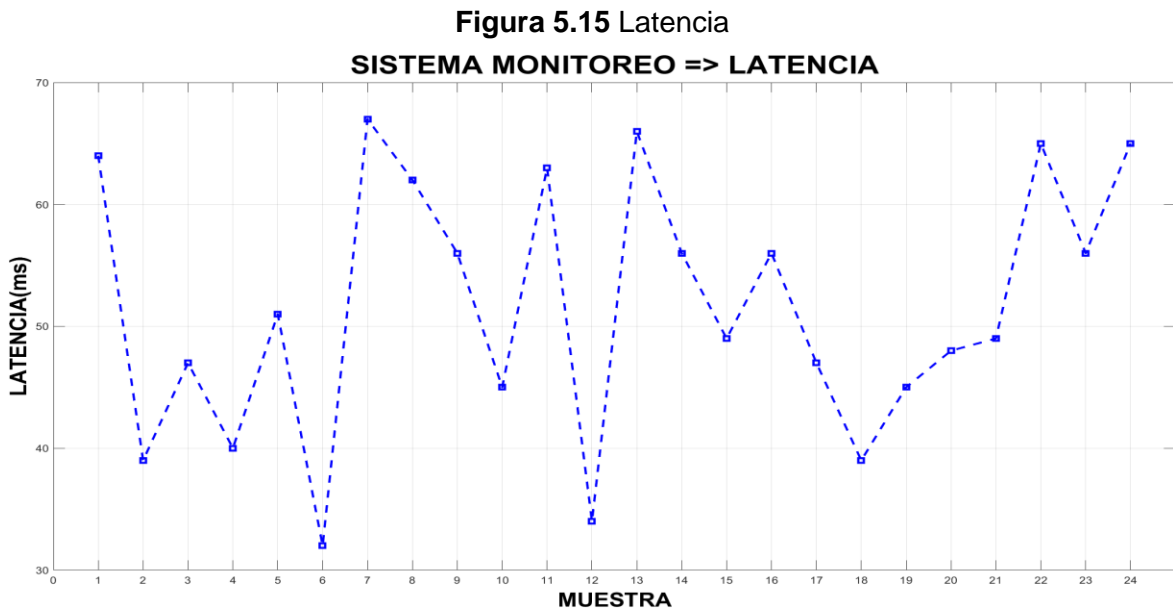
5.4 Sistema de monitoreo

Al determinar que el algoritmo está clasificando bien se procede a realizar la vinculación entre la tarjeta y plataforma Thingspeak, en el código implementado se ajustó la programación para establecer que él envió de los datos captados de la cerca en tiempo

real solo correspondan al valor máximo de cada pulso ya que de lo contrario no se podría interpretar correctamente la monitorización.

Una vez lograda la conexión de la tarjeta a internet se tomaron 24 muestras por cada métrica:

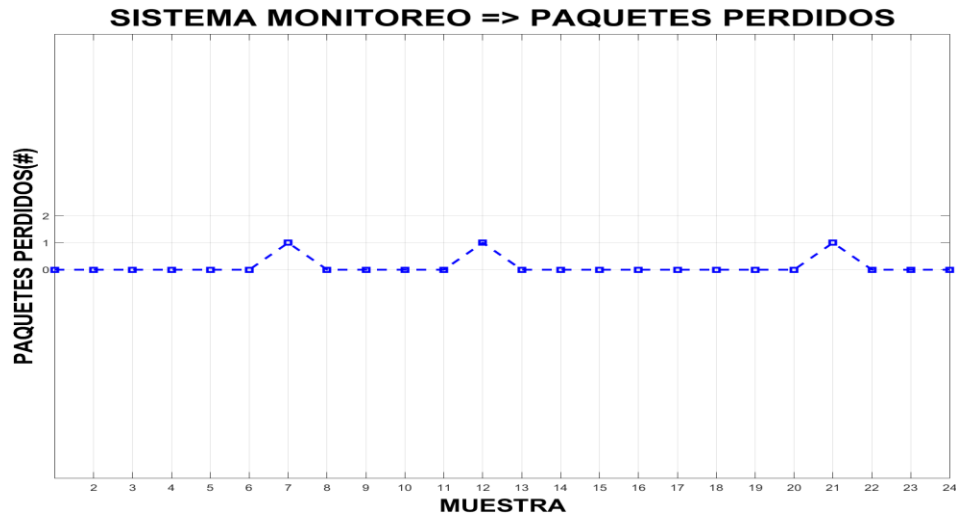
- La latencia y cantidad de paquetes perdidos se obtuvieron al hacer el ping desde el pc a la dirección IP establecida para la tarjeta, al realizar un ping el sistema de comando CMD por defecto hace cuatros repeticiones para obtener un mejor resultado de la prueba y nos entrega el valor de la media de estos.
- La señal RSSI se obtuvo al establecer en el código la captura de la misma y se le asigno un canal en Thingspeak para que el usuario puede visualizar la intensidad RSSI que está recibiendo la tarjeta, esto le ayudara a establecer el rango de alcance máximo de ubicación en donde puede a conectar a la cerca eléctrica la tarjeta prototipo.



