



INSTITUTO TECNOLÓGICO SUPERIOR DE HUATUSCO

“IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA PARA LA CARACTERIZACIÓN DEL ENCENDIDO DE HORNILLAS MEDIANTE TÉCNICAS DE IA Y MODELADO EN 3D”

TESIS

**PARA OBTENER EL TÍTULO DE:
INGENIERO EN SISTEMAS COMPUTACIONALES**

**PRESENTA:
CINTHYA GARCES GARCÍA**

**DIRECTOR DE TRABAJO RECEPCIONAL:
MCIE. LUIS HUMBERTO SÁNCHEZ MEDEL**

HUATUSCO, VER.

NOVIEMBRE 2024.

DEDICATORIAS

El presente trabajo está dedicado a todas las personas que a lo largo de mi vida, me apoyaron a poder concluir mi carrera, comenzando con mis padres, José Luis Garcés Peralta y Vanessa Cristina García Torres, a quienes admiro y agradezco a dios por ponerlos en mi vida, a mi madre gracias por enseñarme a ser fuerte en momentos difíciles, de pasar a ser una alumna ejemplar a ser una maestra sin igual, por cuidarme siempre que me enfermaba, siempre velas por el bienestar de todos y a un que tu coraza parezca dura, el amor que me brindas cada día me reconforta en mis días más tristes; a mi padre quien al ser una persona imponente y estricta me ayudo a ser responsable y formal, pero a pesar de eso él también es un bromista y un trabajador empedernido a quien con esfuerzo no dudo en ayudar, ya que a un que el trabajo sea pesado sé que estaré aprendiendo del mejor en cada uno de ellos. No tengo palabras para agradecerles todo lo que hacen por mí, siempre busco ser la mejor versión de mí cuando pienso en ustedes porque son en verdad admirables, espero de todo corazón que estén orgullosos de mis logros porque son el motivo de cada uno de ellos. Le agradezco a mi hermana Mariana Garcés García por estar presente en mi vida, eres el motivo de mis alegrías, a un que no eres consciente de lo mucho que me ayudas a dejar mi tristeza o mis problemas, también sé que el orgullo o las barreras que nos podemos nos impiden decirnos que nos queremos, no son necesarias las palabras para expresarte que te quiero, sé que a veces soy un poco ruda pero también soy muy sentimental cuando alguna de las dos nos duele algo, así que en verdad gracias por ser quién eres y por ser mi hermana. Les agradezco a mis abuelitas porque gracias a su esfuerzo todo esto fue realidad, sin ellas mis padres no serían lo que son actualmente, ellas salieron de la pobreza para que sus siguientes generaciones no sufrieran lo que ellas y por ello no puedo hacer más que agradecerles. Para mis amigos y compañeros que conocí antes de comenzar mi carrera, a pesar de que muchos de ustedes han tomado caminos diferentes al mío, muchos de los momentos que vivimos me ayudaron a ser lo que soy actualmente, por ello siempre atesorare los momentos que pasamos juntos y estaré ansiosa de compartir mis logros con ustedes para crecer juntos profesionalmente, entre ellos agradezco a Mariam Abigail, Alan Eduardo, Hannia, Yoana y Luis Eduardo. A los amigos que actualmente me acompañan en este proceso, que al igual que yo están concluyendo la carrera les estaré eternamente agradecida por brindarme su apoyo al explicarme cuando me encontraba confundida al igual que motivarme cuando estaba a punto de rendirme, en verdad muchas gracias, en especial a mis compañeros José Jair, Eliuth, Efrén, Cecilia, Miguel,

Edibaldo, Alba, Fernanda y Gerardo, también agradezco a mis compañeros de laboratorio con quienes ahora también me duele decirles adiós, los tendré siempre presentes, Pablo, Laura, Cesar, Alejandro, Cristian y Diego por ser tan amables conmigo desde el primer momento en el que nos conocimos y hacerme pasar por momentos muy divertidos. Finalmente, a mis familiares, agradezco a todos los que me acompañan cada que tienen la oportunidad, que en cada reunión familiar me preguntan de mis estudios y se preocupan o se ponen sentimentales cuando me ven crecer, han visto mi progreso y me han acompañado en este camino, así que espero este nuevo logro sea motivo de orgullo para todos ustedes. A todos ustedes, mi más profundo agradecimiento por formar parte de mi historia y ser los pilares de mis logros.

AGRADECIMIENTOS

A lo largo de mi trayectoria universitaria, tuve el privilegio de contar con excelentes profesores que no solo me enseñaron los conocimientos de mi carrera, sino que también me inspiraron a amarla. Reconozco profundamente a aquellos que van más allá de la enseñanza tradicional y logran despertar la pasión y el disfrute por lo que hacemos. En este sentido, quiero expresar mi especial agradecimiento al profesor Luis Humberto Sánchez Medel, quien no solo me guio y apoyó durante todo el proceso de elaboración de mi proyecto, sino que también me enseñó a disfrutar cada paso del camino.

Expreso mi más sincero agradecimiento a la doctora Ana Laura Piña Martínez y al Ingeniero Elías Samuel Lagunes Petrilli, por permitirme formar parte de este proyecto tan fascinante y enriquecedor.

Asimismo, quiero extender mi gratitud al equipo docente por su dedicación y amabilidad durante todo este tiempo.

Por último, pero no menos importante, agradezco al Instituto Tecnológico Superior de Huatusco y a su director Víctor Manuel Arcos Fera, por abrirme las puertas y brindarme la oportunidad invaluable de crecer y desarrollarme profesionalmente.

Índice de Contenido

DEDICATORIAS.....	2
AGRADECIMIENTOS.....	4
I. Resumen.....	1
II. Abstract	2
III. Introducción	3
Capítulo 1 - Antecedentes.....	4
1.1 Descripción del Problema	4
1.2 Objetivo General	5
1.3 Objetivos Específicos.....	5
1.4 Hipótesis.....	6
1.5 Justificación	7
1.6 Alcances y Limitaciones de la tesis.....	8
Capítulo 2 - Estado de la práctica.....	9
2.1 Marco teórico.....	9
2.2 SparkFun Grid-EYE Infrared Array Breakout	11
2.2.1 Descripción.....	11
2.2.2 Descripción general del hardware	11
2.3 Thermocouple Type-K	12
2.3.1 Descripción.....	12
2.3.2 Características	13
2.3.3 El Efecto Seebeck	13
2.4 SparkFun Qwiic Thermocouple Amplifier	14
2.4.1 Descripción.....	14
2.4.2 Características	15
2.5 SparkFun DataLogger IoT	15
2.5.1 Descripción.....	15
2.5.2 Características	16
2.6 Estado del arte	17
2.6.1 Uso de técnicas de inteligencia artificial (IA):	18
2.6.2 Aprendizaje Automático (Machine Learning)	21
2.6.3 Tipos de aprendizaje automático	22
2.6.4 Modelos de Machine Learning.....	26

2.6.5 Sistemas inteligentes.....	37
2.6.6 Sistemas expertos	38
2.6.7 Sistema de caracterización.....	43
2.7 Estado de la técnica.....	46
Capítulo 3 - Aplicación de la metodología.....	52
3.1 Selección de la Metodología	52
3.2 Implementación de la metodología	52
3.2.1 Configuraciones del sistema	54
3.2.2 Configuración del hardware del sistema.....	64
3.2.3 Diseño del programa	69
3.2.4 Variables clave en la caracterización de hornillas:.....	73
3.3 Requerimientos Funcionales	74
3.4 Requerimientos No Funcionales	76
3.4.1 Requisitos de Rendimiento	76
3.4.2 Requisitos de Seguridad	76
3.4.3 Requisitos de Fiabilidad.....	77
3.4.4 Requisitos de mantenibilidad.....	78
3.4.5 Requisitos de Portabilidad	78
3.5 Estudio de Factibilidad	79
3.5.1 Factibilidad Técnica	79
3.5.2 Factibilidad Económica.....	81
3.6 Diseño e Implementación	83
3.6.1 Casos de Uso	83
3.7 Diagramas de Secuencia.....	105
3.8 Diagrama de Contexto.....	115
3.8.1 Diccionario de Datos	116
Capítulo 4 - Pruebas y resultados.....	118
4.1 Pruebas.....	119
4.2 Pruebas del Sistema	121
4.2.1 Metodología para las Pruebas del Sistema	124
4.2.2 Pruebas Unitarias	125
4.2.3 Observaciones durante las pruebas del sistema.....	128
4.3 Implementación del Sistema.....	142

4.4 Análisis de resultados	144
Capítulo 5 - Conclusiones	146
5.1 Conclusiones.....	147
5.2 Trabajo a futuro.....	148
Capítulo 6 - Bibliografía	149
Anexos	151
Anexo 1 - Código de Matlab	151
Implementación de un sistema para la caracterización del encendido de hornillas mediante técnicas de IA y modelado en 3D	151
Cargar Archivos	151
Preprocesamiento	151
Anexo 2 - PROGRAMA PARA ANDROID PARA CLASIFICAR LAS ETIQUETAS	152

Índice de Figuras

Figura 1 Sensor de detección de calor (Grid-EYE)	11
Figura 2 Sensor detector de la temperatura (termopar tipo k)	12
Figura 3 Representación del fenómeno termoeléctrico en un conductor metálico.....	14
Figura 4 Componente amplificador de la señal del termopar (Thermocouple Amplifier).....	14
Figura 5 DataLogger IoT almacena los registros y controla a todos los componentes del sistema..	16
Figura 6 Técnicas de aprendizaje en el Machine learning	25
Figura 7 Decision Tree Coarse	31
Figura 8 Diagrama de Regresión Lineal.....	33
Figura 9 Diagrama de Regresión Logística	35
Figura 10 Diagrama K-Neighbors Classifier	36
Figura 11 Diagrama Support Vector Machine (SVM)	37
Figura 12 Sentencias de control.....	41
Figura 13 Arquitectura de un sistema experto	42
Figura 14 Sistema de detección de llamas	48
Figura 15 Detector de llama de rayos ultravioleta por tipo hidrostático.....	50
Figura 16 Dispositivo y método para la detección de ruido de corriente oscura relacionado con la temperatura en un dispositivo de imagen	51
Figura 17 Panel de control - Administrador de dispositivo.....	55
Figura 18 Puertos COM y LPT	56
Figura 19 Tera Term: New connection	56
Figura 20 Tera Term – Setup – Serial Port.....	57
Figura 21 Tera Term: Serial port and connection	57
Figura 22 Menú principal del Datalogger	58
Figura 23 Menú de la selección Settings.....	58
Figura 24 Menú de la selección Logging Timer	59
Figura 25 Selección Interval	59
Figura 26 Menú de la selección Data File.....	59
Figura 27 Selección Rotate Period	60
Figura 28 Menú de la selección Logger.....	60
Figura 29 Selección Sample Numbering.....	60
Figura 30 Menú de selección Logger con firmware actualizado	61
Figura 31 Menú de selección Logger sin el firmware actualizado	61
Figura 32 Menú Devices Settings	62
Figura 33 Menú de la selección MAX17048 – MAX17048 Lipo Batery	62
Figura 34 Menú de la selección ISM330 – ISM330 Inertial Measurement Unit	63
Figura 35 Menú de la selección MMC5983 – MMC5983 Magnetometer	63
Figura 36 Menú de la selección MCP9600 – Microchip MCP9600 Thermocouple Amplifier	64
Figura 37 Menú de la selección AMG8833 – AMG8833 Grid-EYE infrared array	64
Figura 38 Modelo 3D – Grid-EYE de frente	65
Figura 39 Modelo 3D – Grid-EYE de la parte trasera	65
Figura 40 Grid-EYE con cable Qwiic.....	65
Figura 41 Unión de modelos	66
Figura 42 Colocación del Amplificador.....	66

Figura 43 Amplificador y Datalogger conectados	67
Figura 44 Amplificador y Datalogger conectados con el cable por debajo.....	67
Figura 45 Conexión del Grid-EYE al Amplificador.....	68
Figura 46 Colocación del termopar	68
Figura 47 Terminación del acomodo y ensamblado del módulo.....	69
Figura 48 Importar datos.....	70
Figura 49 Preprocesamiento de los datos.....	71
Figura 50 Obtener el número renglones.....	71
Figura 51 Promedio de los vectores del sensor grid-EYE	72
Figura 52 Resultado del preprocesado.....	72
Figura 53 Limpiador del workspace	72
Figura 54 Caso de uso general	83
Figura 55 Caso de uso Temporizador de registro	84
Figura 56 Caso de uso Periodo de rotación.....	86
Figura 57 caso de uso Numeración de muestras	88
Figura 58 Caso de uso Formato de tarjeta SD	90
Figura 59 Caso de uso Desactivar MAX17048.....	92
Figura 60 Caso de uso Desactivar ISM330	94
Figura 61 Caso de uso Desactivar MMC5983.....	96
Figura 62 Caso de uso Activar MCP600.....	98
Figura 63 Caso de uso Activar AMG8833	100
Figura 64 Caso de uso Utilización de Matlab	102
Figura 65 Caso de uso Generación del modelo.....	103
Figura 66 Diagrama de secuencia Temporizador de registro	105
Figura 67 Diagrama de secuencia Periodo de rotación.....	106
Figura 68 Diagrama de secuencia Numeración de muestras.....	107
Figura 69 Diagrama de secuencia Formato de tarjeta SD.....	108
Figura 70 Diagrama de secuencia Desactivar MAX17048 del Datalogger	109
Figura 71 Diagrama de secuencia Desactivar ISM330 del Datalogger	110
Figura 72 Diagrama de secuencia Desactivar MMC5983 del Datalogger	111
Figura 73 Diagrama de secuencia Activar MCP600.....	112
Figura 74 Diagrama de secuencia Activar AMG8833	113
Figura 75 Diagrama de secuencia Generación del modelo.....	114
Figura 76 Diagrama de Contexto.....	115
Figura 77 Ensamblado de los modelos.....	119
Figura 78 Colocación del modelo en la estufa con hornilla de barro.....	119
Figura 79 Colocación del modelo en la estufa con hornilla convencional	120
Figura 80 Colocación del modelo en la estufa con hornilla convencional	120
Figura 81 Colocación del modelo en la estufa con hornilla de barro.....	121
Figura 82 Grafica de los registros obtenidos por el módulo B1.....	126
Figura 83 Grafica de los registros obtenidos por el módulo B2.....	126
Figura 84 Grafica de los registros obtenidos por el módulo B6.....	127
Figura 85 Árbol de decisión Coarse del modelo B1.....	129
Figura 86 Matriz de confusión del Árbol de decisión Coarse del modelo B1.....	130

Figura 87 Árbol de decisión Fine del modelo B1.....	131
Figura 88 Matriz de confusión del Árbol de decisión Fine del modelo B1.....	131
Figura 89 Árbol de decisión Medium del modelo B1.....	132
Figura 90 Matriz de confusión del Árbol de decisión Medium del modelo B1.....	132
Figura 91 Árbol de decisión Coarse del modelo B2.....	134
Figura 92 Matriz de confusión del Árbol de decisión Coarse del modelo B2.....	135
Figura 93 Árbol de decisión Fine del modelo B2.....	135
Figura 94 Matriz de confusión del Árbol de decisión Fine del modelo B2.....	136
Figura 95 Árbol de decisión Medium del modelo B2.....	136
Figura 96 Matriz de confusión del Árbol de decisión Medium del modelo B2.....	137
Figura 97 Figura 82 Árbol de decisión Coarse del modelo B6.....	139
Figura 98 Matriz de confusión del Árbol de decisión Coarse del modelo B6.....	139
Figura 99 Árbol de decisión Fine del modelo B6.....	140
Figura 100 Matriz de confusión del Árbol de decisión Fine del modelo B6.....	140
Figura 101 Árbol de decisión Medium del modelo B6.....	141
Figura 102 Matriz de confusión del Árbol de decisión Medium del modelo B6.....	141
Figura 103 Implementación del sistema Evidencia 1.....	142
Figura 104 Implementación del sistema Evidencia 2.....	142
Figura 105 Implementación del sistema Evidencia 3.....	143
Figura 106 Implementación del sistema Evidencia 4.....	143
Figura 107 Grafica de resultados	145
Figura 108 PROGRAMA PARA ANDROID PARA CLASIFICAR LAS ETIQUETAS	153

Índice de Tablas

Tabla 1 Características del DataLogger IoT	16
Tabla 2 Definiciones de IA	19
Tabla 3 Enfoques en la IA	20
Tabla 4 Cuadro comparativo entre sistemas expertos y sistemas inteligentes	39
Tabla 5 Metodología de prototipo o prototipado	53
Tabla 6 Configuraciones del datalogger	54
Tabla 7 Requerimiento Funcional 1. Adquisición de Datos:	74
Tabla 8 Requerimiento Funcional 2. Almacenamiento de Datos.....	74
Tabla 9 Requerimiento Funcional 3. Visualización de Datos	74
Tabla 10 Requerimiento Funcional 4. Historial y Registro:	74
Tabla 11 Requerimiento Funcional 5. Configuración de Sensores.....	75
Tabla 12 Requerimiento Funcional 6. Intervalo de Registro.....	75
Tabla 13 Requerimiento Funcional 7. Intervalo de Registro.....	76
Tabla 14 Requerimiento Funcional 8. Base de conocimiento.....	76
Tabla 15 Requerimiento No Funcional 1. Tiempo de rendimiento.....	76
Tabla 16 Requerimiento No Funcional 2. Integridad de los datos.....	76
Tabla 17 Requerimiento No Funcional 3. Modelo 3D	77
Tabla 18 Requerimiento No Funcional 4. Interrupciones del sistema	77
Tabla 19 Requerimiento No Funcional 5. Interrupciones del sistema	77
Tabla 20 Requerimiento Funcional 6. Compatibilidad	77
Tabla 21 Requerimiento No Funcional 7. Mantenimiento.....	78
Tabla 22 Requerimiento No Funcional 8. Encargado del mantenimiento	78
Tabla 23 Requerimiento No Funcional 9. Dispositivos compatibles	78
Tabla 24 Estudio de Factibilidad Técnica de Flexible Qwiic Cable	79
Tabla 25 Estudio de Factibilidad Técnica de Batería LiPo	79
Tabla 26 Estudio de Factibilidad Técnica de Filamento	79
Tabla 27 Estudio de Factibilidad Técnica de SparkFun Grid-EYE Infrared Array Breakout - AMG8833	80
Tabla 28 Estudio de Factibilidad Técnica de Thermocouple Type-K - Stainless Steel	80
Tabla 29 Estudio de Factibilidad Técnica de SparkFun Qwiic Thermocouple Amplifier - MCP9600 (PCC Connector)	80
Tabla 30 Estudio de Factibilidad Técnica de SparkFun DataLogger IoT - 9DoF.....	81
Tabla 31 Estudio de Factibilidad Técnica de Software	81
Tabla 32 Costos de recursos técnicos	82
Tabla 33 Costo de Factibilidad Técnica de Software	82
Tabla 34 Costos de Recursos Humanos.....	83
Tabla 35 Caso de uso Temporizador de registro.....	85
Tabla 36 Caso de uso Periodo de rotación.....	87
Tabla 37 Caso de uso Numeración de muestras	89
Tabla 38 Caso de uso Formato de tarjeta SD	91
Tabla 39 Caso de uso Desactivar MAX17048	93
Tabla 40 Caso de uso Desactivar ISM330.....	95
Tabla 41 Caso de uso Desactivar MMC5983	97

Tabla 42 Caso de uso Activar MCP600	99
Tabla 43 Caso de uso Activar AMG8833	101
Tabla 44 Caso de uso Utilización de Matlab	102
Tabla 45 Caso de uso Generación del modelo	104
Tabla 46 Diccionario de Datos.....	116
Tabla 47 Pruebas del Sistema Temporizador de registro	122
Tabla 48 Pruebas del sistema Periodo de rotación.....	122
Tabla 49 Pruebas del sistema Numeración de muestras	122
Tabla 50 Pruebas del sistema Formato de tarjeta SD	123
Tabla 51 Pruebas del sistema Desactivar herramientas del datalogger	123
Tabla 52 Pruebas del sistema Activar sensores	124
Tabla 53 Registros del modelo B1	125
Tabla 54 Registros obtenidos por el módulo B1	128
Tabla 55 Registros obtenidos por el módulo B2	133
Tabla 56 Registros obtenidos por el módulo B6	138

I. Resumen

La evaluación de las hornillas de gas en estufas convencionales ha experimentado una evolución significativa, al igual que muchas otras áreas de trabajo. Mientras que anteriormente se dependía de métodos tradicionales, que utilizaban herramientas analógicas y procedimientos manuales para la medición de variables, estos enfoques limitaban la capacidad de analizar e interpretar grandes volúmenes de datos. Los avances tecnológicos han introducido herramientas especializadas que permiten medir variables con precisión en tiempo real, aunque su uso exclusivo presenta desafíos como altos costos y la necesidad de conocimientos especializados. Por ello, se propone un enfoque equilibrado que combine métodos tradicionales y contemporáneos, teniendo en cuenta factores como los recursos disponibles, la complejidad del análisis, el presupuesto y los objetivos del proyecto.