Fuente: imagen propia

En la figura 5.15 se observa el tiempo de transmisión de los datos de la red a la cual está conectado la tarjeta prototipo, las muestras obtenidas dan como resultado que la transmisión de los datos adquiridos está dentro de un rango inferior a los 70 milisegundos y una media de 51 milisegundos, esto indica que la red es lo suficientemente buena para implementar sistemas de monitoreo pese a estar ubicada en el área rural.

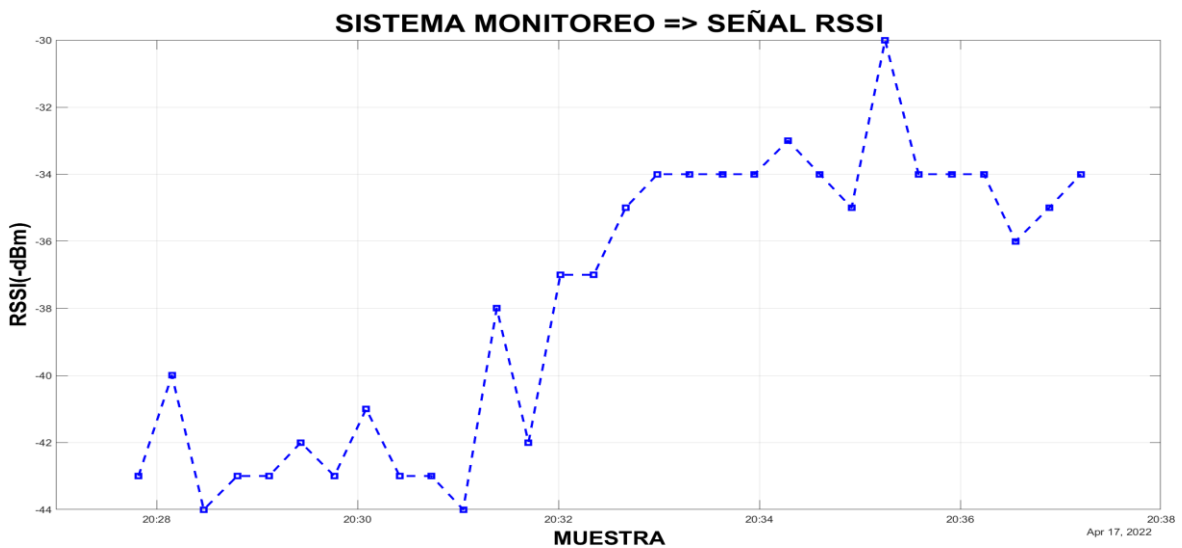
Figura 5.16 Paquetes perdidos



Fuente: imagen propia

La figura 5.16 se graficaron la cantidad de datos perdidos, obteniendo como resultado una pérdida de 1 paquete en 3 muestras, estos paquetes perdidos corresponden a pruebas realizadas a diferentes distancias para corroborar la distancia máxima en la cual los paquetes se están enviando al 100%.

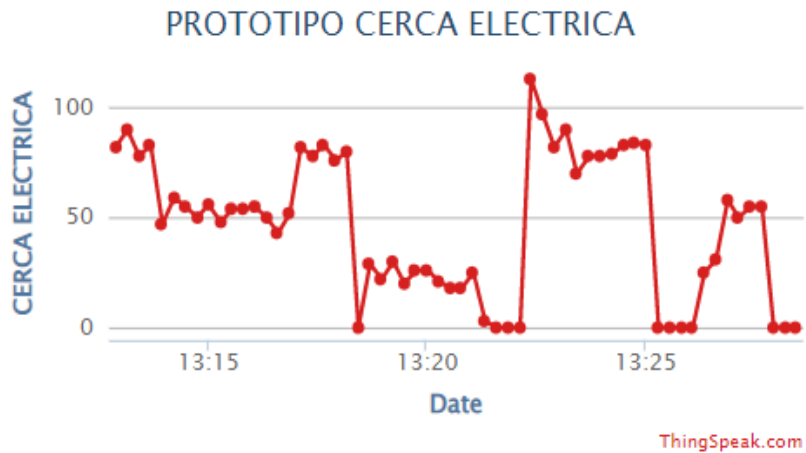
Figura 5.17 Señal RSSI



Fuente: imagen propia

La figura 5.17 muestra la variación de la intensidad la señal rssi recibida por la tarjeta, según el análisis de estos datos el sistema tiene una intensidad muy buena y que está en inferior a los -45 dBm para esta escala la clasificación es una intensidad excelente.

Figura 5.18 Monitoreo cerca eléctrica



Fuente: imagen propia

La figura 5.18 corresponde a la gráfica del canal determinado para la adquisición de los datos de la cerca, se realizaron pruebas en falla para observar si los datos recibidos en el servidor corresponden a cada falla, adicionalmente a la gráfica se estableció un botón indicador de la alarma el cual se activará cuando la cerca se encuentre en modo falla o supere los parámetros establecidos.

En general los resultados de las métricas de evaluación del sistema de monitoreo nos indican un desempeño muy eficaz al momento de la adquisición y transmisión de los datos en tiempo real.

6. Conclusiones y recomendaciones

6.1 Conclusiones

- Durante la realización del proyecto se planteó utilizar unas resistencias de un valor establecido en base a la simulación, pero al realizar pruebas en físico se evidencio que al conectar una resistencia de potencia inferior a los 330 ohm el energizador se aterriza y la tarjeta prototipo no puede procesar ningún dato.
- Según los resultados obtenidos de la tarjeta prototipo para una cerca en óptimas condiciones con un funcionamiento de 12 Kv, el voltaje digitalizado por la tarjeta corresponde aproximadamente a 1V, es decir una relación 12:1. Aunque este puede incrementar si la capacidad del energizador en otras cerca supera al utilizado.
- Se estableció la utilización la técnica de clasificación support vector machine ya que nos permite encontrar la forma óptima de clasificar entre varias clases. La técnica ya nos arrojó una clasificación del 100%, pero se probó la técnica kmean obteniendo el mismo resultado. Todo depende de las características de las variables de entrada para los que se desee entrenar el modelo.

6.2 Recomendaciones

La recomendación, basadas en la implementación y los resultados obtenidos son:

- EL sistema de monitoreo se podría mejorar creando una topología de nodos sensores de larga transmisión ubicados a lo largo de la cerca eléctrica para tener un sistema monitoreo más seguro y confiable, ya que el sistema estará analizando y comparando el comportamiento de cerca por secciones. De esta manera se puede determinar el porcentaje de propagación del pulso eléctrico en función de la distancia, así será más fácil localizar una falla con exactitud cuando se presente.
- Generalmente se selecciono Thingspeak como plataforma DAQ pero al momento pruebas de transmision se evidencio que esta plataforma es muy limitada en cuanto a transmicion y almacenamiento. Por lo tanto lo ideal es transmitir datos cada 15 segundos, en base a las condiciones del sistema planteado lo ideal a futuro es implentar con un protocolo de red mas ligero talves como MQTT.
- La tarjeta diseñada es el prototipo inicial, pero se podría mejorar reemplazando el amplificador lm741 por uno más robusto de bajo consumo con un excelente ancho de banda que sea ideal para aplicaciones portátiles y de alimentación a batería, esto permite que el dispositivo final sea más compacto y preciso en su funcionamiento, también es necesario diseñar un circuito para medir el estado carga de la batería que alimenta la tarjeta creando un canal de monitoreo que le notifique al usuario cuando es necesario reemplazarla.
- Al momento de enlazar la tarjeta con una red local el usuario debe descargar el software ide Arduino a un computador para realizar el cambio de la red establecida anteriormente, luego debe volver a cargar el programa entonces estará lista la

tarjeta para conectar a la cerca eléctrica. Esto se podría reemplazar agregando a la tarjeta una mini pantalla con botones para ingresar los datos de la red manualmente.