La implementación de un sistema de caracterización para analizar el encendido de las hornillas de barro incorpora un sensor termopar acompañado de un amplificador termopar, así como un sensor térmico y un dispositivo registrador de datos. Estos sensores recopilan información térmica relevante de las hornillas. Para garantizar una disposición estratégica de los sensores, se utilizaron modelos 3D que cumplen dos funciones esenciales: en primer lugar, albergan los sensores y otros componentes del sistema, como baterías y cables Qwiic, proporcionando además una protección eficaz contra posibles daños causados por factores externos. En segundo lugar, los modelos 3D están diseñados para insertarse fácilmente en la estufa sin necesidad de realizar modificaciones.

Los datos recopilados por los sensores se someten a etiquetado y preprocesado antes de formar parte de la base de conocimiento utilizada para entrenar el modelo de inteligencia artificial. A través del machine learning, se entrenan modelos que buscan identificar patrones y realizar un análisis más complejo, lo que permite obtener información detallada sobre el funcionamiento de las hornillas y la distribución del calor, basándose en las características estadísticas de los datos recabados.

II. Abstract

The evaluation of gas burners in conventional stoves has undergone significant evolution, much like other areas of work. Previously, reliance was placed on traditional methods that employed analog tools and manual procedures for measuring variables, which limited the ability to analyze and interpret large volumes of data. Technological advancements have introduced specialized tools that allow for precise real-time measurement of variables. However, the exclusive use of these tools presents challenges, such as high costs and the need for specialized knowledge. Therefore, a balanced approach is proposed that combines traditional and contemporary methods, considering factors such as available resources, the complexity of the analysis, budget, and project objectives.

The implementation of a characterization system to analyze the ignition of clay burners incorporates a thermocouple sensor accompanied by a thermocouple amplifier, as well as a thermal sensor and a data logger. These sensors collect relevant thermal information from the burners. To ensure the strategic placement of the sensors, 3D models were utilized, fulfilling two essential functions: first, they house the sensors and other system components, such as batteries and Qwiic cables, while also providing effective protection against potential damage caused by external factors. Second, the 3D models are designed for easy insertion into the stove without the need for modifications.

The data collected by the sensors is labeled and preprocessed before becoming part of the knowledge base used to train the artificial intelligence model. Through machine learning, models are trained to identify patterns and perform more complex analysis, enabling the extraction of detailed insights into the functioning of the burners and heat distribution, based on the statistical characteristics of the collected data.

III. Introducción

La creación de sistemas para el estudio de áreas industriales y de mercado, especialmente en ambientes hostiles o que requieren monitoreo constante, implica un desarrollo enfocado en resolver problemas de manera eficiente y económica. Hoy en día, la tecnología moderna proporciona herramientas avanzadas que permiten realizar estudios con mayor precisión y eficacia. Entre estas herramientas, la inteligencia artificial (IA) destaca por su capacidad de analizar grandes volúmenes de datos y extraer patrones significativos.

Este proyecto se centra en caracterizar el encendido de hornillas de barro utilizando IA. Su objetivo es entender y mejorar el rendimiento de las hornillas mediante la recolección y análisis de datos como temperatura, calor y tiempo de uso, utilizando un sistema de sensores especializados, entre ellos un datalogger, un sensor grid-EYE, un amplificador de termopar y un termopar.

El proceso comienza con la recopilación continua de datos sobre la temperatura y el calor generados por la hornilla. Estos datos se etiquetan numéricamente para indicar el estado de la hornilla: 0 para apagado, 1 para encendido y 2 para enfriamiento. Luego, los datos se preprocesan en Matlab, donde el número de columnas del sensor grid-EYE se reduce de 64 a 8 mediante la media de sus valores, facilitando el análisis.

Los datos preprocesados se consolidan en una tabla junto con los registros del termopar, y se almacenan en una base de datos. Esta base se utiliza para entrenar modelos de aprendizaje automático en Matlab, con el propósito de identificar patrones de comportamiento térmico de la hornilla. Estos modelos permiten una comprensión más detallada de su funcionamiento, optimizando su uso y mejorando su eficiencia energética.

Cada capítulo de la investigación aborda un aspecto estructural del proyecto. Primero, se exponen los antecedentes y se plantea la problemática junto con los objetivos y el presupuesto, justificando las decisiones sobre materiales, metodología y delimitaciones. El capítulo de estado de la práctica sustenta la investigación con antecedentes de componentes de medición de temperatura y calor, así como de proyectos afines, inteligencia artificial, desarrollo de sistemas y análisis de datos. Además, incluye patentes de dispositivos de medición de calor y temperatura alineadas con los principios de esta investigación.

Capítulo 1 - Antecedentes

1.1 Descripción del Problema

La evaluación y análisis de las hornillas de gas en estufas convencionales, utilizadas comúnmente en los hogares, han dependido históricamente de métodos tradicionales que involucran revisiones manuales, observaciones y mediciones básicas, las cuales pueden variar según el fabricante. Estos métodos, sin embargo, se han quedado rezagados en términos de eficiencia y precisión.

Afortunadamente, en la actualidad, los avances tecnológicos nos ofrecen herramientas innovadoras para el estudio y análisis de esta información. No obstante, el uso exclusivo de estas tecnologías también presenta desafíos. Requiere la implementación de múltiples dispositivos en ambientes controlados, generando costos significativos en términos de hardware, software y desarrollo de algoritmos. Además, esta dependencia implica la necesidad de poseer un conocimiento especializado. Por lo tanto, lograr un equilibrio adecuado entre las metodologías tradicionales y las contemporáneas es la mejor opción. La elección entre ambas depende de diversos factores, que van desde la disponibilidad de recursos hasta la complejidad del análisis, el presupuesto y los objetivos específicos del proyecto.

Caracterizar el escenario utilizando sensores que permitan la detección de la temperatura, permite trabajar con un bajo costo y llevando las pruebas desde la implementación en el campo, donde el sistema se encuentre recopilando datos continuamente, sin la necesidad de estar constantemente en vigilancia y sin intervención. Si los dispositivos no se encuentran caracterizados adecuadamente los datos y las pruebas recopiladas no son de fiar por lo tanto al entrenar el modelo de inteligencia artificial presentaría información incorrecta.

1.2 Objetivo General

Implementar un modelo de inteligencia artificial que permita analizar el comportamiento de una hornilla de barro ahorradora de gas utilizada en un entorno real en contraste con estufas que no cuentan con dicho aditamento para obtener características de rendimiento relacionadas con el ahorro de combustible.

1.3 Objetivos Específicos

- Analizar los requerimientos del sistema de instrumentación.
- Diseñar modelos 3D para adaptar los sensores de temperatura e iluminación.
- Realizar el proceso automático de medición electrónica.
- Crear una base de conocimiento de la operación de las hornillas.
- Preprocesar la base de conocimiento.
- Diseñar un modelo de IA para el reconocimiento de encendido, apagado y temperatura.
- Implementar la solución en el software de Matlab.
- Caracterizar al sistema.

1.4 Hipótesis

“El sistema de caracterización basado en IA, utilizando variables de temperatura, será capaz de detectar el encendido de una hornilla y permitirá analizar y caracterizar las temperaturas proporcionadas por la hornilla de barro.”

1.5 Justificación

Los productos que tienen el objetivo de ser comercializados son sometidos a diversas pruebas que validen su correcto funcionamiento, las cuales son realizadas en entornos reales donde se evalúa su comportamiento. En este caso el producto al ser una hornilla para una estufa de gas sus pruebas están relacionadas con la temperatura y el tiempo, al ser estas variables continuas requieren instrumentos de medición apropiados, además de instrumentos para la recopilación de datos, la utilización de sensores se presenta como la opción más idónea. Cada sensor tendrá delimitada una función que cumplir en el sistema de caracterización, desde medir la temperatura, observar el calor por medio de infrarrojos y recopilar los datos.

El sistema de caracterización nos proporciona la ventaja de obtener datos extremadamente precisos. Esto se debe a que, gracias al monitoreo constante, no se produce la pérdida de información. Los sensores comienzan a medir los cambios en la temperatura desde el momento en que la estufa se enciende, y continúan registrando datos hasta que la hornilla vuelve a alcanzar la temperatura ambiente. Este enfoque nos permite mantener un registro completo de las condiciones durante todo el día, sin necesidad de una supervisión constante. Posteriormente, podemos extraer fácilmente los datos acumulados para construir nuestra base de conocimientos y llevar a cabo un análisis exhaustivo utilizando un modelo de inteligencia artificial.

La implementación de un modelo de inteligencia artificial para analizar el comportamiento de las hornillas de barro en estufas de gas en los hogares ofrece numerosas ventajas, en comparación con los métodos tradicionales, los modelos de inteligencia artificial pueden procesar grandes volúmenes de datos en tiempo real y realizar análisis complejos de manera eficiente y rápida. Además, son capaces de identificar patrones ocultos o no evidentes en los datos, lo que puede revelar información valiosa sobre el rendimiento del producto. Estos patrones también pueden contribuir a una comprensión más profunda del comportamiento del producto, identificando puntos problemáticos y oportunidades de mejora que podrían haber pasado desapercibidos de otra manera.

1.6 Alcances y Limitaciones de la tesis

Alcances

- Realización los diseños e impresiones de los modelos en 3D en donde se encontrarán nuestros sensores.
- Adquisición en tiempo real
- Realización de pruebas y obtención de datos por medio de los sensores, etiquetado de los datos, creación de la base de conocimiento, entrenamiento del modelo de inteligencia artificial
- Implementación del modelo de IA
- Interpretación de los resultados del modelo

Limitaciones

- Interpretación de resultados de caracterización
- Utilización de Matlab para realizar el modelo de inteligencia artificial

Capítulo 2 - Estado de la práctica

2.1 Marco teórico

El sistema para la caracterización del encendido de hornillas toma como base de estudio, los cambios de temperatura y calor que presenta la hornilla de barro al utilizarse en estufas de gas domésticas.

Un sistema puede abarcar diversas interpretaciones dependiendo en el sector en el que se ejecute como en el caso de los siguientes autores:

“Es un conjunto organizado de componentes de un todo, interrelacionados entre si estructural y/o funcionalmente para cumplir un objetivo”. (IICA), 1984)

“En la fase de diseño a nivel sistema se define la arquitectura del producto y se descompone en subsistemas y componentes”. (Eppinger, 2013)

Nuestro sistema desempeña un papel fundamental al adquirir y registrar el comportamiento de las hornillas de las estufas domésticas. Estas pruebas al ser realizadas en entornos reales representan las acciones que realizamos a diario en nuestras cocinas, donde el proceso de calentar y preparar alimentos es una de las más comunes. La capacidad de las hornillas para conservar la temperatura y el calor después de apagar el fuego es un aspecto crucial que influye en la eficiencia y seguridad de su funcionamiento.

Para lograr una caracterización detallada de este comportamiento, es fundamental utilizar tecnologías modernas y componentes especializados en la recolección de datos, así como en la medición precisa de la temperatura y el calor. Estos componentes nos permiten obtener información precisa y confiable sobre el rendimiento de las hornillas en diferentes situaciones de uso, lo que a su vez nos ayuda a comprender mejor sus características y posibles mejoras.

Al utilizar tecnologías actuales, podemos realizar un análisis más profundo y detallado de los datos recopilados, lo que nos permite identificar patrones y tendencias significativas en el comportamiento de las hornillas. Esta información es invaluable para el diseño y desarrollo de futuras mejoras en el diseño y funcionamiento de las hornillas, con el objetivo de mejorar su eficiencia energética, seguridad y durabilidad.

Entender los instrumentos que facultan la recopilación de datos en nuestras investigaciones reviste una importancia primordial para adquirir un conocimiento más profundo de sus capacidades y funcionamiento, con los registradores electrónicos emergiendo como una pieza central en este proceso.

Los registradores electrónicos representan dispositivos encargados de monitorizar múltiples sensores, capturando y almacenando variables durante intervalos temporales específicos. Esto posibilita su utilización sin necesidad de supervisión constante en el proceso. Dichos registradores, ya sea en forma continua o discreta, capturan el comportamiento de una o más variables, cuyas señales eléctricas se derivan de los sensores. Posteriormente, estas señales se transforman en datos almacenados en archivos, que se conservan en un dispositivo de memoria.

En el contexto de trabajar con varios componentes que deben interactuar entre sí, es crucial abordar la noción de buses de expansión. Un bus en este contexto es una vía eléctrica compartida entre diversos dispositivos. La creación de un bus se rige por protocolos, reglas que determinan las especificaciones mecánicas y eléctricas para garantizar que las tarjetas diseñadas se ajusten al gabinete de tarjetas y posean los conectores necesarios para conectarse a la tarjeta principal, tanto en términos físicos como de voltaje.

Con estas bases establecidas, podemos adentrarnos en la descripción de los componentes que conformarán el sistema para la caracterización del encendido de hornillas. Este sistema se compone de una variedad de sensores, cuya función es obtener diversos datos a medida que se llevan a cabo pruebas en un entorno real.

2.2 SparkFun Grid-EYE Infrared Array Breakout

2.2.1 Descripción

Como su nombre lo infiere este sensor detecta el calor por medio de una cámara infrarroja de baja resolución, la cual detecta el calor sin necesidad del contacto físico, permitiendo detectar cambios en la temperatura dentro de su rango de visión.



Figura 1 Sensor de detección de calor (Grid-EYE)

“La placa de ruptura de matriz infrarroja SparkFun Grid-EYE es una matriz de termopila de 8x8, siendo una matriz cuadrada de 64 píxeles capaz de detectar la temperatura de forma independiente. Es una cámara térmica, sólo que en menor resolución”. (SparkFun Electronics, s.f.)

2.2.2 Descripción general del hardware

“Dentro de las características del comportamiento del Grid-EYE tenemos su voltaje de arranque teniendo un rango de 1,6 V a 3,6 V; las temperaturas con las que puede trabajar están entre los -40°C a los 85°C; tiene una precisión del tiempo de $\pm 2,0$ ppm y una precisión en la temperatura de $\pm 2,5$ °C”. (SparkFun Electronics, s.f.)

El sensor AMG8833 posee una matriz de 8x8 siendo un total de 64 pixeles, posee un rango de temperatura de 0 °C a 80 °C, su consumo de corriente eléctrica es inferior a 4,5mA; su distancia de detección humana es de alrededor de 7 metros y cuenta con dos puertos de conexión Qwiic, como se puede ver en la Figura 1.

2.3 Thermocouple Type-K

2.3.1 Descripción

La empresa Sparkfun describe al termopar como:

“Sonda termopar tipo K de acero inoxidable utiliza dos cables de metales diferentes para crear un gradiente de temperatura, generando un potencial de voltaje y corriente. La unión caliente se expone a la temperatura de interés, mientras que la unión fría se encuentra en circuitos integrados que leen las temperaturas detectadas.” (SparkFun Electronics, s.f.)



Figura 2 Sensor detector de la temperatura (termopar tipo k)

El termopar es un sensor que permite medir la temperatura por medio de la unión de dos metales diferentes, los cuales al someterse a una diferenciación de temperaturas de sus dos extremos siendo denominadas unión caliente y fría, la unión caliente está encargada de someterse al cambio de temperatura que se desea medir, mientras que la unión fría se encarga de medir la temperatura ambiente, generando una corriente eléctrica en el circuito; produciendo lo que se le conoce como Efecto Seebeck.

2.3.2 Características

Los materiales de este termopar tipo k son dos metales, siendo estos el cromel y el alumel, posee un tamaño de solo 200 mm (7,8 pulgadas) de largo con un diámetro de 5 mm (~0,2 pulgadas), puede soportar una temperatura máxima de 400 °C y su conector es estándar como se puede ver en la Figura 2.

2.3.3 El Efecto Seebeck

El termopar utilizado en nuestro sistema al estar fabricado con cromel y alumel permiten generar el efecto Seebeck, donde se producen distintas cargas generadas al someter la sonda del termopar a un cambio en la temperatura ya sea de forma gradual o instantánea, generando un potencial eléctrico que posteriormente se convertirá en un registro.

La Universitat Politècnica de València define al efecto Seebeck como:

“El esquema de la Figura 3 se describe el fenómeno termoeléctrico que ocurre cuando hay un gradiente de temperatura en un metal, creando una distribución desigual de cargas, generando una distribución de cargas eléctricas que se redistribuyen según la temperatura de cada zona, generando un potencial eléctrico”. (Vázquez Gutiérrez, 2012)

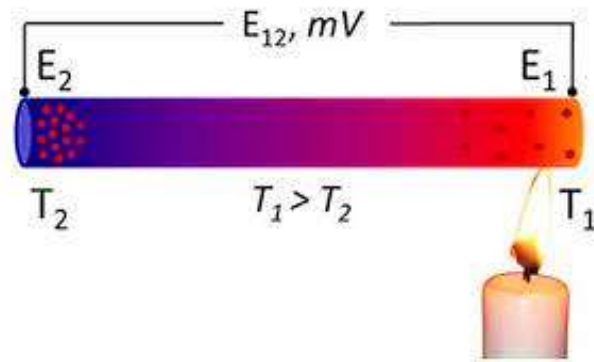


Figura 3 Representación del fenómeno termoeléctrico en un conductor metálico.

2.4 SparkFun Qwiic Thermocouple Amplifier

2.4.1 Descripción

El amplificador de termopar como su nombre lo indica amplifica las señales que obtiene el termopar, debido a que este tiende a detectar la señal con algunas complicaciones, solo se necesita conectar el termopar tipo K al conector PCC que se puede ver en la Figura 4.

“MCP9600 puede leer tanto la temperatura ambiente como la temperatura de cualquier cosa que esté intentando medir. El MCP9600 puede hacer ambas cosas con una resolución de 0,0625 °C y una precisión de ±1,5 °C”. (SparkFun Electronics, s.f.)



Figura 4 Componente amplificador de la señal del termopar (Thermocouple Amplifier)

2.4.2 Características

El amplificador tiene un rango de temperatura que va desde los -200°C a 1350°C, cuenta con cuatro alertas de temperatura, tiene una resolución de 0,0625°C, su conector PCC está diseñado especialmente para termopares de tipo K, cuenta con un puente ADDR para direcciones variables I²C y posee 2 conectores Qwiic en sus costados. Dentro de esta se encuentra el chip convertidor de termopar EMF a temperatura MCP9600 de MicroChip Technology Inc, el cual posee dos sensores de temperatura, uno para el termopar (la unión caliente) y otro para el chip (la unión fría). La alimentación se suministra a través de los conectores Qwiic. Cabezal ubicado en la parte inferior del tablero etiquetado 3V3y GND. El rango de voltaje de entrada debe estar entre 2,7 y 5,5 V, pero no debemos exceder de este voltaje, ya que provocaríamos daños al sistema.

2.5 SparkFun DataLogger IoT

2.5.1 Descripción

El SparkFun DataLogger IoT - 9DoF registra datos de gran variedad de sensores, además que el DataLogger detecta componentes compatibles con Qwiic, estos al conectarse y ser detectados por la tarjeta nos permite acceder a sus configuraciones y todos los registros que estos adquieran automáticamente los sensores Qwiic, serán recopilados y almacenados en archivos de texto, los cuales se guardan en formato CSV y se guardan en una tarjeta microSD.

Es altamente configurable y fácil de usar se debe conectar un cable por la entrada USB-C esta se puede observar en la Figura 5, ya conectada abrimos una terminal serial a 115200 baudios y con esto tendremos acceso a los registros y los menús de configuración.

La descripción que nos proporciona la página es la siguiente:

“El SparkFun DataLogger IoT registra automáticamente datos de IMU, GPS y varios sensores sin necesidad de código. Viene en dos versiones y detecta, configura y registra automáticamente los sensores Qwiic, ideal para capturar grandes cantidades de datos en un archivo CSV o JSON”. (SparkFun Electronics, s.f.)