A.Anexo 1: Datos de entrenamiento simulados señal en óptimas condiciones

Tabla 3. Datos señal buena simulada

VOLTAJE	DURACION	PERIODO	FRECUENCIA	MEDIA	ENERGIA	CARÁCTER
1.65	0.521	0.980	1.02	0.88	0.052	"B"
1.67	0.511	0.990	1.01	0.86	0.053	"B"
1.66	0.507	0.980	1.02	0.86	0.054	"B"
1.65	0.524	0.981	1.02	0.88	0.055	"B"
1.66	0.523	0.990	1.01	0.88	0.056	"B"
1.66	0.513	0.990	1.01	0.86	0.051	"B"
1.67	0.512	0.990	1.01	0.86	0.052	"B"
1.65	0.522	0.970	1.03	0.89	0.053	"B"
1.66	0.519	0.990	1.01	0.87	0.054	"B"
1.67	0.509	0.990	1.01	0.86	0.055	"B"
1.66	0.505	0.990	1.01	0.85	0.050	"B"
1.67	0.523	0.970	1.03	0.90	0.051	"B"
1.66	0.523	0.990	1.01	0.88	0.052	"B"
1.68	0.513	0.990	1.01	0.87	0.053	"B"
1.67	0.509	0.997	1.00	0.85	0.054	"B"
1.66	0.526	0.990	1.01	0.88	0.055	"B"
1.67	0.525	0.980	1.02	0.89	0.056	"B"
1.67	0.515	0.990	1.01	0.87	0.051	"B"
1.66	0.51	0.970	1.03	0.87	0.052	"B"
1.64	0.52	0.990	1.01	0.86	0.053	"B"

1.65	0.517	0.980	1.02	0.87	0.054	"B"
1.66	0.507	0.990	1.01	0.85	0.055	"B"
1.65	0.503	0.990	1.01	0.84	0.050	"B"
1.66	0.521	0.970	1.03	0.89	0.051	"B"

B. Anexo 2: Datos de entrenamiento simulados señal regular

Tabla 4. Datos señal regular simulada

VOLTAJE	DURACION	PERIODO	FRECUENCIA	MEDIA	ENERGIA	FALLA
1.19	0.46	0.99	1.015	0.56	0.034	"R"
1.16	0.46	0.98	1.022	0.55	0.036	"R"
1.15	0.46	0.99	1.008	0.53	0.040	"R"
1.17	0.46	0.98	1.017	0.55	0.042	"R"
1.20	0.46	0.99	1.013	0.56	0.036	"R"
1.17	0.47	0.98	1.018	0.56	0.038	"R"
1.16	0.46	0.99	1.009	0.54	0.042	"R"
1.18	0.46	0.98	1.019	0.56	0.044	"R"
1.18	0.46	0.99	1.013	0.55	0.038	"R"
1.15	0.46	0.98	1.026	0.55	0.032	"R"
1.14	0.46	0.99	1.007	0.53	0.034	"R"
1.16	0.46	0.99	1.013	0.54	0.038	"R"
1.19	0.46	0.99	1.013	0.56	0.040	"R"
1.16	0.45	0.99	1.010	0.53	0.038	"R"
1.15	0.45	0.98	1.020	0.53	0.041	"R"
1.18	0.46	0.97	1.031	0.56	0.042	"R"
1.19	0.46	0.99	1.010	0.55	0.039	"R"
1.16	0.46	0.99	1.010	0.54	0.038	"R"
1.19	0.46	0.98	1.020	0.56	0.041	"R"
1.18	0.45	0.98	1.020	0.54	0.042	"R"
1.17	0.47	0.97	1.031	0.57	0.043	"R"
1.16	0.51	0.99	1.010	0.60	0.043	"R"
1.18	0.48	0.98	1.020	0.58	0.042	"R"
1.17	0.54	0.99	1.010	0.64	0.043	"R"

C.Anexo 3: Datos de entrenamiento simulados señal en falla

Tabla 5. Datos señal mala simulada

VOLTAJE	DURACION	PERIODO	FRECUENCIA	MEDIA	ENERGIA	CARÁCTER
0.53	0.430	0.843	1.19	0.27	0.025	"M"
0.55	0.424	0.865	1.16	0.27	0.027	"M"
0.55	0.413	0.871	1.15	0.26	0.029	"M"
0.56	0.413	0.889	1.12	0.26	0.031	"M"
0.54	0.432	0.843	1.19	0.28	0.033	"M"
0.54	0.426	0.865	1.16	0.27	0.024	"M"
0.53	0.415	0.871	1.15	0.25	0.026	"M"
0.56	0.413	0.889	1.12	0.26	0.028	"M"
0.55	0.431	0.843	1.19	0.28	0.030	"M"
0.53	0.422	0.865	1.16	0.26	0.032	"M"
0.54	0.416	0.871	1.15	0.26	0.023	"M"
0.56	0.415	0.889	1.12	0.26	0.025	"M"
0.54	0.432	0.845	1.18	0.27	0.025	"M"
0.56	0.426	0.867	1.15	0.27	0.027	"M"
0.56	0.415	0.873	1.15	0.26	0.029	"M"
0.57	0.415	0.891	1.12	0.27	0.031	"M"
0.55	0.434	0.845	1.18	0.28	0.033	"M"
0.55	0.428	0.867	1.15	0.27	0.024	"M"
0.52	0.413	0.869	1.15	0.25	0.026	"M"
0.55	0.411	0.887	1.13	0.25	0.028	"M"
0.54	0.429	0.841	1.19	0.28	0.030	"M"
0.52	0.42	0.863	1.16	0.25	0.032	"M"
0.53	0.414	0.869	1.15	0.25	0.023	"M"
0.55	0.413	0.887	1.13	0.26	0.025	"M"

D.Anexo 4: Datos de entrenamiento reales señal en falla

Tabla 6. Datos señal buena simulada

VOLTAJE	DURACION	PERIODO	FRECUENCIA	MEDIA	ENERGIA	CARÁCTER
0.980	0.2150	1.092	0.9158	0.193	0.00308	"B"
0.980	0.2150	1.094	0.9141	0.193	0.00308	"B"
0.990	0.2160	1.092	0.9158	0.196	0.00335	"B"
0.984	0.2160	1.091	0.9166	0.195	0.00335	"B"
0.982	0.2160	1.092	0.9158	0.194	0.00335	"B"
0.990	0.2150	1.094	0.9141	0.194	0.00308	"B"
0.992	0.2150	1.093	0.9149	0.195	0.00308	"B"
0.998	0.2150	1.096	0.9124	0.196	0.00308	"B"
0.993	0.2150	1.099	0.9099	0.194	0.00308	"B"
0.990	0.2150	1.095	0.9132	0.194	0.00308	"B"
0.989	0.2160	1.093	0.9149	0.195	0.00335	"B"
0.990	0.2160	1.092	0.9158	0.196	0.00335	"B"
0.992	0.2160	1.095	0.9132	0.196	0.00335	"B"
0.987	0.2160	1.092	0.9158	0.195	0.00335	"B"
0.998	0.2150	1.093	0.9149	0.196	0.00308	"B"
0.986	0.2160	1.091	0.9166	0.195	0.00335	"B"
0.989	0.2160	1.092	0.9158	0.196	0.00335	"B"
0.990	0.2160	1.092	0.9158	0.196	0.00335	"B"
0.989	0.2160	1.094	0.9141	0.195	0.00335	"B"
0.984	0.2160	1.096	0.9124	0.194	0.00335	"B"
0.982	0.2150	1.091	0.9166	0.194	0.00308	"B"
0.992	0.2160	1.096	0.9124	0.196	0.00335	"B"
0.987	0.2160	1.094	0.9141	0.195	0.00335	"B"
0.983	0.2160	1.091	0.9166	0.195	0.00335	"B"

E. Anexo 5: Datos de entrenamiento reales señal en regular

Tabla 7. Datos señal regular real

VOLTAJE	DURACION	PERIODO	FRECUENCIA	MEDIA	ENERGIA	CARÁCTER
0.343	0.111	1.071	0.934	0.036	0.000455	"R"
0.374	0.126	1.073	0.932	0.044	0.000666	"R"
0.349	0.118	1.072	0.933	0.038	0.00054	"R"
0.375	0.125	1.073	0.932	0.044	0.00065	"R"
0.372	0.125	1.073	0.932	0.043	0.00065	"R"
0.353	0.118	1.072	0.933	0.039	0.00054	"R"
0.346	0.111	1.071	0.934	0.036	0.000455	"R"
0.347	0.111	1.071	0.934	0.036	0.000455	"R"
0.375	0.111	1.071	0.934	0.039	0.000455	"R"
0.343	0.111	1.071	0.934	0.036	0.000455	"R"
0.374	0.125	1.073	0.932	0.044	0.00065	"R"
0.347	0.118	1.072	0.933	0.038	0.00054	"R"
0.343	0.111	1.071	0.934	0.036	0.000455	"R"
0.345	0.111	1.071	0.934	0.036	0.000455	"R"
0.351	0.118	1.072	0.933	0.039	0.00054	"R"
0.348	0.118	1.072	0.933	0.038	0.00054	"R"
0.343	0.111	1.071	0.934	0.036	0.000455	"R"
0.344	0.111	1.071	0.934	0.036	0.000455	"R"
0.347	0.111	1.071	0.934	0.036	0.000455	"R"
0.351	0.118	1.072	0.933	0.039	0.00054	"R"
0.348	0.111	1.071	0.934	0.036	0.000455	"R"
0.352	0.118	1.072	0.933	0.039	0.00054	"R"
0.348	0.111	1.071	0.934	0.036	0.000455	"R"
0.348	0.111	1.071	0.934	0.036	0.000455	"R"