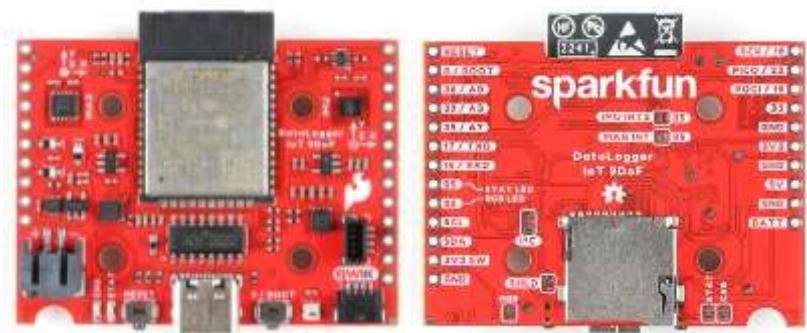


Figura 5 DataLogger IoT almacena los registros y controla a todos los componentes del sistema

2.5.2 Características

Como ya hemos mencionado el Datalogger es una tarjeta con muchas herramientas y funciones es por ello por lo que en la Tabla 1 Características del DataLogger IoT se encuentran algunas de sus características.

Tabla 1 Características del DataLogger IoT

Característica	Detalle
Módulo ESP32-WROOM-32E	- Transceptor WiFi 802.11b/g/n integrado de 2,4 GHz - Configurable a través de CH340C
Rango de voltaje de funcionamiento	3,3 V a 6,0 V (a través de VIN) 5V con USB 3,6 V a 4,2 V con batería LiPo - Cargador LiPo de celda única MCP73831 incorporado - Tasa de carga mínima de 500 mA 3,3 V (a través de 3V3)
Puertos	1 USB tipo C 1x conector estilo JST para batería LiPo 2x Qwiic habilitado I 2 C 1x conector microSD
IMU de 9 ejes	- Acelerómetro y giroscopio (ISM330DHCX) - Magnetómetro (MMC5983MA)
LED	- Cargo (CHG) - Estado (STAT) - WS2812-2020 RGB direccionable
Saltadores	- interrupción IMU - Interrupción del magnetómetro - LED RGB - LED de estado - LED de carga - Resistencias pull-up I 2 C - Escudo USB
Botones	- Reiniciar - Bota

2.6 Estado del arte

Un sistema de caracterización enfocado en el análisis de una hornilla de barro implica considerar diversas variables, siendo las más importantes la temperatura y el tiempo. Estas variables determinan si la hornilla realiza adecuadamente su función de distribuir el calor de la llama de manera eficiente. El objetivo es que la temperatura máxima se alcance en el menor tiempo posible y que, después de apagar el fuego, la hornilla conserve el calor durante un tiempo prolongado. Al analizar y confirmar que el diseño cumple con estos requisitos, se puede asegurar su eficiencia y consumo energético.

Caracterizar el encendido de las hornillas permite identificar patrones de comportamiento que pueden ser utilizados para encontrar errores en el diseño, observar el rendimiento de la hornilla en entornos reales y entender cómo administra la temperatura. Esta caracterización no solo contribuye a la mejora del rendimiento de las hornillas, sino que también tiene implicaciones directas en la reducción del consumo de energía.

En este contexto, las técnicas de inteligencia artificial (IA) y el uso de sensores han emergido como herramientas poderosas para el análisis y la caracterización de dispositivos complejos. La aplicación de IA permite analizar grandes volúmenes de datos y extraer patrones que no serían evidentes mediante métodos tradicionales. Por su parte, el uso de sensores y microcontroladores proporciona una visualización detallada y precisa de las características físicas y térmicas de las hornillas, facilitando un análisis más exhaustivo sin la necesidad de utilizar herramientas más complejas, que requieren un conocimiento más especializado y mayores costos.

La inteligencia artificial, definida como la capacidad de una máquina para imitar el comportamiento humano y pensar racionalmente, se ha convertido en una herramienta crucial en la investigación científica y en diversas aplicaciones industriales. Esta tecnología permite procesar datos de manera eficiente, identificar patrones complejos y tomar decisiones basadas en el análisis de grandes volúmenes de información. Según autores como Russell y Norvig (2021), la IA tiene el potencial de transformar múltiples sectores mediante su capacidad para aprender y adaptarse a nuevas situaciones. El uso de sistemas expertos, una rama de la inteligencia artificial, también es relevante en este contexto. Los sistemas expertos son programas de computadora diseñados para replicar el conocimiento y el razonamiento de un experto humano en un campo específico.

Estos sistemas utilizan una base de conocimientos y un motor de inferencia para tomar decisiones informadas y resolver problemas complejos. Según Giarratano y Riley (2005), los sistemas expertos pueden proporcionar soluciones y observaciones detalladas en áreas donde el conocimiento especializado es crucial. El objetivo de esta revisión del estado del arte es explorar las investigaciones y desarrollos más recientes en el campo de la caracterización del encendido de hornillas utilizando técnicas de IA y modelado en 3D. A través de esta revisión, se pretende identificar las metodologías más efectivas, las tecnologías emergentes y las tendencias actuales en la investigación de este tema, con el fin de establecer una base sólida para el desarrollo del presente proyecto de tesis.

2.6.1 Uso de técnicas de inteligencia artificial (IA):

Actualmente, la inteligencia artificial (IA) está profundamente integrada en nuestra vida cotidiana, funcionando como una herramienta invaluable que ha experimentado un notable auge en la sociedad en los últimos años. Este avance, sin embargo, no está exento de preocupaciones, ya que algunos temen que la IA pueda desplazar a los seres humanos en ciertos empleos. Este miedo, aunque comprensible, surge en gran medida debido a la amplia presencia de la IA en sectores como la salud, las finanzas, el transporte, el comercio electrónico, la educación, la manufactura, la agricultura, el entretenimiento, la seguridad, el marketing, los recursos humanos, la tecnología, e incluso en nuestros hogares. Si bien estos temores son legítimos, los avances en IA también conllevan mejoras significativas en la forma de trabajar, además la IA contribuye a optimizar tiempos y recursos, ofreciendo soluciones más eficientes y análisis más precisos, lo que beneficia tanto a los empleados como a las empresas.

La IA no solo se adapta a múltiples áreas laborales, sino que también está revolucionando sectores enteros mediante su versatilidad. En la medicina, por ejemplo, facilita diagnósticos más rápidos y precisos; en la agricultura, permite una gestión más eficiente de los recursos; en el transporte, impulsa el desarrollo de vehículos autónomos; y en el hogar, nos ofrece asistentes virtuales que automatizan tareas cotidianas, mejorando nuestra calidad de vida. La IA no solo se concibe como una herramienta, sino también como un medio para experimentar e intentar comprender cómo pensamos. Además, va más allá en la creación de entidades y sistemas inteligentes, capaces de superar las habilidades humanas mediante el entrenamiento de patrones a través de algoritmos.

Para comprender el concepto de inteligencia artificial, partimos desglosando ambos términos: según la RAE, "inteligencia" es la capacidad de entender y resolver problemas, así como el conocimiento y habilidad adquiridos. "Artificial" se define como "hecho por el hombre, a menudo imitando o sustituyendo algo natural." Así, la IA se entiende como la disciplina científica enfocada en crear programas informáticos que realicen operaciones comparables a las de la mente humana, como el aprendizaje y el razonamiento lógico.

Los conceptos anteriores nos brindan una mejor comprensión de lo que entiende por IA, a continuación, en la Tabla 2 se presentan otras definiciones dadas por expertos a lo largo del tiempo.

Tabla 2 Definiciones de IA

Nombre del autor	Descripción del autor y contribución	Definición de IA	Cita	Año de la definición
Alan Turing	Alan Turing fue un matemático y lógico británico, considerado el padre de la informática teórica y la IA, propuso el "Test de Turing" para evaluar la inteligencia de una máquina.	"Una máquina de inteligencia artificial es una máquina que puede llevar a cabo cualquier tarea que una persona humana puede hacer."	(Turing, 2023)	1950
John McCarthy	John McCarthy fue un informático estadounidense, pionero de la IA, acuñó el término "inteligencia artificial" y organizó la conferencia de Dartmouth en 1956, considerada el nacimiento oficial de la IA.	"La inteligencia artificial es la ciencia y la ingeniería de crear máquinas inteligentes, especialmente programas de computadora inteligentes."	(Intelligence Definition, 2018)	1956
Marvin Minsky	Marvin Minsky fue un científico cognitivo y cofundador del Laboratorio de IA del MIT, contribuyó significativamente a los campos de la robótica y la IA.	"La inteligencia artificial es la ciencia de hacer que las máquinas realicen tareas que requerirían inteligencia si las hicieran los hombres."	(Kifle, 2024)	1969
Patrick Winston	Patrick Winston fue un profesor de informática en el MIT, conocido por sus trabajos en IA y aprendizaje automático, autor del libro "Artificial Intelligence".	"La inteligencia artificial es el estudio de las ideas que permiten que las computadoras hagan cosas que hagan parecer que las personas son inteligentes."	(Winston, 1977)	1992
Stuart Russell y Peter Norvig	Stuart Russell es profesor de informática en UC Berkeley y autor de varios libros influyentes en IA. Peter Norvig es director de investigación en Google y coautor de "Artificial Intelligence: A Modern Approach".	"La inteligencia artificial se define como el estudio de agentes que reciben percepciones del entorno y realizan acciones."	(Norvig S. R., 2021)	1995

Existen cuatro enfoques para describir la inteligencia artificial. Russell y Norvig agrupan estos enfoques en un diagrama, como se puede observar en la Tabla 3. En la parte superior del diagrama, se encuentran los enfoques que se centran en los procesos de pensamiento y razonamiento, mientras que en la parte inferior se encuentran los enfoques que se enfocan en el comportamiento. En la parte izquierda del diagrama, se sitúa la eficiencia humana, que mide el éxito del desempeño en comparación con el rendimiento humano. En la parte derecha, se mide un desempeño ideal basado en la racionalidad. Dentro de estos enfoques, se encuentran diversas definiciones dadas por distintos autores. (Norvig S. J., 2009).

Tabla 3 Enfoques en la IA

	Eficiencia humana	Racionalidad
Procesos mentales	Pensar como humano	Pensar racionalmente
	“El emocionante nuevo esfuerzo por hacer que las computadoras piensen... maquinas con mentes, en el sentido pleno y literal.” (Haugeland, 1985)	“El estudio de los cálculos que hacen posible percibir, razonar y actuar.” (Winston, 1992)
Conducta	Actuar como humano	Actuar racionalmente
	“El estudio de cómo hacer que las computadoras hagan cosas en las que, en este momento, las personas son mejores.” (Rich y Knight, 1991)	“La Inteligencia Computacional es el estudio del diseño de agentes inteligentes.” (Poole et al; 1998)

Estos enfoques nos ayudan a resolver problemáticas al considerar la inteligencia artificial (IA). Primero, el enfoque de "actuar como humano" está asociado con la prueba de Turing, la cual consistía en evaluar una computadora que, a través de una interfaz de texto, se hacía pasar por un humano. Si lograba convencer a un interlocutor de ser una persona real, pasaba la prueba. Este enfoque se centra en la capacidad de una computadora para imitar el comportamiento humano hasta el punto de aparentar pensar.

El segundo enfoque es "pensar como humano". Este puede ser ambiguo, ya que incluso para nosotros es complicado saber con exactitud cómo pensamos. Esta limitación hace que desarrollar e implementar este enfoque en un programa sea difícil.

El "pensar racionalmente" implica usar la lógica para tomar decisiones y hacer inferencias, mientras que el "actuar racionalmente" requiere tomar acciones para lograr un objetivo. Aunque un sistema realice esto correctamente, hay cosas como los reflejos que no se pueden replicar de forma artificial. De esta forma, se combinan leyes del pensamiento y capacidades cognitivas.

Con estos enfoques, la IA tiene las bases para ser lo que se espera. A través de la imitación y el entrenamiento, tiene la capacidad de aprender, pensar, tomar decisiones y ejecutar ideas. Entender estos enfoques nos permite trabajar adecuadamente con la IA, dependiendo del objetivo. Por ejemplo, no es lo mismo entrenar un modelo para predecir gustos en géneros de películas que entrenar uno para reconocer movimientos de las manos en el lenguaje de señas, aunque ambos utilicen IA.

En el primer caso, solo se necesita encontrar una constante para determinar el patrón y dar una recomendación. En el segundo caso, es más complejo, ya que el modelo debe ver los movimientos de las manos, involucrando componentes externos que le permitan observar.

Transponiendo esta problemática a nuestra investigación, nuestro modelo debe ser capaz de medir las temperaturas de la hornilla dependiendo del momento en el que se encuentre (encendida, apagada o enfriándose). Para que el modelo obtenga esta información, debe tener un sistema compuesto por componentes que le permitan detectar estos datos.

2.6.2 Aprendizaje Automático (Machine Learning)

Rama de la inteligencia artificial que se centra en entrenar a las computadoras a realizar tareas sin necesidad de ser programadas. En lugar de escribir un código detallado para cada tarea, se proporciona a la computadora una serie de datos y se le permite aprender de estos datos a través de la repetición. Las mejoras que proporciona al rendimiento del sistema por medio de métodos computacionales, que desarrolla algoritmos de aprendizaje que construyan modelos a partir de los datos. El algoritmo se entrena con datos, con el fin de obtener el modelo que permite mostrar predicciones en base a las observaciones que obtuvo. En este caso el término modelo es el resultado de lo aprendido, mientras que patrón es el resultado local.

Mitchell (1997) proporciona una definición más formal:

"Se dice que un programa de computadora aprende de la experiencia E para alguna clase de tareas T y medida de rendimiento P, si su rendimiento en las tareas de T, según lo medido por P, mejora con la experiencia E."

Proceso de aprendizaje:

- Asignación de Tareas: Se le da a la computadora una tarea específica.
- Repetición y Experiencia: La computadora realiza la tarea muchas veces, adquiriendo experiencia.
- Medición del Desempeño: Se evalúa cómo de bien realiza la tarea.
- Optimización: La computadora ajusta su enfoque hasta que realiza la tarea de manera óptima.
- Generalización: Una vez que el rendimiento es adecuado, la computadora puede aplicar su aprendizaje a nuevos ejemplos.

El Machine Learning atiende muchas de las necesidades que se presentan al trabajar con grandes cantidades de información, mejorando la precisión y eficiencia al encontrar patrones de comportamiento entre los datos, aumentar la velocidad de ejecución y en realizar tareas repetitivas.

Su aplicación se extiende a diversas áreas de trabajo. En el diagnóstico médico, ayuda a identificar enfermedades a partir de datos médicos. En la robótica, permite a los robots aprender tareas complejas. En el reconocimiento facial y de voz, mejora la precisión.

Es una herramienta valiosa para la búsqueda de información en internet, mejorando los resultados. La recomendación de productos o servicios es muy útil para empresas en línea, captando más clientes al ofrecer productos deseados. Gracias al Machine Learning, los servicios y productos que consumimos son más precisos y eficientes, mejorando nuestra calidad de vida.

2.6.3 Tipos de aprendizaje automático

Existen diferentes enfoques para el aprendizaje automático, cada uno adecuado para diferentes tipos de problemas y datos. Los tres enfoques principales son el aprendizaje supervisado, el aprendizaje no supervisado y el aprendizaje por refuerzo.

Cada uno de estos enfoques tiene sus propias características y aplicaciones, y se utilizan en función de los objetivos específicos y la naturaleza de los datos disponibles.

2.6.3.1 Aprendizaje Supervisado

Técnica en la que el sistema aprende a partir de datos de entrenamiento etiquetados. Esto significa que cada ejemplo en el conjunto de datos de entrenamiento incluye tanto las entradas como las salidas correctas. El objetivo del modelo es aprender una función que mapee las entradas a las salidas deseadas, como clasificación o regresión.

Matlab nos describe al aprendizaje supervisado de la siguiente forma:

“El machine learning supervisado crea modelos predictivos basados en datos conocidos. Utiliza un conjunto de datos de entrada y salidas conocidas para entrenar un modelo que pueda hacer predicciones razonables ante nuevos datos”. (MathWorks, 1994-2024)

Técnicas de clasificación

- Predicen respuestas categóricas, donde los modelos de clasificación se utilizan para predecir respuestas categóricas al clasificar los datos en diferentes categorías o clases. Estos modelos analizan las características de entrada y las asignan a una clase específica.

Técnicas de regresión

- Predicen respuestas de valores numéricos continuos, los modelos que genera analizan la relación que existe entre una o varias variables de entrada y una de salida continua.

Características principales:

- Datos etiquetados: Se utiliza un conjunto de datos en el que las entradas están asociadas a salidas conocidas.
- Problemas de regresión y clasificación: Se aplica comúnmente a problemas de regresión (predicción de valores continuos) y clasificación (asignación de etiquetas a categorías).
- Regresión lineal: Es una técnica comúnmente utilizada en el aprendizaje supervisado, donde se modela la relación entre dos variables. En la regresión lineal, se asume que un cambio en una variable causa un cambio proporcional en otra variable.

Ejemplo: Si se tienen datos históricos de ventas (entradas) y se quiere predecir las ventas futuras (salidas), se entrenaría el modelo con estos datos para aprender la relación entre las entradas y las salidas.

2.6.3.2 Aprendizaje No Supervisado

Técnica en la que el sistema intenta encontrar patrones en datos no etiquetados. A diferencia del aprendizaje supervisado, aquí no hay salidas correctas proporcionadas; el modelo debe descubrir la estructura subyacente en los datos por sí mismo. Busca patrones ocultos en los datos sin la necesidad de etiquetas, como en el agrupamiento.

En el caso del aprendizaje no supervisado Matlab lo describe como:

“El aprendizaje no supervisado encuentra patrones en datos sin respuestas etiquetadas. El agrupamiento, la técnica más común, se usa en análisis de datos para encontrar patrones ocultos”. (MathWorks, 1994-2024)

Características principales:

- Datos no etiquetados: Se utiliza un conjunto de datos en el que solo se proporcionan las entradas, sin salidas conocidas.
- Agrupamiento (Clustering): Es una técnica que agrupa datos en categorías basadas en similitudes. Por ejemplo, el algoritmo K-means agrupa los datos en k clústeres.
- Análisis de componentes principales (PCA): Reduce la dimensionalidad de los datos agrupando columnas, lo cual es útil para identificar las variables más importantes.

Ejemplo:

Si se tiene un conjunto de datos de clientes de una tienda, se puede utilizar el aprendizaje no supervisado para agrupar a los clientes en diferentes segmentos según sus comportamientos de compra.

El diagrama de la Figura 6 muestra de una manera más simple los tipos de técnicas de aprendizaje y lo que estas pueden obtener.

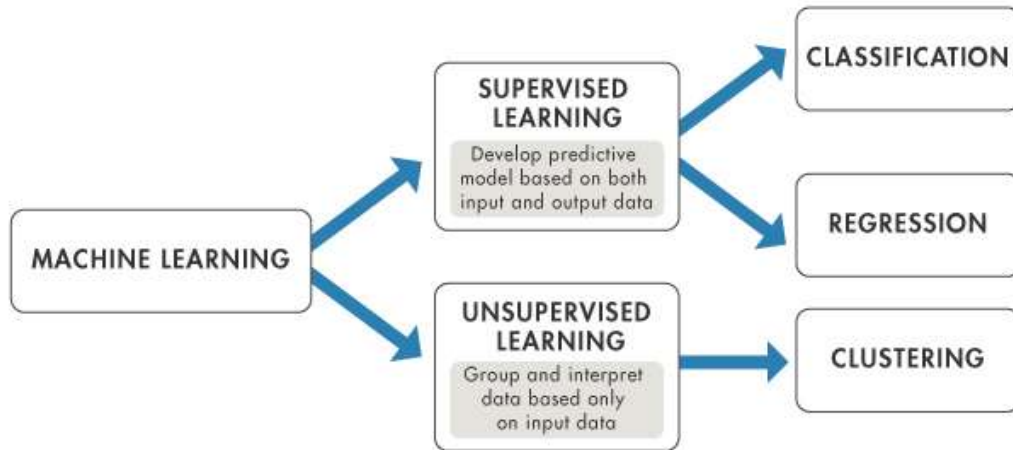


Figura 6 Técnicas de aprendizaje en el Machine learning

2.6.3.3 Aprendizaje Reforzado

El aprendizaje reforzado es una técnica en la que un agente aprende a tomar decisiones mediante la interacción continua con su entorno. El agente recibe recompensas o penalizaciones en función de las acciones que realiza, y su objetivo es maximizar la recompensa acumulada a lo largo del tiempo.

Cuando se simplifican muchos escenarios en entornos más complejos, a menudo surge la necesidad de introducir múltiples actores en el sistema, formando lo que se conoce como entornos multiagente. En estos sistemas multiagente, los agentes no solo deben interactuar con su entorno, sino también tomar decisiones en presencia de otros actores. Esto plantea el problema de planificación multiagente, donde los agentes deben coordinar y sincronizar sus acciones para lograr un objetivo común. La resolución de estos problemas depende de la relación entre los agentes y el entorno, y existen diversas técnicas para abordar estos desafíos, adaptadas a las características específicas de los actores involucrados.