F. Anexo 6: Datos de entrenamiento reales señal en falla

Tabla 8. Datos señal mala real

VOLTAJE	DURACION	PERIODO	FRECUENCIA	MEDIA	ENERGIA	CARÁCTER
0.151	0.059	1.011	0.989	0.0088	0.00006	"M"
0.142	0.059	1.011	0.989	0.0083	0.00006	"M"
0.131	0.057	1.012	0.988	0.0074	0.00006	"M"
0.132	0.057	1.011	0.989	0.0075	0.00006	"M"
0.147	0.059	1.011	0.989	0.0086	0.00006	"M"
0.139	0.059	1.011	0.989	0.0081	0.00006	"M"
0.146	0.059	1.011	0.989	0.0085	0.00006	"M"
0.141	0.057	1.012	0.988	0.0079	0.00006	"M"
0.130	0.057	1.011	0.989	0.0073	0.00006	"M"
0.140	0.059	1.011	0.989	0.0082	0.00006	"M"
0.142	0.059	1.012	0.988	0.0083	0.00006	"M"
0.147	0.059	1.011	0.989	0.0086	0.00006	"M"
0.130	0.057	1.011	0.989	0.0073	0.00006	"M"
0.135	0.057	1.012	0.988	0.0076	0.00006	"M"
0.147	0.059	1.011	0.989	0.0086	0.00006	"M"
0.135	0.057	1.011	0.989	0.0076	0.00006	"M"
0.130	0.057	1.011	0.989	0.0073	0.00006	"M"
0.136	0.057	1.011	0.989	0.0077	0.00006	"M"
0.139	0.058	1.012	0.988	0.0080	0.00006	"M"
0.142	0.059	1.011	0.989	0.0083	0.00006	"M"
0.147	0.059	1.011	0.989	0.0086	0.00006	"M"
0.142	0.058	1.011	0.989	0.0081	0.00006	"M"
0.142	0.058	1.011	0.989	0.0081	0.00006	"M"
0.130	0.057	1.011	0.989	0.0073	0.00006	"M"

G.Anexo 7: Costo tarjeta prototipo

Tabla 9. Costo realización tarjeta prototipo

Números	Componentes	Cantidad	Costo
1	Resistencia 10 M Ω -1W	2	\$ 400
2	Resistencia 1 M Ω -1W	1	\$ 200
3	Resistencia 3 K Ω -1W	1	\$ 100
4	Resistencia 100 K Ω - ½ W	2	\$ 200
5	Resistencia 1 M Ω -½ W	1	\$ 100
6	Diodo 1N4007	2	\$ 400
7	Capacitor 0.1 μ F – 50 V	1	\$ 200
8	OpAmp Lm741	1	\$ 1.500
9	Esp32	1	\$ 35.000
10	Borneras	2	\$ 3.000
11	Terminales	2	\$ 600
12	Separador plástico	4	\$ 1.000
13	Ácido férrico	1	\$ 1.500
14	Váquela 10x10	1	\$ 2.000
15	Carcasa Plástica	1	\$ 4.500
16	Cable Pinza AWG	2	\$ 6.000
17	Batería Litio 3.7 V 1200 mAh	1	\$ 18.000
18	Batería 9 V 150 mAh	2	\$10.000
Costo Total			\$ 84.700