Características principales del aprendizaje reforzado:

- Interacción con el entorno: El agente aprende mediante prueba y error, interactuando de forma continua con el entorno y otros actores en escenarios multiagente.
- Señal de recompensa: El agente recibe retroalimentación en forma de recompensas o penalizaciones que guían su aprendizaje.

- Enfoque experimental: El agente explora diferentes acciones y aprende de los resultados de estas para mejorar su rendimiento.

Ejemplo: Un robot que aprende a navegar en un laberinto. Cada vez que el robot se mueve en la dirección correcta, recibe una recompensa; si se mueve en la dirección incorrecta, recibe una penalización. Con el tiempo, el robot aprende el camino óptimo para salir del laberinto, incluso cuando interactúa con otros actores en el entorno.

2.6.4 Modelos de Machine Learning

MATLAB ofrece una amplia gama de modelos de machine learning, cuyo uso depende tanto de la naturaleza de los datos como del objetivo que se pretende alcanzar con el análisis. La elección del modelo adecuado se basa en factores como la estructura de los datos (si son numéricos, categóricos, o secuenciales), el tipo de problema (clasificación, regresión, clustering, etc.) y la precisión esperada en los resultados. Dado que no existe un único algoritmo que funcione de manera óptima para todos los problemas, es fundamental probar distintos modelos y comparar su rendimiento, ya sea mediante la precisión de la predicción, la capacidad de generalización o la eficiencia computacional. Entre los algoritmos más destacados y frecuentemente utilizados en MATLAB se incluyen:

2.6.4.1 Clasificador de Árboles de Decisión

También conocidos como árboles de clasificación y árboles de regresión, estos clasificadores tienen la función de predecir respuestas a partir de los datos con los que han sido entrenados. Su estructura está compuesta por nodos, donde cada uno representa una característica específica del conjunto de datos, y ramas que simbolizan los resultados de las pruebas aplicadas a dichas características. Al final de cada rama se encuentran las hojas, que corresponden a las etiquetas de clase o resultados finales. Los árboles de decisión son herramientas muy poderosas dentro del aprendizaje automático (machine learning), gracias a su capacidad para manejar grandes volúmenes de datos y ofrecer interpretaciones claras y visuales de los resultados. Además, su aplicación se extiende a una amplia variedad de contextos, tanto industriales como científicos.

Estos modelos representan una función a través de vectores que simbolizan los atributos o etiquetas obtenidas, culminando en un único valor de salida, es decir, la decisión final. Para llegar a esta decisión, los datos pasan por una secuencia de pruebas desde la raíz del árbol, hasta que, tras una

serie de clasificaciones, se llega a una hoja. Un árbol de decisión booleano es equivalente a una declaración lógica de la forma: Salida $\Leftrightarrow (Ruta_1 \vee Ruta_2 \vee \dots)$, donde cada $Ruta_i$ es una conjunción de la fórmula:

$$(A_m = v_x \wedge A_n = v_y \wedge \dots)$$

(1)

Donde $A_m = v_x$ representa la primera condición, $A_n = v_y$ representa la segunda condición y el símbolo $\wedge$ significa "y", por lo que ambos deben ser ciertos. (Norvig S. R., 8 Mayo 2020)

2.6.4.1.1 Funcionamiento y criterios

El algoritmo de árbol de decisión opera dividiendo el conjunto de datos de manera repetida en función de un criterio que maximiza la separación entre las clases. Este criterio comúnmente utiliza la ganancia de información para minimizar la entropía, lo que permite construir una estructura jerárquica en forma de árbol. Dicho árbol guía las decisiones desde el nodo raíz hasta los nodos hoja, los cuales contienen las respuestas finales.

El proceso consiste en subdividir el conjunto de datos en subconjuntos más pequeños, buscando que estos resulten lo más homogéneos posible. Esta división se realiza de manera recursiva hasta cumplir un criterio de parada, como cuando un nodo hoja contiene datos suficientemente puros o homogéneos. El modelo resultante puede predecir la clase de nuevos datos basándose en sus características, utilizando las reglas de decisión representadas en el árbol. Gracias a su estructura visual y su interpretación sencilla, los árboles de decisión son especialmente útiles para problemas de clasificación.

La clasificación mediante árboles de decisión se basa en algoritmos que dividen los datos en subconjuntos de forma recursiva, generando sucesivas divisiones hasta lograr la clasificación final. Para determinar las divisiones óptimas, existen distintos algoritmos que miden la reducción de incertidumbre en cada paso.

Entre ellos, el algoritmo de ganancia de información (o entropía) evalúa cuánto se reduce la incertidumbre al segmentar el conjunto de datos en subconjuntos. Asimismo, el índice Gini también mide la pureza de las divisiones, aunque su cálculo es diferente y ofrece otra forma de seleccionar la mejor partición. (Zhou, 6 Junio 2012)

Ganancia de Información (Información Entropy)

Dado el conjunto de entrenamiento D , la entropía se define como:

$$\text{Ent}(D) = - \sum_{y \in Y} P(y | D) \log P(y | D)$$

(2)

Cuando el conjunto de entrenamiento D se divide en subconjuntos $D_1, \dots, D_k$, la entropía se reduce y esta reducción es la ganancia de información. se representa así:

$$G(D; D_1, \dots, D_k) = \text{Ent}(D) - \sum_{i=1}^k \frac{|D_k|}{|D|} \text{Ent}(D_k)$$

(3)

- $\text{Ent}(D)$: Representa la "entropía" o cantidad de desorden en el conjunto de datos original D .
- $\sum_{i=1}^k \left[\frac{|D_k|}{|D|} \right] \text{Ent}(D_k)$: Representa el desorden (entropía) promedio después de dividir D en subconjuntos $D_1, D_2, \dots, D_k$.

Índice de Gini

$$G_{\text{gini}}(D; D_1, \dots, D_k) = I(D) - \sum_{i=1}^k \frac{|D_k|}{|D|} I(D_k)$$

(4)

donde:

$$I(D) = 1 - \sum_{y \in Y} P(y | D)^2$$

(5)

- $I(D) = 1 - \sum_{y \in Y} P(y | D)^2$: Es la "impureza de Gini" del conjunto de datos original D . Calcula qué tan mezcladas están las clases dentro de D .
- $\sum_{i=1}^k \left[\frac{|D_k|}{|D|} \right] I(D_k)$: Es el promedio de la impureza de Gini de los subconjuntos $D_1, D_2, \dots, D_k$ después de dividir el conjunto de datos.

Durante la creación de un árbol de decisión, pueden surgir cuatro situaciones en los nodos a lo largo del proceso de partición recursiva. A continuación, se presenta un pseudocódigo proporcionado en el artículo Machine Learning Algorithms (Mahesh, Enero 2019) que ilustra este proceso:

```
def decisionTreeLearning(examples, attributes, parent_examples):  
  
    if len(examples) == 0:  
  
        return pluralityValue(parent_examples) # No hay datos de entrenamiento restantes  
  
    elif len(attributes) == 0:  
  
        return pluralityValue(examples) # No quedan atributos para dividir  
  
    elif all examples classify the same:  
  
        return their classification # Todos los ejemplos tienen la misma clasificación  
  
    A = max(attributes, key(a) = importance(a, examples)) # Selecciona el mejor atributo  
  
    tree = new Tree(root = A)  
  
    for value in A.values():  
  
        exs = examples[e.A == value]  
  
        subtree = decisionTreeLearning(exs, attributes.remove(A), examples)  
  
        tree.addSubtreeAsBranch(subtree, label = (A, value))  
  
    return tree
```

Parámetros del Algoritmo

La función decisionTreeLearning utiliza tres parámetros clave:

- examples: El conjunto de ejemplos que se emplearán para construir el árbol.
- attributes: El conjunto de atributos que se utilizarán para dividir los ejemplos.
- parent_examples: El conjunto de ejemplos del nodo padre, que se emplea para determinar el valor mayoritario en caso de no haber ejemplos en el nodo actual.

Casos en la Construcción del Árbol

El proceso de construcción del árbol contempla cuatro posibles casos que pueden presentarse en los nodos:

- Sin ejemplos restantes:
Cuando no hay ejemplos para una combinación específica de valores de atributos, el nodo recibe el valor mayoritario de su nodo padre. Si el conjunto actual de ejemplos está vacío, el algoritmo retorna el valor mayoritario de los ejemplos del nodo padre.
- Sin atributos restantes, pero con ejemplos contradictorios:
Si ya no quedan atributos para dividir, pero los ejemplos aún presentan diferentes clasificaciones, el nodo recibe el valor mayoritario de los ejemplos restantes. Esto puede ocurrir debido al ruido en los datos o a la falta de observación de algún atributo importante.
- Nodos homogéneos:
Si todos los ejemplos en un nodo tienen la misma clasificación, ese nodo se convierte en un nodo hoja. En este caso, el árbol retorna dicha clasificación sin necesidad de continuar dividiendo.
- Nodos mixtos o elección del mejor atributo:
Si los ejemplos en un nodo son heterogéneos, se selecciona el mejor atributo para realizar la división. La selección se basa en una función que mide la "importancia" de cada atributo, siendo A el atributo con mayor importancia. Esta importancia se calcula mediante una función de ganancia de información.

Creación y recursión del nodo

El algoritmo crea un nuevo nodo en el árbol utilizando el atributo seleccionado A como la raíz del nodo. A partir de allí, se itera sobre los posibles valores de A, seleccionando los ejemplos correspondientes para cada valor. Luego, la función se llama recursivamente para construir subárboles utilizando estos ejemplos, eliminando el atributo A del conjunto de atributos disponibles. Finalmente, se añade cada subárbol como una rama del nodo actual.

Retorno del Árbol

Una vez completado el proceso de construcción, el árbol final es retornado y estará listo para predecir la clase de nuevas instancias.

2.6.4.1.2 Aplicaciones y uso en Matlab

En Matlab, los árboles de decisión se encuentran dentro del Machine Learning Toolbox, en donde se encuentran los árboles Statistics, estos son binarios, donde cada predicción implica la comprobación del valor de una variable. Ofreciendo tanto árboles de clasificación para respuestas nominales como árboles de regresión para respuestas numéricas.

Estos modelos son fundamentales en aplicaciones que requieren decisiones interpretables y precisas, como en el campo de la salud. Partiendo como ejemplo la clasificación binaria, se debe considerar para la toma de decisiones la pregunta "¿Es esta instancia positiva?" Como su nombre lo intuye, un árbol de decisión toma decisiones basadas en estructuras de árbol, en el cual se comienza a ramificar a partir de un nodo raíz, para posteriormente pasar por múltiples nodos internos y múltiples nodos hoja.

2.6.4.1.3 Tipos de Árboles de Decisión

Existen diferentes tipos de árboles de decisión, como los árboles coarse, medium y fine. Los árboles coarse son poco profundos y capturan patrones generales durante el entrenamiento, mientras que los medium y fine varían en profundidad y detalle, permitiendo un equilibrio entre la complejidad del modelo y la captura precisa de patrones importantes en los datos.

Los árboles de decisión son herramientas poderosas en machine learning debido a su capacidad para manejar grandes volúmenes de datos, interpretar resultados de manera intuitiva y aplicarse en una variedad de contextos industriales y científicos.

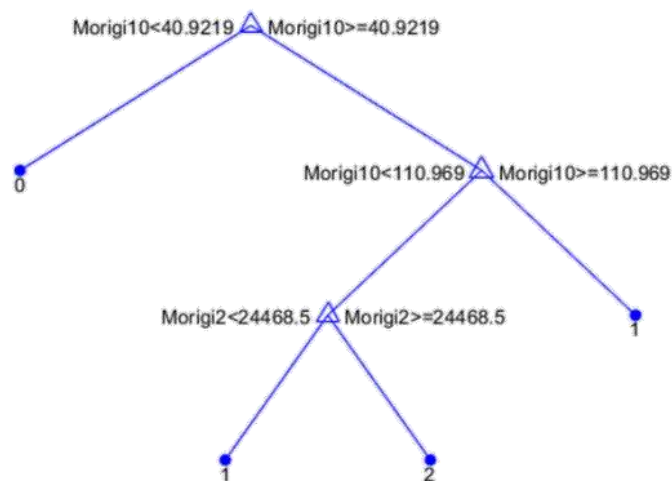


Figura 7 Decision Tree Coarse

2.6.4.1.4 Componentes y visualización

En la Figura 7 se puede observar un árbol coarse este tipo de árbol es caracterizado por ser poco profundo, por lo que tienden a ser mucho más simples y generales, lo que provoca que se centren en capturar datos más generales al momento del entrenamiento. Los árboles de decisión se componen de nodos de decisión, representados por triángulos que evalúan características específicas con valores particulares. Las ramas conectan estos nodos y representan los posibles valores o rangos de las características, mientras que los nodos hoja, representados por círculos con etiquetas, indican las decisiones finales o clasificaciones obtenidas al seguir las ramas desde la raíz hasta las hojas.

Componentes del árbol de decisión

- **Nodos de Decisión (Triángulos):** Representan puntos donde se toma una decisión basada en una característica específica y su valor. Por ejemplo, $Morigi10 < 40.9219$ significa que se está evaluando si la característica Morigi10 es menor que 40.9219.
- **Ramas (Líneas):** Conectan los nodos y representan los posibles valores o rangos de las características.
- **Nodos Hoja (Círculos con Etiquetas):** Representan las clasificaciones finales o las decisiones tomadas después de seguir las ramas desde la raíz hasta las hojas. En la imagen, los nodos hoja están etiquetados con valores "0"(apagado), "1"(encendido), "2"(enfriamiento), que representan diferentes clases.

El árbol de decisión divide repetidamente el conjunto de datos en subconjuntos más pequeños basados en valores de características específicas, cada división se realiza de tal manera que maximiza la separación de las diferentes clases en el conjunto de datos.

2.6.4.2 Modelos lineales

Son modelos matemáticos y estadísticos que describen la relación entre una o más variables independientes y una variable dependiente mediante una combinación lineal de los parámetros del modelo. Estos modelos son ampliamente utilizados debido a su simplicidad y eficacia en problemas de predicción y clasificación.

2.6.4.2.1 Regresión Lineal

Los modelos lineales son los métodos paramétricos más simples y se utilizan cuando el objetivo es continuo. La regresión lineal predice un valor basado en una combinación lineal de las características de entrada. La fórmula básica es:

$$y = \alpha_0 + \sum_{i=1}^m \alpha_i x_i$$

(6)

Componentes:

- y : El valor predicho (por ejemplo, el precio de la casa).
- α_0 : La intersección con el eje y , que es un valor constante.
- α_i : Los coeficientes que determinan la importancia de cada característica.
- x_i : Las características del dato (como el tamaño de la casa, el número de habitaciones, etc.).
- m : El número total de características.
- $\sum$: La suma de todos los productos de las características y sus coeficientes.

Aunque es un modelo simple, puede ser muy efectivo para muchos problemas, pero tiene limitaciones en su capacidad para capturar relaciones no lineales.

En la Figura 8 se muestra una gráfica de regresión lineal en donde los puntos azules representan los datos, donde X es la variable independiente y Y es la variable dependiente. La línea roja representa la línea de regresión lineal que mejor se ajusta a los datos.

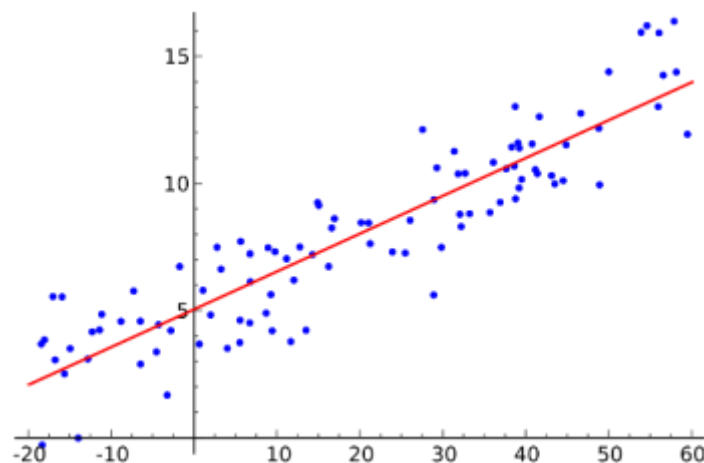


Figura 8 Diagrama de Regresión Lineal

Esta línea se determina mediante la minimización de la suma de los cuadrados de las diferencias (errores) entre los valores observados y los valores predichos por la línea. La regresión lineal permite entender la relación entre las variables y cómo una variable independiente afecta a la variable dependiente.

2.6.4.2.2 Regresión Logística

La regresión logística es útil para problemas donde la variable dependiente tiene un número limitado de valores distintos. Este modelo calcula la probabilidad de que un dato pertenezca a una clase específica. La fórmula básica es:

$$p(1|x, \alpha) = \frac{1}{1 + e^{-(\alpha \cdot x)}}$$

(7)

El objetivo de esta fórmula es estimar la probabilidad de que un dato pertenezca a una categoría específica (como sí o no).

Componentes:

- x : El conjunto de características del dato.
- α : Los coeficientes del modelo que determinan la importancia de cada característica.
- e : La base del logaritmo natural, aproximadamente 2.71828.
- $\alpha \cdot x$: El producto de las características y sus coeficientes, que es un número.
- $(\alpha \cdot x)$: El transpuesto del producto, que sigue siendo un número.

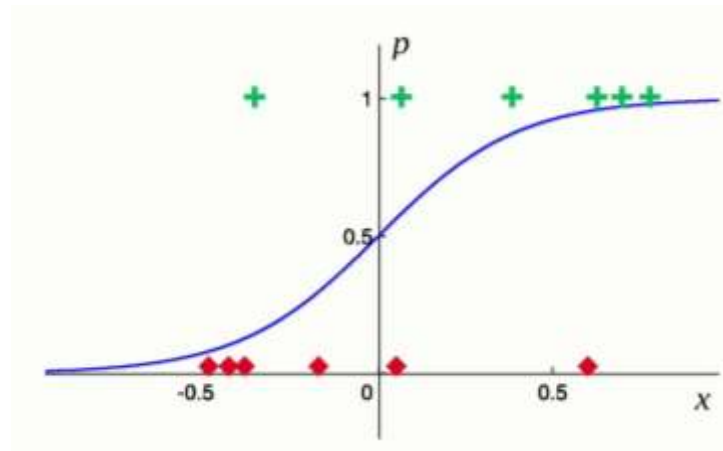


Figura 9 Diagrama de Regresión Logística

En la Figura 9 se muestra un ejemplo de regresión lógica, en donde en la parte superior y dirigido al eje de x se ve una mayor concentración de figuras verdes que representan las predicciones positivas mientras que las rojas son las predicciones negativas.

2.6.4.3 K-Neighbors Classifier

El algoritmo k-vecinos más cercanos (k-NN) clasifica los datos basándose directamente en los datos de entrenamiento, sin construir un modelo previo. La lógica detrás de este método es que los puntos de datos cercanos en el espacio de características probablemente pertenecen a la misma categoría. Es sencillo y efectivo para muchos problemas, especialmente cuando el conjunto de entrenamiento es grande.

En la Figura 10 se observan los puntos representados por límites de colores de una muestra, y la etiqueta predicha de cualquier punto nuevo, este es un punto de datos que aún no ha sido clasificado. Después de aplicar el algoritmo K-NN, el nuevo punto de datos (punto morado) se clasifica como perteneciente a la Categoría A (puntos turquesa). La asignación de la categoría se determina por la cercanía que exista entre un vecino da datos, donde el nuevo punto de datos se clasifica en la categoría a la que pertenece la mayoría de sus vecinos más cercanos. Siendo un algoritmo simple e intuitivo, donde los resultados de la clasificación son fácilmente interpretables ya que se basan en la proximidad de los datos.

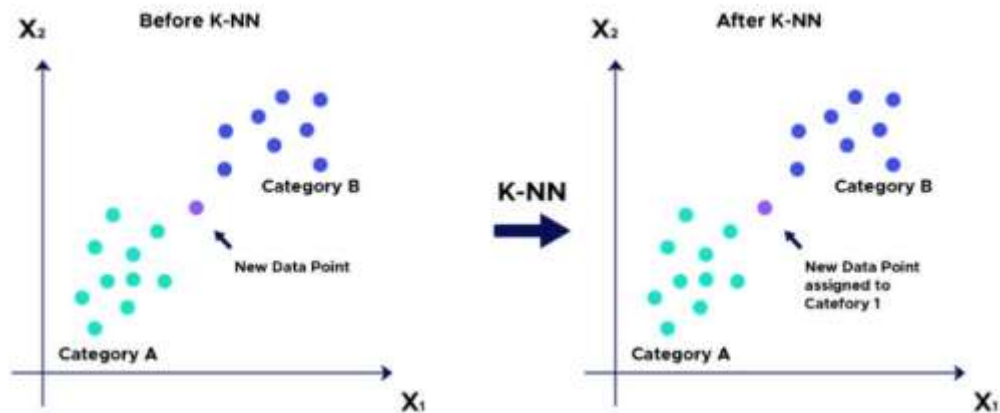


Figura 10 Diagrama K-Neighbors Classifier

2.6.4.4 Support Vector Machine (SVM)

Las máquinas de vectores de soporte (SVM) construyen límites de separación óptimos entre conjuntos de datos resolviendo un problema de optimización. Estos algoritmos pueden manejar diversos grados de no linealidad y flexibilidad. Aunque SVMs son muy efectivos, solo proporcionan una clasificación binaria sin probabilidades de pertenencia a clases.