H.Anexo 8: Código implementado IE Arduino

```
##include <WiFi.h>

#include <ESP8266WiFi.h>

#include <ThingSpeak.h>

##include <ESP32Ping.h>

//192.168.88.162

/*Definimos como constantes Char las credenciales de acceso a la red WiFi*/
const char* ssid="Wemosd1";
const char* password="12345678";

/*Definimos las credenciales para la conexión a la plataforma*/
unsigned long channelID = 1702548;
const char* WriteAPIKey ="PJ2WUIX4H2YK8MOV";

/*Definimos el cliente WiFi que usaremos*/
int avg_time_ms; // variable global
int potPin = A0;
float potValue = 0;
int sensorValue,sensorValue1;
int long currentTime,comparacion,elapsedTime,previousTime;
int dato,derivada,cerca;

WiFiClient cliente;

void setup() {
  Serial.begin(115200);
  analogReadResolution(12);
  // Empezamos conectandonos a la red WiFi
```

```

Serial.println();

Serial.println();

Serial.print("Conectando ");

Serial.println(ssid);

WiFi.mode(WIFI_STA);

WiFi.begin(ssid, password);

while (WiFi.status() != WL_CONNECTED) {

    delay(500);

    Serial.print(".");

    }

}

void loop() {

    sensorValue = (analogRead(potPin)-7); // realizar la lectura

    currentTime = millis(); //get current time

    if(currentTime>1){

        comparacion= sensorValue-sensorValue1;

        elapsedTime = (double)(currentTime - previousTime);

        derivada=comparacion/elapsedTime;

        if(derivada>0){

            dato=derivada;

        }

        sensorValue1=sensorValue;

        previousTime = currentTime;

        Serial.println( (String) millis() + ", " +sensorValue+", "+dato);

    }

    Serial.println("");

```



```
Serial.println("Conectado WiFi");  
Serial.print("Direccion IP: ");  
Serial.println(WiFi.localIP());  
ThingSpeak.begin(cliente); // Inicializamos ThingSpeak  
long rssi = WiFi.RSSI();  
Serial.print("RSSI: ");  
Serial.print(rssi);  
Serial.println(" dBm");  
ThingSpeak.setField(1, rssi);  
ThingSpeak.setField(2, dato);  
ThingSpeak.writeFields(channelID, WriteAPIKey);  
// Serial.println("Datos enviados a ThingSpeak!");  
delay(15000);  
}
```

Bibliografía

- AGASYS. (2018). El efecto multiplicador del aprendizaje automático en las empresas. Obtenido de: <https://agasys.com.mx/2018/07/13/el-efecto-multiplicador-del-aprendizaje-automatico-en-las-empresas/>
- Ali, A. S. J., Abdullah, L., Musa, M., Yunus, M. A., Ki, N. W. W., Tukiran, Z., ... & Zainuddin, M. H. A. J. (2020, September). Towards IoT-based Notification System for Agriculture Electric Fence. In *2020 IEEE Student Conference on Research and Development (SCOReD)* (pp. 269-273). IEEE.
- Antao, L., Pinto, R., Reis, J., & Gonçalves, G. (2018). Requirements for testing and validating the industrial internet of things. In *2018 IEEE International Conference on Software Testing, Verification and Validation Workshops (ICSTW)* (pp. 110-115). IEEE.
- Balcells, J., Autonell, J., & Barra, V. (2010). Eficiencia en el uso de la energía eléctrica. Marcombo.
- Banikoi, H., Thapa, S., Bhattarai, N., Kandel, R. C., Chaudhary, S., Timalisina, N., ... & Pokheral, C. P. (2017). *Mitigating human-wildlife conflict in Nepal: A case study of fences around Chitwan National Park*. International Centre for Integrated Mountain Development (ICIMOD).
- Bouloukakis, G., Georgantas, N., Ntumba, P., & Issarny, V. (2019). Automated synthesis of mediators for middleware-layer protocol interoperability in the IoT. *Future Generation Computer Systems*, 101, 1271-1294.
- Carmona, M. H. C., & Pulgarín, D. E. G. (2010). Una propuesta de sistema de costos para el sector ganadero. *Trabajos de Grado Contaduría UdeA*, 4(1).
- Coenen, F. (2012). On the use of confusion matrixes.
- Contexto Ganadero. (2014). Las 3 regiones del país más peligrosas para los ganaderos. Obtenido de: <https://www.contextoganadero.com/regiones/las-3-regiones-del-pais-mas-peligrosas-para-los-ganaderos>
- Contexto Ganadero. (2018). Numerosos dispositivos electrónicos se han fabricado para medir y detectar fallas en cercas eléctricas. Obtenido de: <https://www.contextoganadero.com/ganaderia-sostenible/su-cerca-electrica-esta-fallando-aqui-le-contamos-por-que-y-como-resolverlo>

- Gómez, J. E., Castaño, S., Mercado, T., Fernandez, A., & Garcia, J. (2017). Sistema de Internet de las cosas (IoT) para el monitoreo de cultivos protegidos. *Ingeniería e Innovación*, 5(1).
- Arduino. (2018, 5 febrero). Arduino. Obtenido de: <https://www.arduino.cc>
- RSSI | Tienda y Tutoriales Arduino. (n.d.). Retrieved June 8, 2022, from <https://www.prometec.net/que-es-el-rssi/>
- Thingspeak | Aprendiendo Arduino. (n.d.). Retrieved June 8, 2022, from <https://aprendiendoarduino.wordpress.com/2018/11/23/thingspeak/>
- Gutiérrez, A. (2020). En la última década se han reportado 26.000 casos de robo de ganado en todo el país. Obtenido de: <https://www.agronegocios.co/ganaderia/en-la-ultima-decada-se-han-reportado-26000-casos-de-robo-de-ganado-en-todo-el-pais-3092706>
- Jaramillo, L. V., & Antunes, A. F. (2018). Detección de cambios en la cobertura vegetal mediante interpretación de imágenes Landsat por redes neuronales artificiales (RNA). Caso de estudio: Región Amazónica Ecuatoriana. *Revista de teledetección*, (51), 33-46.
- Jayasuriya, N., Sayakkara, A. P., Suduwella, C., Keppitiyagama, C., De Zoysa, K., Hewage, K., & Voigt, T. (2017, February). "Wire is not dead": Wired-backscatter Communication for Breakage Detection in Electric Fences. In *EWSN* (pp. 300-304).
- Lagler, J. C. (2000). Cómo detectar fallas en el alambrado eléctrico. *Simmental*.(76): 23-28, 2000.
- López, M. (2018). El salto cualitativo de deep learning en problemas de clasificación.
- McGillan, G. (2009). *The design of an electric fence fault-finder: a thesis submitted in partial fulfilment of the requirements for the degree of Master of Engineering in Computer Systems Engineering at Massey University, Albany, New Zealand* (Doctoral dissertation, Massey University).
- MinSalud. (2022). Calidad e inocuidad de alimentos. Obtenido de: <https://www.minsalud.gov.co/salud/Paginas/inocuidad-alimentos.aspx>
- Muñoz, J. M. S. (2016). Análisis de Calidad Cartográfica mediante el estudio de la Matriz de Confusión. *Pensamiento matemático*, 6(2), 9-26.
- NetSpot. (2022). Cómo Medir la Intensidad de Su Señal Wi-Fi con NetSpot. Obtenido de: <https://www.netspotapp.com/es/wifi-signal-strength/>

- Neudecker, T., & Hartenstein, H. (2018). Network layer aspects of permissionless blockchains. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 21(1), 838-857.
- Pascual, C. (2015). ThingSpeak y ESP8266. Obtenido de: <https://programarfacil.com/esp8266/thingspeak/>
- Rhades, M. V., Carlos, L., Mandrile, D., García, N., Felice, M. V., Anibal, G., ... & Alberto, C. (2013). alambrados eléctricos.
- Swamy, S. N., Jadhav, D., & Kulkarni, N. (2017). Security threats in the application layer in IOT applications. In *2017 International conference on i-SMAC (iot in social, mobile, analytics and cloud)(i-SMAC)* (pp. 477-480). IEEE.
- Tennakoon, E., Madusanka, C., De Zoysa, K., Keppitiyagama, C., Iyer, V., Hewage, K., & Voigt, T. (2015, April). Sensor-based breakage detection for electric fences. In *2015 IEEE Sensors Applications Symposium (SAS)* (pp. 1-4). IEEE.
- TV Agro. (2018). ¿Su cerca eléctrica está fallando? Aquí le contamos por qué y cómo resolverlo. Obtenido de: <https://www.agronet.gov.co/Noticias/Paginas/%C2%BFsu-cerca-el%C3%A9ctrica-est%C3%A1-fallando-Aqu%C3%AD-le-contamos-por-qu%C3%A9-y-c%C3%B3mo-resolverlo.aspx>
- Ye, N., Zhu, Y., Wang, R. C., Malekian, R., & Lin, Q. M. (2014). An efficient authentication and access control scheme for perception layer of internet of things.
- Zelada, C. (2017). Evaluación de modelos de clasificación. Obtenido de: <https://rpubs.com/chzelada/275494>