En la Figura 11 muestra un ejemplo de clasificación binaria usando SVM, en donde los puntos azules y verdes representan de forma independiente una clase de datos. Si nos centramos en el hiperplano (línea roja), representado por la ecuación $w \cdot x - b = 0$, simboliza una línea de decisión que separa los dos conjuntos de datos en el espacio de características. Se busca que el hiperplano que maximiza el margen entre las dos clases de datos.

Al hacer esto, minimiza el error de clasificación y mejora la precisión del modelo al clasificar nuevos datos. Los vectores de soporte son fundamentales en este proceso, ya que son los puntos que están más cerca del hiperplano y, por lo tanto, son los que más influyen en su posición y orientación.

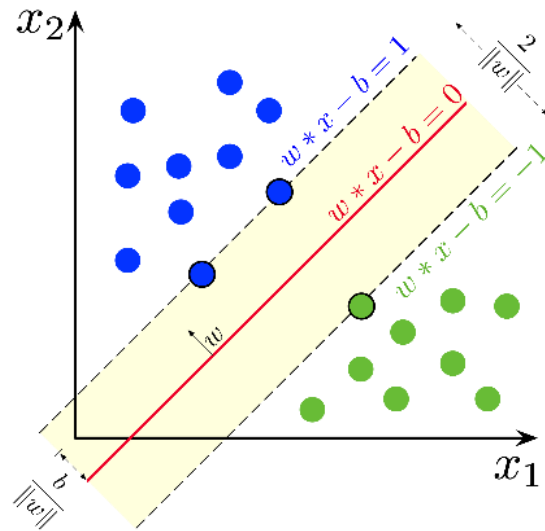


Figura 11 Diagrama Support Vector Machine (SVM)

2.6.5 Sistemas inteligentes

El diseño de sistemas inteligentes está muy relacionado a la IA ya que comparten características siendo el aprendizaje, el razonamiento y la adaptación, pero estos también necesitan de la ontología general y se debe considerar el medio ambiente con el que trabajaran.

La ontología en el campo filosófico se define como "Una ontología es la explicación sistemática de la existencia y está relacionada con el estudio del ente, la comprensión del ser y la existencia humana."

En el campo informático y de representación del conocimiento es descrita como:

"una representación explícita de una conceptualización cognitiva, es decir, la descripción de los componentes de conocimiento relevantes en el ámbito de la modelización". (Breuker, 1999).

Las ontologías se pueden clasificar por medio de:

- Su nivel de generalidad
- Tipo de estructura de conceptualización
- Aspectos del mundo real que modelan

Todas ellas tienen definiciones específicas variando según el enfoque y nivel de detalle de cada categoría; pero basándonos en la segunda clasificación siendo por su tipo de estructura de conceptualización podríamos enfocarnos en la definición de ontología general en el contexto de los sistemas inteligentes esta alude a todo aquello que forma parte del dominio de conocimiento que un sistema puede reconocer e interpretar de su entorno. Es decir, la ontología general representa el conjunto completo de conceptos, relaciones y entidades que el sistema es capaz de comprender y procesar. Como segunda característica a considerar para el diseño de un sistema inteligente es el ambiente, este se clasifica según sus características: Accesibilidad, previsibilidad, divisibilidad. Actividad e intervalo. Estas características definen el grado en que el sistema puede percibir, comprender y anticipar el estado del ambiente, lo cual impacta directamente en su capacidad para elegir las acciones más adecuadas. Un ambiente ideal para un sistema inteligente sería aquel que fuese completamente accesible, determinístico, no episódico, estático y discreto, permitiéndole operar de manera óptima.

2.6.6 Sistemas expertos

Anteriormente hablamos de los sistemas inteligentes es por ello que se presenta una comparación detallada entre sistemas inteligentes y sistemas expertos, destacando sus diferencias y similitudes fundamentales. Expertos definen a un sistema experto como:

"Programa de computadora diseñado para simular el juicio y el comportamiento de un ser humano o una organización que tiene conocimiento y experiencia en un campo particular" (Feigenbaum, 1984).

"Programas de computadora que emulan el proceso de toma de decisiones de un experto humano en un dominio específico. Utilizan una base de conocimientos y un motor de inferencia para proporcionar soluciones a problemas complejos" (Buchanan & Shortliffe, 1984).

Con base a todo lo anterior y desde el enfoque de este proyecto, se propone la siguiente definición:

Un sistema experto es un sistema diseñado para replicar el trabajo de un experto humano en un campo específico. Utiliza una base de conocimientos y un motor de inferencia para adquirir el razonamiento necesario para la toma de decisiones. Aunque no es completamente autónomo y depende de actualizaciones, un sistema experto correctamente entrenado puede proporcionar soluciones y observaciones complejas.

Tabla 4 Cuadro comparativo entre sistemas expertos y sistemas inteligentes

		Sistemas inteligentes	Sistemas expertos
D i f e r e n c i a s	Definición y propósito	Son sistemas que utilizan técnicas de IA para imitar capacidades cognitivas humanas como el aprendizaje, la adaptación y la toma de decisiones en situaciones complejas y variables.	Son un tipo específico de sistema inteligente diseñado para replicar la experiencia y el conocimiento de un experto humano en un dominio particular, ofreciendo recomendaciones o soluciones a problemas específicos.
	Técnicas utilizadas	Pueden emplear una variedad de técnicas de IA, incluyendo redes neuronales, algoritmos genéticos, lógica difusa y aprendizaje automático, entre otros.	Principalmente utilizan reglas basadas en el conocimiento, bases de datos hechos y motores de inferencia para emular el proceso de tomas de decisiones de un experto humano.
	Capacidad de aprendizaje	A menudo tienen la capacidad de aprender y mejorar con el tiempo mediante técnicas de aprendizaje automático.	Generalmente no aprenden por sí mismos, dependen de la actualización manual de su base de conocimientos por parte de expertos humanos.
	Flexibilidad y adaptabilidad	Son más adaptables a cambios en el entorno y pueden manejar problemas complejos y no estructurados.	Son más rígidos y se centran en problemas específicos dentro de un dominio bien definido, su capacidad para manejar situaciones imprevistas o desconocidas es limitada.
	Ámbito de aplicación	Pueden aplicarse en una amplia gama de áreas, desde la visión por computadora y el procesamiento del lenguaje natural hasta la robótica y la toma de decisiones en tiempo real.	Se utilizan principalmente en dominios específicos como la medicina, la ingeniería, las finanzas y la consultoría, donde se necesita replicar el conocimiento experto.
S i m i l i t u d e s	Objetivo común	Ambos tipos de sistemas buscan mejorar la toma de decisiones y la eficiencia en la resolución de problemas complejos.	
	Uso de conocimiento	Ambos dependen de una base de conocimiento para operar, en los sistemas inteligentes. Esta base puede ser dinámica y aprendida, mientras que en los sistemas expertos, es estática y proporcionada por expertos humanos.	
	IA como fundamento	Ambos sistemas se basan en técnicas de IA para imitar aspectos del pensamiento y la toma de decisiones humanas.	
	Automatización de tareas	Tanto los sistemas inteligentes como los sistemas expertos están diseñados para automatizar tareas de otro modo requerirían intervención humana, mejorando así la eficiencia y reduciendo errores.	
	Interacción con usuarios	Ambos pueden interactuar con usuarios humanos para recibir datos de entrada y proporcionar recomendaciones y soluciones.	

La comparación mostrada en la Tabla 4 Cuadro comparativo entre sistemas expertos y sistemas inteligentes, permite comprender las diferencias que existen entre ambos sistemas desde la perspectiva de sus técnicas y aplicaciones, pero también se muestra los objetivos comunes que complementan sus capacidades para mejorar la toma de decisiones y la eficiencia en diversos dominios.

2.6.6.1 Características de los sistemas expertos

No se tiene un conceso general para todos los sistemas expertos, puesto a que como hemos mencionado anteriormente depende al enfoque en el que se esté ocupando, teniendo diversas propuestas que abordan enfoques con respecto a las características que presentan los expertos del área a trabajar. Las características más comunes son:

- Dominio del conocimiento en el área de especialización
Delimita el campo de conocimiento siendo más eficaz al brindar soluciones en el área identificada.
- Estrategia de resolución de problemas
Se centra en el control del sistema que es el motor de inferencia.
- Capacidad de explicar sus conclusiones y el proceso de razonamiento
Evalúa la fidelidad del sistema en función de:
 - Capacidad de explicar cómo extrajo sus conclusiones a partir de los datos proporcionados.
 - Capacidad de explicar por qué necesita un dato en particular
 - Capacidad de explicar por qué no ha llegado a una determinada conclusión
- Procesamiento simbólico
Técnica útil pero imprecisa para manipular conocimientos, es útil cuando los fenómenos son complejos y difíciles de representar de manera regular.

2.6.6.2 Arquitectura de los sistemas expertos

Su composición se conforma por entradas, salidas, datos, algoritmos y sentencias de control.

- Las entradas son los datos que se le dan al sistema para su procesamiento.
- Las salidas son los resultados generados por el sistema después de procesar las entradas.

- Los datos pueden ser constantes (valores fijos que no cambian) o variables (valores que pueden cambiar durante el procesamiento).
- Algoritmos, son procedimientos o formulas utilizados para procesar los datos de entrada y generar las salidas. Estos pueden ser lógicos o aritméticos, los lógicos se basan en reglas y lógica, como "si la temperatura es mayor que X, entonces...", mientras que los aritméticos involucran cálculos matemáticos, como el cálculo del tiempo de enfriamiento basado en la diferencia de temperatura.
- Las sentencias de control son estructuras que controlan el flujo de ejecución de los algoritmos, determinando cuándo y cómo se ejecutan ciertas partes del programa.
- Finalmente, la unidad integrada es la unión de todos los componentes antes mencionados funcionando juntos de forma coherente para lograr los objetivos del sistema experto.

Una forma de representar la relación que estos generan seria:

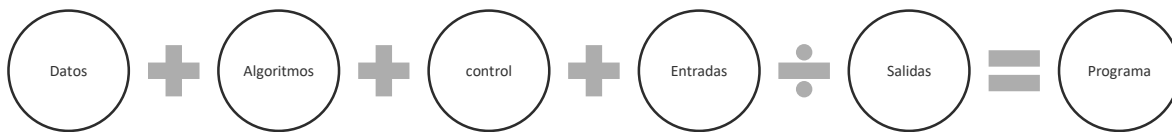


Figura 12 Sentencias de control

Los datos que se ingresan al sistema son manipulados de la siguiente forma:

- Base de hechos: son los datos específicos que describen el problema que el sistema experto está intentando resolver. En este caso, la base de hechos se obtiene a partir de la lectura de los sensores, estos datos se traspasan a un libro de Excel donde lo que se almacena son las lecturas de temperatura y tiempo de la hornilla.
- Base de Conocimientos: contiene el conocimiento general incluyendo reglas e información sobre cómo resolver problemas dentro de ese dominio. La base de conocimientos de nuestro sistema también se le hicieron mejoras para que el sistema interpretara las lecturas de temperatura para determinar si la hornilla está encendida, apagada o enfriándose.
- Motor de Inferencia: componente que actúa como el "cerebro" del sistema experto. Selecciona y aplica las reglas de la base de conocimientos a los datos en la base de hechos.

Utilizado para aplicar las reglas de la base de conocimientos para analizar las lecturas de temperatura y determinar el estado actual de la hornilla.

- Entradas y Salidas: datos que el sistema recibe para procesar (por ejemplo, tiempo y temperatura), y las salidas son los resultados que el sistema produce (por ejemplo, el tiempo de enfriamiento).

De esta forma tenemos los elementos básicos que componen la arquitectura de un sistema experto

- Motor de inferencia (MI)
- Base de hechos (BH).
- Base de conocimiento (BC)
- Los módulos de comunicación o de entrada/salida que se subdivide en:
 - El módulo de consulta o del usuario (Interfaz de usuario).
 - El módulo de trabajo o del experto (Interfaz de experto).

La Figura 13 Muestra un modelo que explica de forma más definida como está estructurada la arquitectura de un sistema experto. (CHICAS VILLEGAS et al, 2004)

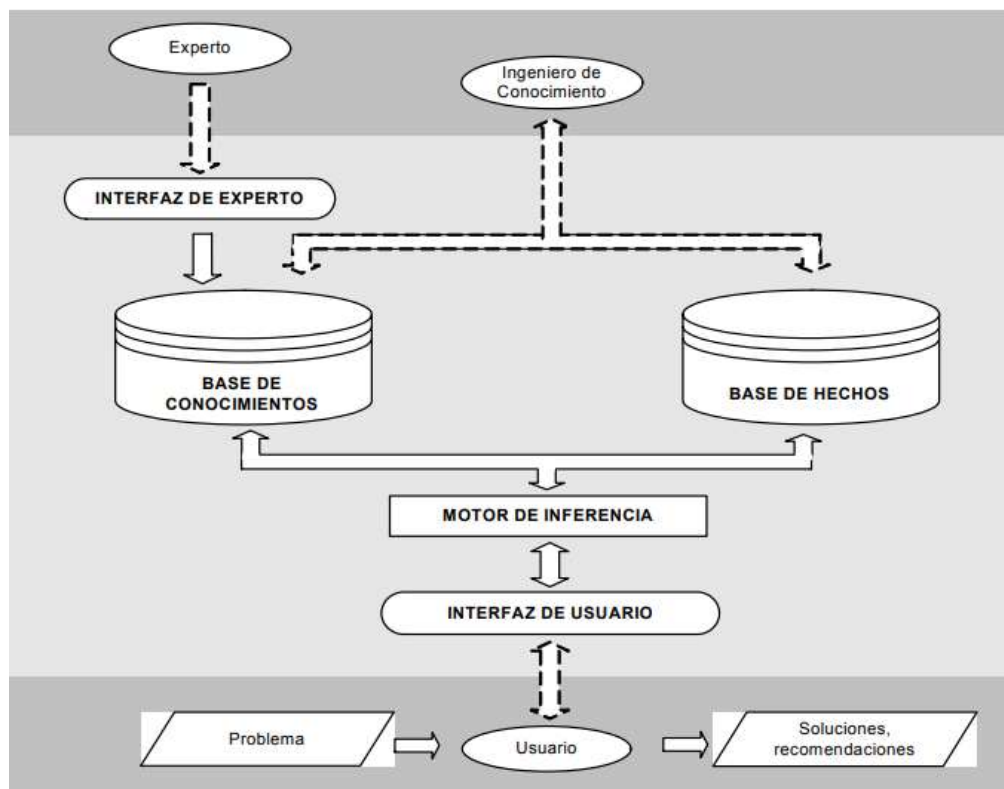


Figura 13 Arquitectura de un sistema experto

2.6.7 Sistema de caracterización

Este proyecto está enfocado en un sistema de caracterización del encendido de una hornilla, el cual se encuentra compuesto por los siguientes componentes:

- Sensores de Temperatura: Para recopilar datos de la hornilla.
- Procesamiento de Datos: Los datos de los sensores se procesan para identificar patrones y características específicas.
- Base de Conocimiento: Los resultados procesados se almacenan y utilizan para entrenar un modelo de inteligencia artificial.
- Modelo de Machine Learning: Entrenado para analizar y caracterizar el comportamiento de la hornilla basándose en los datos recopilados y procesados.

El desarrollo de este sistema contempla a los dos sistemas antes mencionados, siendo la unión de un sistema inteligente y uno experto, ya que se utiliza una base de conocimientos y aplica reglas (a través de modelos de machine learning) para analizar datos y tomar decisiones sobre la caracterización de la hornilla. Esto es similar a cómo un sistema experto utiliza su base de conocimientos y motor de inferencia, pero al no depender solo de reglas predefinidas sino que también utiliza machine learning para aprender y mejorar a partir de datos, lo cual es una característica de sistemas inteligentes más modernos. Con ello el sistema de caracterización de temperaturas tiene características tanto de sistemas expertos como de sistemas inteligentes. Lo que lo distingue es el uso de machine learning para procesar datos. Si bien utiliza una base de conocimientos, también incorpora técnicas modernas que van más allá de los sistemas expertos tradicionales. Se podría definir como un sistema inteligente con componentes de un sistema experto.

2.6.7.1 Implementación de sensores y microcontroladores:

El uso de sensores y microcontroladores es ampliamente utilizado en el estudio de la temperatura, dado que es una variable crucial en numerosos procesos industriales, comerciales e investigativos. La precisión en la medición de la temperatura es fundamental para el desarrollo de estos procesos, y por ello, la tecnología de sensores ha avanzado significativamente, permitiendo mediciones cada vez más precisas y confiables.

Existen diversos tipos de sensores de temperatura, y la elección de uno u otro depende principalmente de dos factores:

- El rango de temperatura a medir
- El ambiente en el que se va a realizar la medición

Para rangos de temperatura entre 0°C y 125°C, la mayoría de los sensores disponibles en el mercado son aptos, y la elección dependerá del tipo de ambiente al que serán sometidos. A medida que el rango de temperatura aumenta, así como los procesos químicos involucrados o en trabajos más extremos como la fundición de metales, la elección se limita a diseños como termopares, sensores infrarrojos, cámaras termográficas y dispositivos especializados.

Los sensores de temperatura más comúnmente utilizados son los termopares, termistores y RTD (Resistance Temperature Detectors), aunque los sensores de fibra óptica también están ganando popularidad. Los termopares son especialmente valorados por su efectividad en un amplio rango de temperaturas y su bajo costo, aunque presentan una exactitud menor a 1°C, lo que requiere etapas de amplificación, filtrado y compensación de la unión fría.

El uso de sensores inteligentes se ha convertido en una alternativa muy recurrida en diferentes investigaciones, debido a que la inclusión de un microcontrolador o microprocesador les otorga la capacidad de almacenar, manipular y transmitir gran cantidad de datos hacia un ordenador o base de datos, facilitando su posterior análisis y recuperación. La combinación de un sistema digital con los elementos de medida permite obtener sensores con variadas características, como identificación, calibración, comprobación, señal digital y compatibilidad con otros dispositivos a través de puertos de comunicaciones. El desarrollo de este tipo de sensores inteligentes ha permitido aumentar la eficiencia, calidad y velocidad de los procesos industriales, la investigación y el desarrollo científico.

En los sistemas de medición de temperatura actuales, es común encontrar sensores inteligentes basados en microcontroladores, debido a las ventajas que ofrecen, tales como:

- Conversión analógica a digital
- Almacenamiento de datos
- Detección y corrección automática de errores
- Autocalibración
- Procesamiento digital de la señal

- Disponibilidad de canales de comunicación

Estas capacidades son accesibles gracias al desarrollo de microcontroladores y microprocesadores de bajo costo, así como de circuitos digitales cada vez más complejos, lo que permite mejorar los prototipos a través de actualizaciones de software. Con estos avances tecnológicos, se espera que la instrumentación para la medición de temperatura aproveche aún más los progresos en electrónica digital, obteniendo sensores inteligentes específicos no solo para rangos de temperatura, sino también para condiciones de trabajo particulares.

Para este caso en particular el sistema de caracterización tiene el objetivo de detectar los cambios en la temperatura de la hornilla esto por medio de sensores de temperatura y calor, mientras que el microcontrolador está encargado de registrar los datos que recopilen los sensores, además de controlar el acceso de la información en general.

El análisis de la hornilla que contempla a la temperatura y el tiempo como principales fuentes de datos, al ser imposibles de medir sin la ayuda de componentes especializados en dichas áreas, es importante encontrar dispositivos que nos permitan realizar un estudio sin requerir de un conocimiento especializado o instrumentos demasiado costosos, es por ello que la implementación de sensores de temperatura y calor, controlados por un microcontrolador es una solución viable y practica a esta problemática.

En la búsqueda de los componentes que mejor se ajustaran a las limitaciones que tiene el proyecto, nos encontramos con el Banco de pruebas para la caracterización de los diferentes tipos de sensores de temperatura en donde la clasificación de los instrumentos fue por medio de las funciones del instrumento y variable por proceso a medir, teniendo como principal punto de atención a un termopar que no precisan de alimentación y por su reducido costo, pero también se advierten los errores que la junta fría puede ocasionar. (Bermudez Roca, Alvaro Israel, Bogotá Durán y Andres Ricardo, 2013), teniendo esta información se contempló como uno de los sensores principales para el sistema, debido a sus características físicas y a su bajo costo. Tomando las precauciones pertinentes, se consideró utilizar un sensor adicional para observar el calor de las hornillas. De esta manera, en caso de algún error con la adquisición de datos del termopar, se contarían con los datos del otro sensor. Basándonos en el artículo Matriz de sensores térmicos de bajo costo para monitoreo de áreas amplias, se recomiendan cámaras térmicas usadas para medir la temperatura de pacientes con COVID-19. Este estudio demuestra que, utilizando sensores pequeños y de bajo costo, se pueden obtener resultados favorables en la detección de formas y el seguimiento de objetos. Los

sensores utilizados fueron el AMG8833 FeatherWing y la plataforma Raspberry Pi. Considerando esto, el sensor AMG8833 se adapta bien a nuestras necesidades debido a su costo, dimensiones pequeñas y ligereza. (Enescu, 2020)

Es importante mencionar que el uso de una cámara infrarroja también nos permite observar el calor sin interferir manualmente ni perturbar la toma de datos al ingresar un dispositivo directamente a al fuego. Muchos tipos de investigaciones se han realizado con estos instrumentos, desde la calibración radiométrica, el diseño de sensores electro-ópticos para dar solución a problemas específicos no resueltos, el análisis no destructivo de materiales mediante termografía activa, la caracterización térmica de materiales y el desarrollo de simulaciones de problemas térmicos sustentadas en datos experimentales. Con ello podemos obtener técnicas de caracterización de los materiales compuestos sometidos a fuego, en donde la que encaja a nuestro método de trabajo, los componentes que tiene el sistema y las variables de entrada y salida, sería la técnica “Calorimetría diferencia de barrido”, se mide el calor absorbido o desprendido, mientras los sensores monitorizan la diferencia de temperatura y la temperatura absoluta de la muestra y la referencia. Al calentarse, la pendiente de calentamiento de la muestra cambia durante las reacciones de fase, proporcionando información térmica del material. (Sánchez Carballido, 2017)

2.7 Estado de la técnica

En la actualidad, la detección de llamas y la medición de temperaturas en entornos industriales y peligrosos son áreas de gran importancia, debido a su implicación en la seguridad y eficiencia operativa. Estudiar las temperaturas proporciona información crucial sobre el estado de objetos específicos. Esta información es fundamental para aplicar sistemas de detección, cuya complejidad de componentes y algoritmos depende del enfoque del estudio para mejorar la precisión y fiabilidad de los sistemas de detección. Diversas patentes han abordado estas problemáticas mediante el desarrollo de tecnologías avanzadas para mejorar la precisión y fiabilidad de los sistemas de detección.

Sistema de detección de llamas

Patente No.: US 7,202.794 B2

Inventors: Javid J. Huseynov, Irvine, CA (US); Shankar Baliga, Irvine, CA (US); Gary D. Shubinsky, Mission Viejo, CA (US); Zvi Boger, Be'er Sheva (IL)

La detección de llamas puede involucrar diversos sensores que detecten y midan la radiación infrarroja (IR), visible o ultravioleta, que indica la presencia de una llama. Por ejemplo, en el espectro óptico alrededor de 4.3 micrones, una longitud de onda característica del pico de emisión del dióxido de carbono, y en un rango ultravioleta de aproximadamente 200-260 nanómetros.

La cantidad de sensores ópticos necesarios para una correcta detección depende del rango de visión que se desea cubrir, operando en una de las regiones espectrales características de la radiación de las llamas. Un detector de llamas puede producir una alarma de "llama", destinada a indicar la detección de una llama, cuando el nivel de radiación combinada detectada alcanza un nivel umbral predeterminado, conocido o considerado indicativo de una llama. Algunos detectores de llamas presentan falsas alarmas debido a la incapacidad de distinguir entre la radiación de las llamas y otras fuentes ópticas. Los detectores de longitud de onda única también pueden crear falsas alarmas debido a radiación de fondo.

El sistema de detección de llamas utiliza múltiples detectores ópticos para generar señales analógicas, que se convierten a digitales mediante un convertidor analógico-digital (ADC) de 24 bits. Incluye un controlador electrónico, como un procesador de señal digital (DSP) o un microprocesador, con interfaces de comunicación y memoria. Los protocolos MODBUS y HART se utilizan para la interfaz con computadoras o controladores lógicos programables (PLC).

El procesador de señal recibe las señales digitales del ADC a través de la interfaz periférica serial SPI. Está conectado a varias interfaces, incluyendo una salida analógica de 0-20 mA. Por ejemplo, 20 mA puede indicar la presencia de una llama (alarma), 4 mA puede indicar operación normal (sin llama presente) y 0 mA puede indicar una falla del sistema. Esta salida analógica puede activar una unidad de supresión de llamas.

El sistema procesa las señales utilizando técnicas de análisis de tiempo-frecuencia y una red neuronal artificial (ANN) para detectar la presencia o ausencia de una llama y activar una alarma de incendio cuando se detecta una llama. (United States Patente nº US7202794B2, 2004)

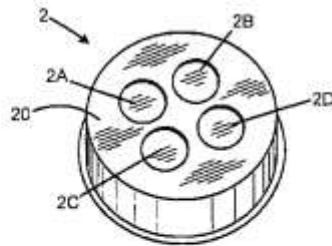


FIG. 1A

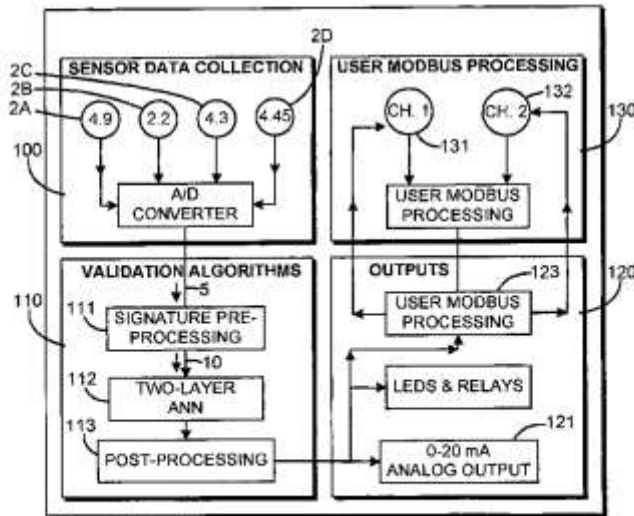


FIG. 2

Figura 14 Sistema de detección de llamas

Un detector de llama para supervisar una llama durante un proceso de combustión

Número de patente: ES2341128T3

Inventor/es: Galfrascoli, Lorenzo; Dzung, Dacfe; Venturino, Matteo y Steiger, Olivier

Los detectores de llama o escáneres de llama se utilizan para determinar el estado de quemadores en hornos industriales y utilitarios, supervisando una o varias llamas. Estos detectores comúnmente emplean fototubos o fotodiodos para detectar la intensidad total de la luz de la llama recibida mediante óptica de enfoque. Otros detectores pueden incluir una lente en el extremo delantero del tubo en lugar de un fotodiodo, la cual enfoca la luz de la llama dentro del horno sobre un cable de fibra óptica situado dentro del tubo de transporte. Las señales de datos obtenidas son transmitidas desde la unidad de acondicionamiento de señal por cables a módulos de detección de llama y a un sistema de gestión de quemador/caldera (BMS).

Ambos tipos de detectores, ya sea que utilicen fototubos o fotoelementos con un fotodiodo o una lente, se limitan a un campo de visión muy reducido, por lo que requieren una línea de visión exacta para evaluar la llama.

Para solucionar este problema, se han considerado diversas patentes que utilizan cámaras para aumentar el rango de visión. Sin embargo, estas también presentan inconvenientes, como el recubrimiento del lente con hollín, lo que impide una correcta detección, y la capacidad de resistir las altas temperaturas, alrededor de 1500°C.

Este artículo describe un detector de llama que incluye una cámara, un tubo de transporte y una boquilla del quemador. El tubo de transporte lleva un medio de enfriamiento a la cámara y el extremo delantero del tubo está montado cerca del agujero de la boquilla del quemador para dirigir el acceso óptico de la cámara hacia la llama. La boquilla del quemador es basculante y el tubo de transporte es flexible para poder conectarse a ella. (Spain Patente nº ES2341128T3, 2006)

Detector de llama de rayos ultravioleta por tipo hidrostático

Número de patente: KR20100009921A

Inventor: Park Gi Tae Daegu, Buk-gu, Sangyeok (박기태)

Los detectores de llama no solo se utilizan para monitorear llamas, sino también para la prevención de incendios y explosiones. En este caso, la invención se trata de un detector de llamas ultravioleta a prueba de explosiones, diseñado para instalarse en áreas explosivas como fábricas o plantas industriales, cumpliendo con regulaciones de prevención de explosiones. Se aplica a quemadores de aire forzado, calderas, hornos industriales y antorchas de descarga.

Este detector está diseñado para resistir la presión de una explosión interna de gas o vapor explosivo sin encender gases o vapores externos. Está compuesto por:

- Carcasa de lente: Donde una lente de cuarzo está fijada con una tuerca de bloqueo.
- Caja: Que incluye una PCB equipada con un sensor UV, fototubo, diodos, resistencias y condensadores.
- Cubierta: Asegurada a la parte posterior de la caja con múltiples tornillos hexagonales.

El detector se instala cerca de la salida de llama del quemador, conectado mediante una tubería con roscas internas y externas. Detecta únicamente la presencia de radiación UV, y los datos recopilados se envían a un controlador, permitiendo el corte y suministro automático de gas. Esto proporciona una gestión segura y eficiente de la combustión del quemador, una gestión segura de la caldera y una reducción significativa de los costos de energía.

Gracias a este tipo de dispositivos, se tiene un mejor control y mayor protección contra explosiones basadas en radiación ultravioleta. El detector puede instalarse en áreas industriales con riesgo de explosión y detecta la presencia de llamas de gas y aceite sin ser afectado por chispas de encendido, radiación infrarroja o luz solar. (Korea Patente nº KR20100009921A, 2008)

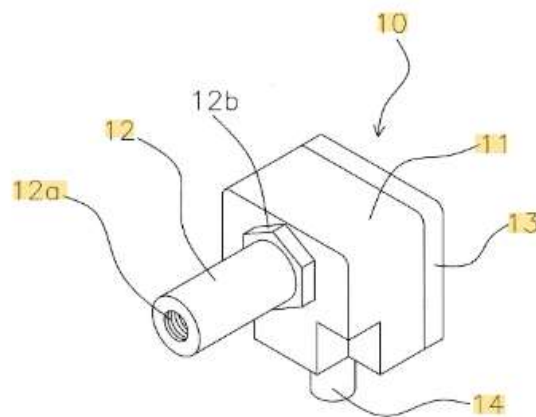


Figura 15 Detector de llama de rayos ultravioleta por tipo hidrostático

Dispositivo y método para la detección de ruido de corriente oscura relacionado con la temperatura en un dispositivo de imagen.

Número de Patente: US 6,607,301 B1

Inventores: Arkady Glukhovsky, Nesher (IL); Gavriel Meron, Petach Tikva (IL); Gavriel J. Iddan, Haifa

La medición de la temperatura puede presentar ciertas dificultades debido a factores externos que pueden afectar las lecturas. No todos los entornos tienen la misma temperatura, y este invento aborda la medición de la temperatura interna de un cuerpo mediante el ruido de corriente oscura en un dispositivo de imagen.

La corriente oscura se refiere a la carga acumulada en los píxeles de un sensor CCD debido al ruido térmico, incluso cuando no hay corriente térmica generada en el fotodetector. Esto afecta el recuento de electrones en cada píxel.

El sistema consta de un sensor óptico que detecta la radiación térmica y convierte las señales analógicas en digitales. Funciona basándose en métodos de termometría convencional y absoluta. La termometría convencional utiliza el coeficiente de temperatura de propiedades materiales como la resistencia o la expansión mecánica. La termometría absoluta mide directamente la energía térmica de una resistencia del sensor, basada en el ruido térmico espontáneo derivado del movimiento browniano de las moléculas ionizadas dentro de una resistencia.

La invención proporciona un método para detectar la temperatura de un entorno que incluye los siguientes pasos:

- Introducir en el entorno un sensor de imagen con un módulo de detección de imagen.
- Detectar el ruido de corriente oscura del sensor de imagen.
- Calcular la temperatura del sensor de imagen.
- Calcular la temperatura del entorno.
- Opcionalmente, mostrar la temperatura calculada del entorno.

Este sistema permite medir la temperatura de un entorno utilizando un único dispositivo de imagen, lo que facilita obtener información visual y térmica del entorno simultáneamente. (United States Patente nº US6607301B1, 1999)

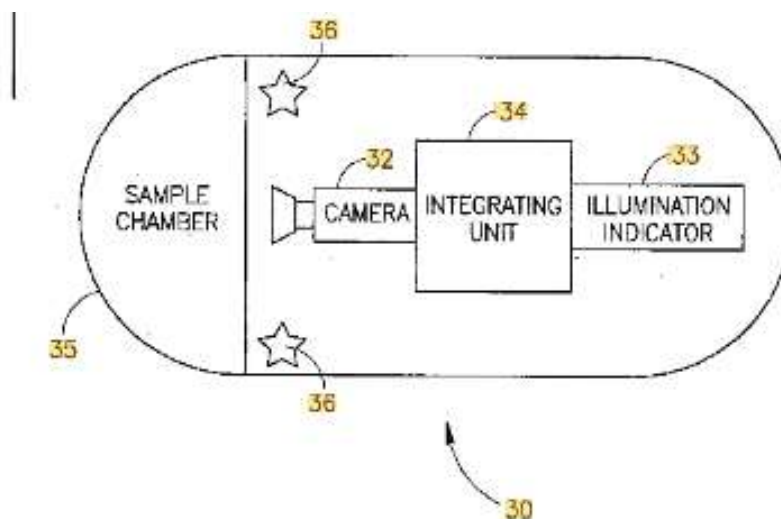


Figura 16 Dispositivo y método para la detección de ruido de corriente oscura relacionado con la temperatura en un dispositivo de imagen

Capítulo 3 - Aplicación de la metodología

3.1 Selección de la Metodología

La metodología de prototipo o prototipado al estar enfocada a la mejora continua suele acompañarse con el ciclo de Deming o también conocido como ciclo PHVA (Planificar, Hacer, Verificar y Actuar), o PDCA en inglés (Plan, Do, Check, Act); Este ciclo se ajusta perfectamente a las etapas de la metodología, en las cuales primeramente se contemplan los requisitos que permiten definir las herramientas a utilizar en el modelaje del prototipo, para posteriormente someterlo a evaluación y en caso de tener errores se le realizan modificaciones, todo lo anterior debe ser documentado para no perder información importante de nuestro prototipo para que cuando llegue a la versión final y al ser sometido a pruebas tengamos la información necesaria sobre su proceso de creación.

3.2 Implementación de la metodología

La metodología de prototipos como se describió anteriormente suele ser un proceso de pruebas y errores donde concluyen en la mejor versión de los requerimientos a alcanzar, en este caso hondaremos de forma más definida en las etapas de la metodología, siendo 6 etapas.

- I. Requisitos de desarrollo. Para comenzar con el desarrollo del prototipo se realiza un previo análisis donde se establecen los requisitos necesarios que permitan comenzar con el desarrollo, estos estarán enfocados en cubrir una necesidad o solucionar una problemática.
- II. Modelaje y desarrollo del código. Con los requisitos definidos podemos comenzar con la creación del prototipo, donde lo más importante es priorizar el tiempo y recursos.
- III. Evaluación. Creado el modelo preliminar, comenzamos a verificar que su funcionamiento cumpla con los requisitos que se estipularon en las primeras etapas.
- IV. Modificación. Si al momento de la evaluación de nuestro primer modelo se encuentran errores o al realizar pruebas de funcionamiento se observan problemas, es el momento más oportuno para realizar las modificaciones necesarias.
- V. Documentación. Durante el transcurso de la creación de nuestro modelo es importante documentar los cambios correspondientes a cada versión o modificación que se le realice al prototipo puesto que al estar en constante cambio se necesita disponer de información precisa sobre su desarrollo y de esta forma tener una guía de cómo se llegó la versión final.

VI. Pruebas. Finalmente, al tener nuestro prototipo final es momento de someterlo a diversas pruebas que permitan mostrar si este cumple de forma óptima su utilidad y rendimiento; de esta forma se podrá obtener una mejor retroalimentación y por ende una mejor calidad.

La selección de esta metodología es la que más se ajusta al proyecto, en donde la creación de prototipos está presente desde la creación del sistema de caracterización hasta en el código para el análisis de datos, debido a que en ambas partes se someten a constantes cambios a base de pruebas y errores, más específicamente en el sistema de caracterización en donde los modelos 3D son la pieza principal para un correcto funcionamiento. A continuación, se describe como se ejecutó la metodología con respecto al proyecto.

Tabla 5 Metodología de prototipo o prototipado

Ciclo de Deming	Metodología de prototipo o prototipado	Ejecución
Planificar	Requisitos de desarrollo.	Sistema de caracterización: Ya que el sistema de caracterización requiere del diseño de modelos en 3D para la colocación estratégica de los sensores que permitan recopilar los datos de la temperatura de la hornilla, como requisitos principales fueron, la creación de un modelo optimo que se ajuste a cualquier estufa sin la necesidad de realizarle modificaciones y que el modelo sea lo más practico en cuestión de cuidar y resguardar los sensores de cualquier elemento externo, además de que cada pieza que conforme al sistema debe de estar pensada para que no interfiera con el cableado y con el orden lógico de conexiones.
Hacer	Modelaje y desarrollo del código.	Sistema de caracterización: Para la creación del modelo del sistema de caracterización se utilizó un programa para el modelado en 3D en donde se creó un modelo por cada sensor del sistema de caracterización, de esta forma se evita que se tenga que corregir el modelo entero, además de que el tiempo de impresión sea mucho menor.
Verificar	- Evaluación. - Modificación.	Sistema de caracterización: a lo largo del desarrollo de los modelos fueron surgiendo detalles que ayudaron a la creación de los demás modelos, además que el diseño se cambió por una versión en donde las piezas se hicieran por partes, pero esto fue gracias al análisis de la primera versión, por lo que sufrió modificaciones menores con respecto a sus proporciones y a los orificios en donde se atornillarían.
Actuar	- Documentación. - Pruebas.	Sistema de caracterización: todos los cambios y observaciones se fueron registrando en una bitácora en donde se registraba las medidas de todos los modelos, para que en caso de tener que modificarse fuera más fácil corregir las dimensiones. Posteriormente al corregirlas se realizaban pruebas relacionadas con el ensamblaje de las más piezas, hasta completar el sistema.

3.2.1 Configuraciones del sistema

La configuración del sistema de detección de temperatura se lleva a cabo a través del datalogger, un componente clave en nuestro sistema debido a su alta compatibilidad con los diversos dispositivos y sensores empleados. El datalogger no solo actúa como un intermediario en la captura y almacenamiento de datos, sino que también ofrece un conjunto de menús preconfigurados específicamente para cada tipo de sensor utilizado. Estos menús permiten la personalización de parámetros esenciales, como los intervalos de muestreo, el tipo de sensor conectado, además de gestionar las configuraciones de los sensores, permitiendo la entrada y el almacenamiento eficiente de los registros capturados.

En la Tabla 6, se detallan las configuraciones clave del sistema, tales como el tipo de sensor, los intervalos de recolección de datos y las medidas de calibración. Estos ajustes garantizan una recolección eficiente de datos en tiempo real.

Tabla 6 Configuraciones del datalogger

Nombre de la configuración	Función de la configuración
Logging timer (Temporizador de registro)	Estipula el tiempo que debe transcurrir entre cada entrada de registro a la memoria del datalogger.
Rotate period (Periodo de rotación)	Encargado de generar los archivos de texto que contendrán los registros que obtuvieron los sensores, concluido el tiempo que se seleccionó se volverá a generar un nuevo archivo con los nuevos registros.
Samble numbering (numeración de muestra)	Los registros se enumeran al momento de ser almacenados, y el conteo dependerá del valor seleccionado. Por ejemplo, si se elige el valor '1', los registros se contarán de manera secuencial normal (1, 2, 3, ...). En cambio, si se selecciona el valor '6', el conteo avanzará en intervalos de seis en seis (6, 12, 18, ...).
SD card format (Formato de tarjeta SD)	Esta configuración activa el almacenamiento a la tarjeta SD, de no ser activada aunque la tarjeta se encuentre colocada no comenzara a almacenar los registros.
Enable All Parameters (habilitar todos los parámetros)	Los sensores conectados al datalogger presentan menús preconfigurados que incluyen una sección dedicada a la activación de los parámetros esenciales, ya que estos son fundamentales para la correcta detección de la temperatura.

Disable all parameters (Desabilitar todos los parámetros)	Algunas de las herramientas que vienen activadas por defecto en el datalogger no son necesarias para nuestro sistema. Cada una de ellas cuenta con una sección que permite desactivar sus funciones, lo que se puede hacer accediendo a la configuración de cada herramienta y seleccionando la opción de desactivación. Entre las herramientas no esenciales se encuentran el MAX17048 (monitor de batería LiPo), el ISM330 (unidad de medición inercial) y el MMC5983 (magnetómetro).
--	---

A continuación, se describen los pasos a seguir para realizar las configuraciones de la tabla anterior.

Conectamos el sistema a la computadora por medio de la entrada de tipo C que tiene el Datalogger. Antes de conectarlo al puerto de la computadora, como sugerencia se recomienda abrir el panel de control y dirigirse a la sección de “Administrador de dispositivo” como se puede ver en la Figura 17, para que se nos abra una nueva ventana en donde nos centraremos en la sección “Puertos COM y LPT” esta sección se puede observar en la Figura 18, esto con el fin de que al conectar el sistema al puerto podamos observar en que puerto COM nos encontramos.

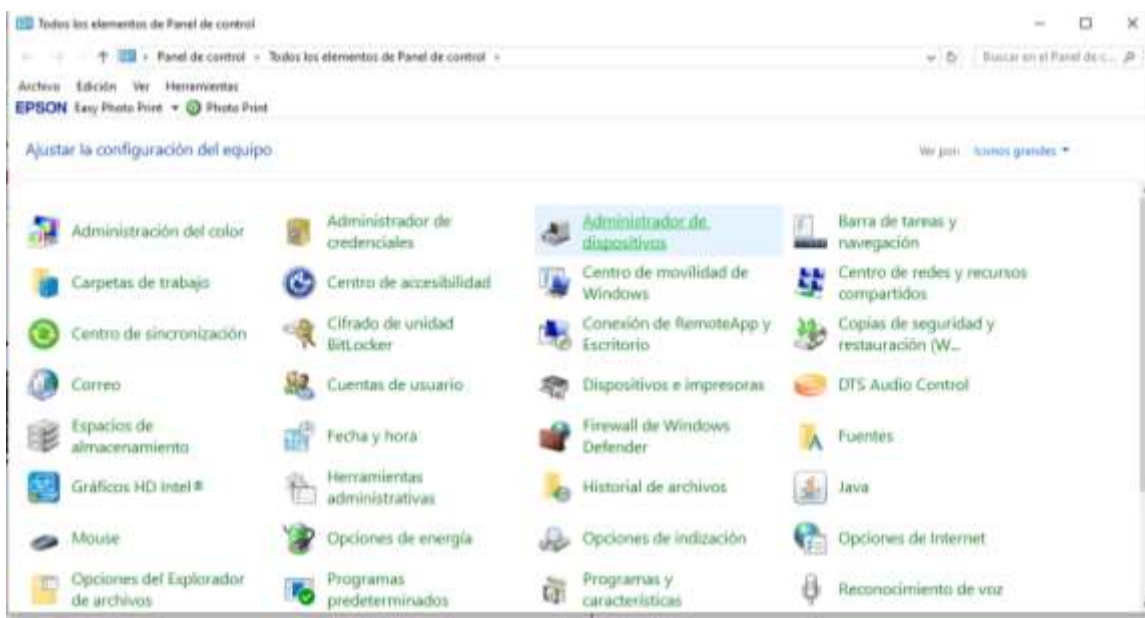


Figura 17 Panel de control - Administrador de dispositivo

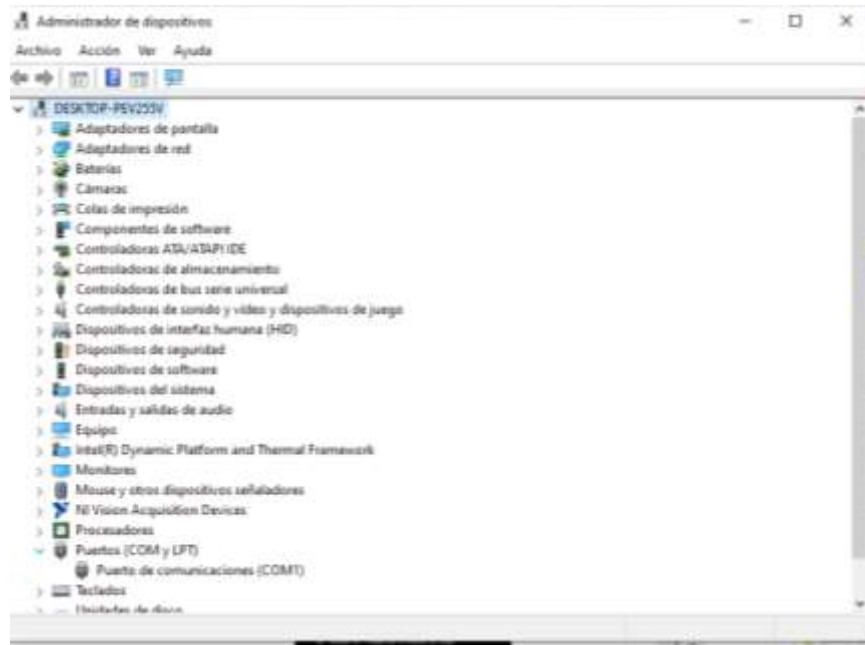


Figura 18 Puertos COM y LPT

Al tener el puerto identificado ingresamos a Tera Term, desplegando una ventana en la cual seleccionaremos la opción Serial y el puerto en donde estamos conectados.

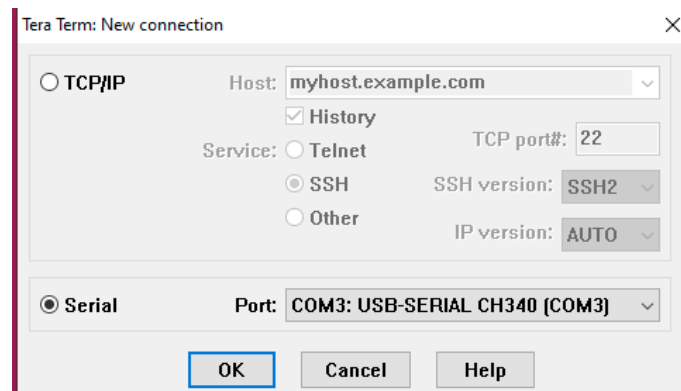


Figura 19 Tera Term: New connection

Presionamos OK para continuar.

Ahora dentro del monitor serial nos dirigimos a la pestaña superior llamada "Setup" la cual desplegara varias secciones, en donde nos dirigiremos a la que dice "Serial Port".

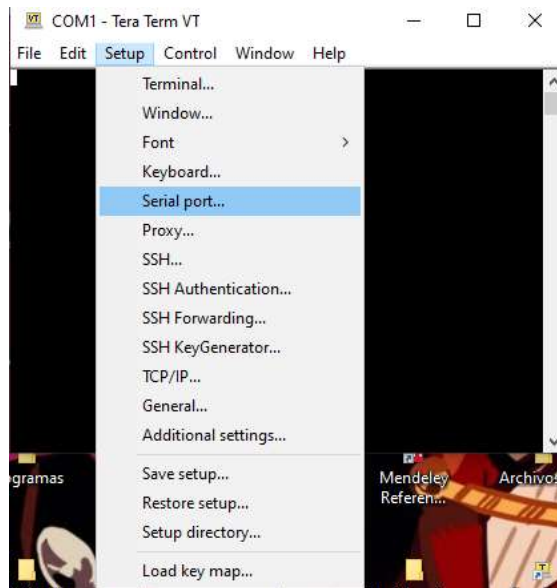


Figura 20 Tera Term – Setup – Serial Port

Se despliega una nueva ventana en la cual modificaremos el Speed a 115200 y daremos New setting, de ejemplo tenemos a la Figura 21.

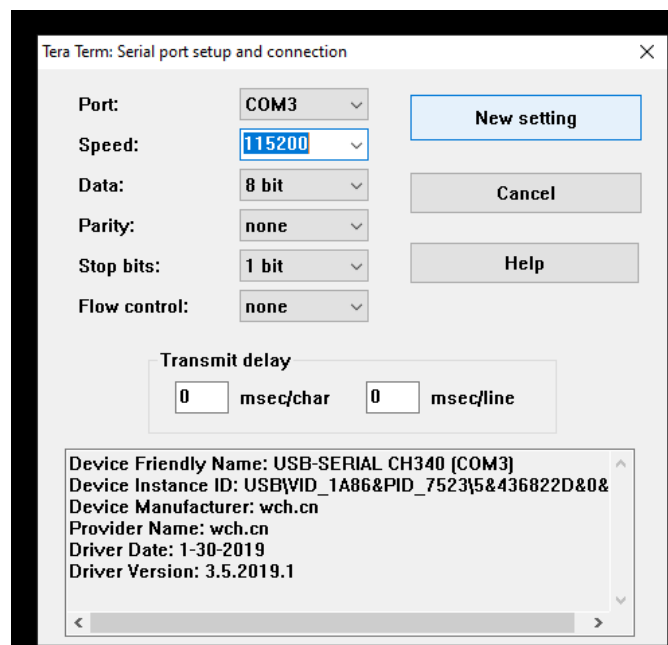


Figura 21 Tera Term: Serial port and connection

Ahora procedemos a configurar el Datalogger, para poder ingresar al menú, es cuestión de presionar una tecla cualquiera.

```

Device ID: SFD18062B686E694
Time: 1970-12-31T17:00:21
Uptime: 0 days, 00:00:21.278

Settings for: /SparkFun DataLogger IoT - 9DoF

  1) Settings - System settings and operations
  2) Devices Settings - Settings for connected devices

  x) Exit

Select Option: █

```

Figura 22 Menú principal del Datalogger

Como se observa en la Figura 22 es la forma correcta en la que se debe visualizar el menu principal, de mostrarse de otra forma o de una forma corrompida, es necesario cerrar Tera Term y repetir los pasos anteriores.

Presionamos 1) Settings y nos despliega el siguiente menú:

```

Settings for: /SparkFun DataLogger IoT - 9DoF/Settings

General
  1) Application Settings - Main Application Settings
  2) Save Settings - Save, Restore and Reset System settings.
  3) Time Setup - Manage time configuration and reference sources

Network
  4) WiFi Network - WiFi network connection for the system
  5) NTP Client - NTP Time Sync Client

Logging
  6) Logger - Data logging action
  7) Logging Timer - Set the internal between log entries
  8) Data File - Output file rotation manager

IoT Services
  9) MQTT Client - A generic MQTT Client
 10) MQTT Secure Client - A secure MQTT client
 11) AWS IoT - Connect to an AWS Iot Thing
 12) ThingSpeak MQTT - Connection to ThingSpeak
 13) Azure IoT - Connection to Azure IoT
 14) HTTP IoT - An HTTP IoT data connector
 15) Machinechat - Connection to Machinechat IoT Server
 16) Arduino IoT - Connection to Arduino IoT Cloud

Advanced
 17) System Update - Device Reset and Firmware Update Options

  b) Back

```

Figura 23 Menú de la selección Settings

Nos ubicamos en la sección del Logging e ingresamos a la sección 7) Logging Timer, cuando se despliega este menú se despliega la primera configuración llamado 1) Interval.

```
Select Option:

Settings for: /SparkFun DataLogger IoT - 9DoF/Settings/Logging Timer
Settings:
  1) Interval - The timer interval in milliseconds
  b) Back
```

Figura 24 Menú de la selección Logging Timer

Al ingresar a esta selección ingresamos el valor 10000 como se muestra en la Figura 25, este valor representa los milisegundos, al dar “enter” esta configuración se guarda y la tarjeta comienza a registrar las señales adquiridas a partir de este tiempo estipulado.

```
Settings for: /SparkFun DataLogger IoT - 9DoF/Settings/Logging Timer/Interval
Edit the value of 'Interval' - data type <integer>
When complete, press <Return> to accept, <ESC> to discard
Interval = 10000
```

Figura 25 Selección Interval

Realizada esta configuración procedemos a regresar al menú anterior para esto presionamos b) back, ahora seleccionamos 8) Data File, este desplegara el siguiente menú que se muestra en la Figura 23 Menú de la selección Settings. Aquí se encuentra la siguiente configuración siendo la 1) Rotate Period, al ingresar se nos despliegan varias opciones que se muestran en la Figura 27 Selección Rotate Period , pero la que nos importa es la numero 5) 1 Week = 168.

```
Settings for: /SparkFun DataLogger IoT - 9DoF/Settings/Data File
Settings:
  1) Rotate Period - Time between file rotation
  2) File Start Number - The Number the filename rotation starts with
  3) Filename Prefix - The prefix string for the generated filenames
  b) Back
Select Option:
```

Figura 26 Menú de la selección Data File

```
Settings for: /SparkFun DataLogger IoT - 9DoF/Settings/Data File/Rotate Period
Current Value of 'Rotate Period' = 168
Select from the following values:
    1) 6 Hours = 6
    2) 12 Hours = 12
    3) 1 Day = 24
    4) 2 Days = 48
    5) 1 Week = 168
    b) Back
Select Option:
```

Figura 27 Selección Rotate Period

Guardada la configuración procedemos regresamos al anterior menú y salimos de este para estar en el menú extenso llamado settings en donde ahora nos dirigimos a la sección 6) Logger.

Ingresamos a la opción 2) Sample Numbering como se muestra en la Figura 28 donde editamos la numeración de los registros en 1 como se muestra en la Figura 29, pero si el firmware es actualizado esta se mantendrá en 6, ya activado los registros se enumerarán comenzando en 1 y así consecutivamente, y en caso de estar en 6 se registrarán comenzando en 6 y continuarán registrándose de 6 en 6.

```
Settings for: /SparkFun DataLogger IoT - 9DoF/Settings/Logger
Settings:
    1) Timestamp Mode - Enable timestamp output and set the format of a log entry timestamp
    2) Sample Numbering - An incremental count of the current log entry
    3) Numbering Increment - Increment amount for Sample Numbering
    4) Output ID - Include the Board ID in the log output
    5) Output Name - Include the Board Name in the log output
Output
    6) SD Card Format - Enable and set the output format
    7) Serial Console Format - Enable and set the output format
Functions:
    8) Reset Sample Counter - Reset the sample number counter to the provided value
    b) Back
Select Option:
```

Figura 28 Menú de la selección Logger

```
Settings for: /SparkFun DataLogger IoT - 9DoF/Settings/Logger/Sample Numbering
Edit the value of 'Sample Numbering' - data type <bool>
When complete, press <Return> to accept, <ESC> to discard
Sample Numbering = 1
```

Figura 29 Selección Sample Numbering

Con esto configurado regresamos al menu anterior, para realizar la siguiente configuracion, en este caso el menú puede presentar diferencias cuando el firmware es actualizado ya que esta accion involucra mejoras y se añaden nuevas configuraciones; cuando la tarjeta tiene el firmware actualizado la configuracion es la numero 6) SD Card Format como se muestra en la Figura 30, pero en caso de que esta no este actualizada esta configuracion tendria el numero 4) SD Card Format como se ve en la Figura 31.

```

Settings for: /SparkFun DataLogger IoT - 900F/Settings/Logger
Settings:
  1) Timestamp Mode - Enable timestamp output and set the format of a log entry timestamp
  2) Sample Numbering - An incremental count of the current log entry
  3) Numbering Increment - Increment amount for Sample Numbering
  4) Output ID - Include the Board ID in the log output
  5) Output Name - Include the Board Name in the log output
  Output
  6) SD Card Format - Enable and set the output format
  7) Serial Console Format - Enable and set the output format
Functions:
  8) Reset Sample Counter - Reset the sample number counter to the provided value
  b) Back
Select Option: █

```

Figura 30 Menú de selección Logger con firmware actualizado

```

Settings for: /SparkFun DataLogger IoT - 900F/Settings/Logger
Settings:
  1) Timestamp Mode - Enable timestamp output and set the format of a log entry timestamp
  2) Sample Numbering - An incremental count of the current log entry
  3) Numbering Increment - Increment amount for Sample Numbering
  Output Formats
  4) SD Card Format - Enable and set the output format
  5) Serial Console Format - Enable and set the output format
Functions:
  6) Reset Sample Counter - Reset the sample number counter to the provided value
  b) Back
Select Option: █

```

Figura 31 Menú de selección Logger sin el firmware actualizado

Volvemos al primer menú y ahora ingresamos al 2) Devices Settings, esta selección nos muestra los componentes y las herramientas o componentes que tiene el Datalogger, como se muestra en la Figura 32.

```
Settings for: /SparkFun DataLogger IoT - 9DoF
1) Settings - System settings and operations
2) Devices Settings - Settings for connected devices
x) Exit
Select Option:

Settings for: /SparkFun DataLogger IoT - 9DoF/Devices Settings
1) MCP9600 - Microchip MCP9600 Thermocouple Amplifier
2) MAX17048 - MAX17048 LiPo Battery Fuel Gauge
3) AMG8833 - AMG8833 Grid-EYE infrared array
4) ISM330 - ISM330 Inertial Measurement Unit
5) MMC5983 - MMC5983 Magnetometer
b) Back
Select Option: 0
```

Figura 32 Menú Devices Settings

En este caso los números de configuración pueden cambiar dependiendo los componentes que estén conectados al Datalogger, es por ello por lo que es más conveniente ingresar a las configuraciones buscando su nombre.

Con la anterior especificación ingresamos al MAX17048 – MAX17048 Lipo Batery Fuel Gauge, la cual muestra la información que nos da la batería como se puede ver en la Figura 33, pero esta información no es necesaria, es por ello que se desactivamos sus funciones, para esto accedemos a 4) Disable ALL Parameters.

```
Select Option:

Settings for: /SparkFun DataLogger IoT - 9DoF/Devices Settings/MAX17048

Outputs:
1) Voltage (V) - Battery voltage (Volts) (disabled)
2) State Of Charge (X) - Battery state of charge (X) (disabled)
3) Change Rate (X/hr) - Battery charge change rate (X/hr) (disabled)
b) Back

Functions:
4) Disable All Parameters - Disables all output parameters
5) Enable All Parameters - Enable all output parameters
b) Back
```

Figura 33 Menú de la selección MAX17048 – MAX17048 Lipo Batery

Regresamos al menú anterior e ingresamos a ISM330 – ISM330 Inertial Measurement Unit, este menú se muestra en la Figura 32, como en el caso anterior las funciones de esta herramienta no son requeridas, por ello desactivamos todas sus funciones por medio de la sección 16) Disable ALL Parameters como se muestra en la Figura 34.

```

Select Option:

Settings for: /SparkFun DataLogger IoT - 9DoF/Devices Settings/ISM330

Settings:
  1) Accel Data Rate (Hz) - Accelerometer Data Rate (Hz)
  2) Accel Full Scale (g) - Accelerometer Full Scale (g)
  3) Gyro Data Rate (Hz) - Gyro Data Rate (Hz)
  4) Gyro Full Scale (dps) - Gyro Full Scale (dps)
  5) Accel Filter LP2 - Accelerometer Filter LP2
  6) Gyro Filter LP1 - Gyro Filter LP1
  7) Accel Slope Filter - Accelerometer Slope Filter
  8) Gyro LP1 Filter Bandwidth - Gyro LP1 Filter Bandwidth

Outputs:
  9) Accel X (milli-g) - Accelerometer X (milli-g) {disabled}
 10) Accel Y (milli-g) - Accelerometer Y (milli-g) {disabled}
 11) Accel Z (milli-g) - Accelerometer Z (milli-g) {disabled}
 12) Gyro X (milli-dps) - Gyro X (milli-dps) {disabled}
 13) Gyro Y (milli-dps) - Gyro Y (milli-dps) {disabled}
 14) Gyro Z (milli-dps) - Gyro Z (milli-dps) {disabled}
 15) Temperature (C) - The ambient temperature in degrees C {disabled}

Functions:
 16) Disable All Parameters - Disables all output parameters
 17) Enable All Parameters - Enable all output parameters

  b) Back

Select Option:

```

Figura 34 Menú de la selección ISM330 – ISM330 Inertial Measurement Unit

Para la última herramienta a desactivar, nuevamente volvemos al menú anterior y seleccionamos MMC5983 – MMC5983 Magnetometer, las cuales se desactivan en la sección 7) Disable ALL Parameters como se muestra en la Figura 35.

```

Select Option:

Settings for: /SparkFun DataLogger IoT - 9DoF/Devices Settings/MMC5983

Settings:
  1) Filter Bandwidth (Hz) - The filter bandwidth in Hz
  2) Auto-Reset - Auto-Reset

Outputs:
  3) X Field (Gauss) - The X field strength in Gauss {disabled}
  4) Y Field (Gauss) - The Y field strength in Gauss {disabled}
  5) Z Field (Gauss) - The Z field strength in Gauss {disabled}
  6) Temperature (C) - The ambient temperature in degrees C {disabled}

Functions:
  7) Disable All Parameters - Disables all output parameters
  8) Enable All Parameters - Enable all output parameters

  b) Back

Select Option:

```

Figura 35 Menú de la selección MMC5983 – MMC5983 Magnetometer

Ahora procedemos a activar las funciones de los componentes externos que en este caso son los sensores, para acceder a sus configuraciones como en el caso anterior estos se ubican en la sección 2) Devices Settings del menú principal que se muestra en la Figura 32 Menú Devices Settings, ahora seleccionamos el MCP9600 – Microchip MCP9600 Thermocouple Amplifier, al ingresar activamos todas sus funciones seleccionando 10) Enable ALL Parameters como se muestra en la Figura 36.

```
Settings for: /SparkFun DataLogger IoT - 9DoF/Devices Settings/MCP9600
Settings:
  1) Ambient Resolution - Ambient temperature resolution in fractions of degrees C
  2) Thermocouple Resolution - Thermocouple temperature full-scale resolution in bits
  3) Thermocouple Type - The thermocouple type
  4) Filter Coefficient - The filter coefficient
  5) Burst Samples - The number of samples in burst mode
Outputs:
  6) Thermocouple temperature - Thermocouple temperature in degrees C (disabled)
  7) Ambient temperature - Ambient temperature in degrees C (disabled)
  8) Temperature delta - Difference between the thermocouple temperature and ambient in degrees C (disabled)
Functions:
  9) Disable All Parameters - Disables all output parameters
  10) Enable All Parameters - Enable all output parameters
  b) Back
Select Option: 0
```

Figura 36 Menú de la selección MCP9600 – Microchip MCP9600 Thermocouple Amplifier

Activadas las funciones del termopar pasamos a activar las funciones del AMG8833 – AMG8833 Grid-EYE infrared array, para esto volvemos al menú anterior, seleccionamos el sensor en cuestión y seleccionamos 5) Enable ALL Parameters que se muestra en la Figura 37.

```
Select Option:
Settings for: /SparkFun DataLogger IoT - 9DoF/Devices Settings/AMG8833
Settings:
  1) Frame Rate (FPS) - Frame Rate (Frames Per Second)
Outputs:
  2) Device Temperature (C) - The device temperature in degrees C
  3) Pixel Temperatures (C) - The 64 pixel temperatures in degrees C
Functions:
  4) Disable All Parameters - Disables all output parameters
  5) Enable All Parameters - Enable all output parameters
  b) Back
Select Option:
```

Figura 37 Menú de la selección AMG8833 – AMG8833 Grid-EYE infrared array

3.2.2 Configuración del hardware del sistema

Nuestro sistema al estar compuesto por diferentes componentes y modelos 3D es necesario especificar como se debe de ensamblar. Comenzamos colocando el grid-EYE dentro de su modelo 3D, le colocamos su tapa, lo atornillamos y colocamos las tuercas a cada tornillo.

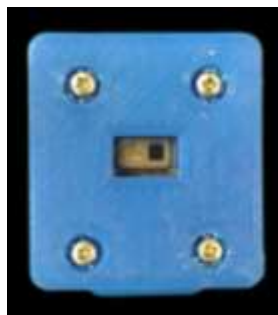


Figura 38 Modelo 3D – Grid-EYE de frente



Figura 39 Modelo 3D – Grid-EYE de la parte trasera

Colocamos el cable Qwiic al Grid-Eye, este se puede colocar también antes de ser atornillado.

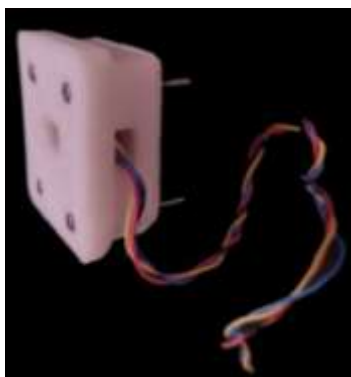


Figura 40 Grid-EYE con cable Qwiic

Atornillamos el modelo 3D del termopar, con el modelo del amplificador y al tener estos ya unidos los atornillamos al modelo de la batería. Como se observa en la Figura 41.

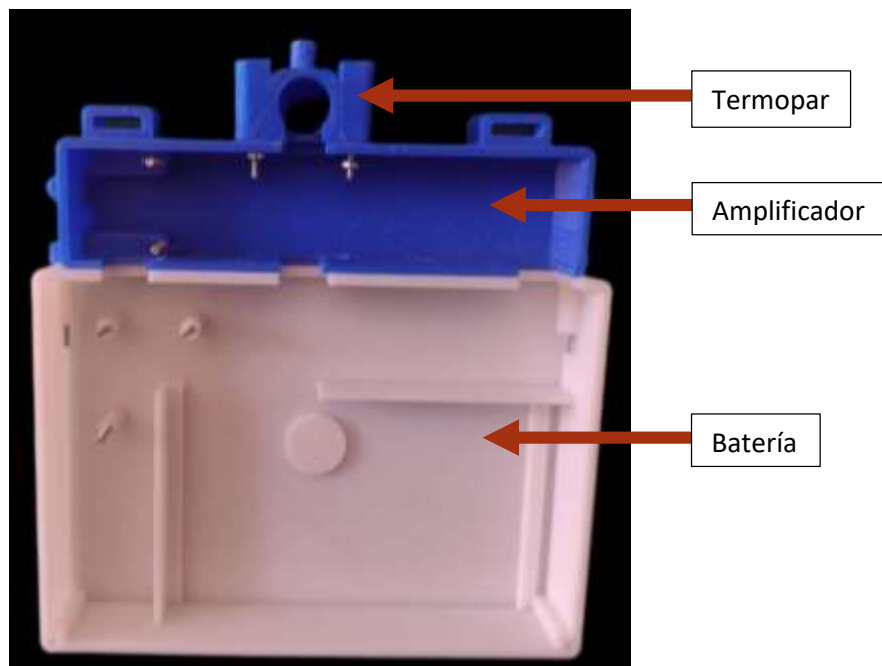


Figura 41 Unión de modelos

Procedemos a colocar en sus respectivos modelos los componentes, comenzando con el amplificador y después lo aseguramos colocándole tuercas.

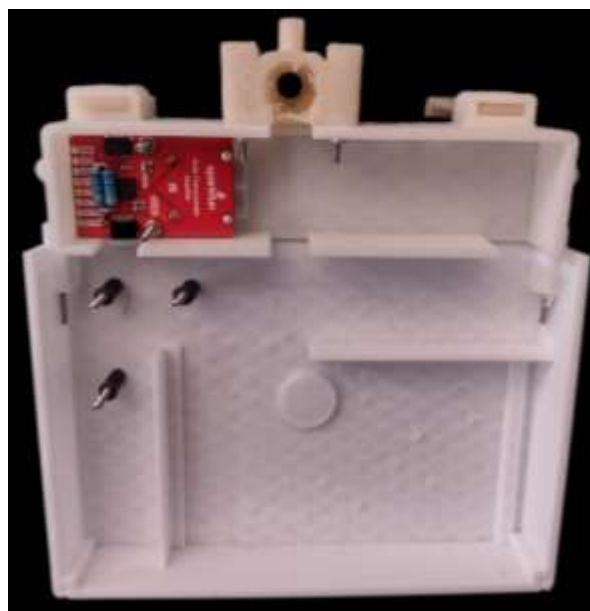


Figura 42 Colocación del Amplificador

Ahora colocaremos el Datalogger, pero antes lo conectamos al amplificador para que al ponerlo en su posición el cable quede por debajo como se muestra en la Figura 43 y Figura 44.



Figura 43 Amplificador y Datalogger conectados

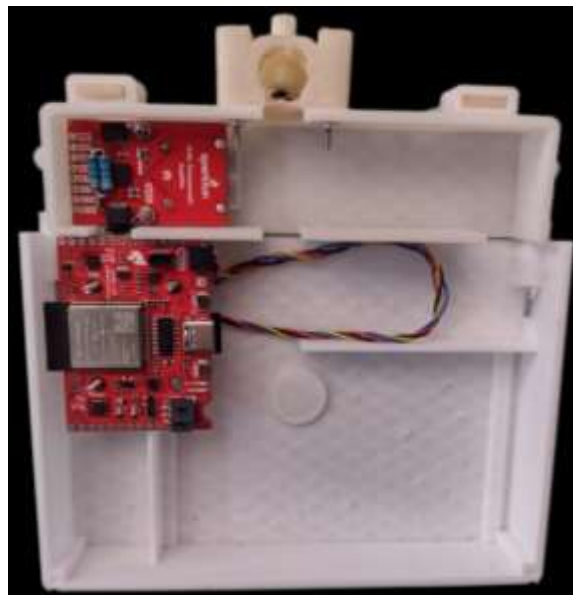


Figura 44 Amplificador y Datalogger conectados con el cable por debajo

Ahora conectamos el grid-EYE y el modelo 3D lo insertamos en el termopar, como se observa en la Figura 45.



Figura 45 Conexión del Grid-EYE al Amplificador

Colocamos el termopar, insertándolo en su modelo y cuando este llegue al final le colocamos su tuerca para que no se mueva.

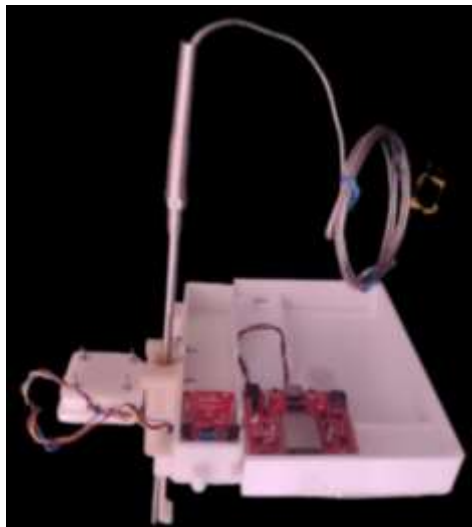


Figura 46 Colocación del termopar

Con todos los componentes en sus respectivas posiciones, solo queda conectar el termopar al amplificador, colocamos la batería y colocamos la placa de separación que va entre la batería y el cable de termopar, todo esto debe quedar como en la Figura 47.

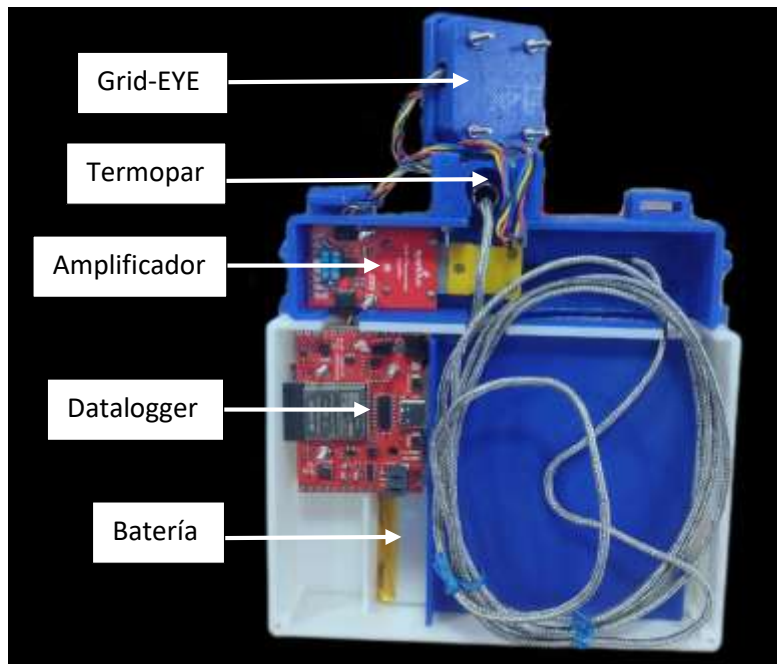


Figura 47 Terminación del acomodo y ensamblado del módulo.

Finalmente, con todo acomodado, colocamos la tapa y atornillamos.

3.2.3 Diseño del programa

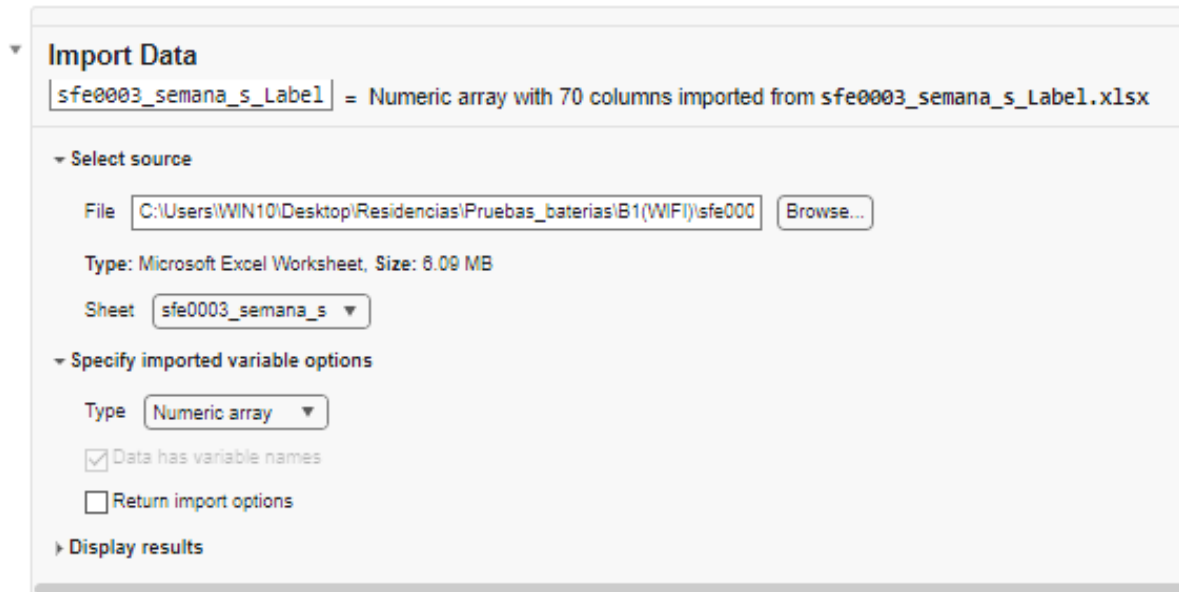
El programa realizado en Matlab consiste en la generación de un código que preprocesa los datos que contienen los registros de temperatura y calor obtenidos por los sensores, todo esto con el fin de eliminar el ruido que estos contengan para al momento de entrenar los modelos de aprendizaje estos no presenten errores al entender la información y clasificar correctamente todo en las etiquetas de temperatura a las que corresponden.

A continuación, se describe a detalle el código, comenzando con la carga de archivos, donde se importan los registros que anteriormente se etiquetaron en un archivo de Excel.

Cargar Archivos

Se cargan los datos de los sensores adquiridos por el data logger en la variable datos.

1. Ubicar el archivo a cargar
2. Seleccionar "Numeric Array"; de tal forma que el resultado sea numérico.



Import Data

`sfe0003_semana_s_Label1` = Numeric array with 70 columns imported from `sfe0003_semana_s_Label1.xlsx`

▼ Select source

File: Browse...

Type: Microsoft Excel Worksheet, Size: 6.09 MB

Sheet:

▼ Specify imported variable options

Type:

☒ Data has variable names

☐ Return import options

► Display results

Figura 48 Importar datos

Para cargar los datos colocamos una sección para importar los datos como se muestra en la Figura 48, se selecciona el archivo que se quiere importar, y en Type (tipo) lo colocamos como “Numeric array”, esto para evitar que los datos causen errores al momento del preprocesamiento; con respecto a las demás secciones de configuración las dejamos por defecto.

En la siguiente sección comenzamos con el preprocesamiento de los datos en este caso datos = B1; datos será el nuevo nombre de la variable que almacenara a B1, y B1 su etiqueta representa a la batería 1, siendo este uno de los 6 módulos de registro de datos que se crearon, por lo que la variable B1 cambiara dependiendo el número de batería al que pertenezcan los datos.

Preprocesamiento

Separar los renglones para obtener el promedio del vector horizontal del sensor Grid Eye, es decir, de una matriz 8x8 para a un vector 8x1.

1. Modificar el nombre B0 por el del archivo cargado en el primer paso.

```
datos = B1;  
  
R1 = datos(:, 6:13);  
R2 = datos(:, 14:21);  
R3 = datos(:, 22:29);  
R4 = datos(:, 30:37);  
R5 = datos(:, 38:45);  
R6 = datos(:, 46:53);  
R7 = datos(:, 54:61);  
R8 = datos(:, 62:69);
```

Figura 49 Preprocesamiento de los datos

La variable `R1` que se muestra en la Figura 49 almacena los datos extraídos de la variable `datos`. Esta extracción incluye todas las filas, pero solamente las columnas de la sexta a la decimotercera. Se eligen estas columnas específicas para obtener una separación de 8 columnas, lo que al repetir este proceso hasta `R8`, obtenemos un total de 64 columnas. Estas 64 columnas representan los 64 píxeles de la matriz del sensor Grid-EYE, que está compuesta por una matriz de 8x8 píxeles. De esta manera, logramos obtener la separación de la matriz completa.

Obtener el número de renglones

```
%num_columnas = size(R1, 2); si quisiera sacar el promedio por columna  
% en la siguiente parte del código debería de colocar 1 en lugar de 2  
num_filas = size(R1, 1);
```

Figura 50 Obtener el número renglones

En la siguiente selección tenemos a la variable `num_filas`, almacena el resultado que se obtiene al ejecutar la función `size` que al usarse con los dos argumentos (`R1, 1`) esta devolverá el tamaño de la primera sección de la matriz `R1`, donde el argumento 1 indica que la devolución será de las filas, ya que si este fuera 2 se devolverían las columnas, como se puede ver en los comentarios del código.

Al tener las variables que conforman la matriz de píxeles del grid-EYE procedemos a calcular la media de `R1` a `R8`, para esto creamos las variables que almanecaran los resultado.

Para explicarlo mejor nos centramos en la Figura 51 y comenzamos en `preR1`, esta variable almacena el cálculo de la media de cada fila de la matriz `R1`, mientras que el segundo argumento "2" indica que el cálculo se realiza en la sección de las columnas, ya que si se colocara "1" el cálculo se realizaría a lo largo de la fila, siendo esto un error.

Obtener el promedio de los vectores del sensor grid eye

```
preR1 = mean(R1, 2);  
preR2 = mean(R2, 2);  
preR3 = mean(R3, 2);  
preR4 = mean(R4, 2);  
preR5 = mean(R5, 2);  
preR6 = mean(R6, 2);  
preR7 = mean(R7, 2);  
preR8 = mean(R8, 2);  
  
%C1 = datos(:, 1);  
C2 = datos(:, 2);  
C3 = datos(:, 3);  
C4 = datos(:, 4);  
C5 = datos(:, 5);  
C70 = datos(:, 70);
```

Figura 51 Promedio de los vectores del sensor grid-EYE

En la siguiente parte del código esta solo extrae las columnas faltantes de la variable datos, ya que estas no necesitan modificaciones como las anteriores.

Resultado del preprocesado:

```
Morigi = [C2,C3,C4,C5,preR1,preR2,preR3,preR4,preR5,preR6,preR7,preR8,C70];  
tablaM = array2table(Morigi);
```

Figura 52 Resultado del preprocesado

Con los datos preprocesados y los datos faltantes en sus propias variables pasamos a unir todo nuevamente en una matriz que es guardada en la variable “Morigi”, para después con ayuda de la función “array2table” convertirla en una tabla de datos, como se muestra en la Figura 52, esto con el fin de que al momento de entrenar el modelo no se produzcan errores.

Finalizada la parte del preprocesado antes de entrenar el modelo limpiamos el workspace, para esto creamos una celda llamada files, la cual contiene los nombres de las variables a excepción de la última siendo tablaM, posteriormente utilizando la función clear eliminamos esas variables del workspace.

Limpiar variables innecesarias

```
files={'B0', 'C1', 'C2', 'C3', 'C4', 'C5', 'C70', 'datos', 'Morigi', 'num_filas', 'preR1', 'preR2', 'preR3', 'preR4', 'preR5',  
clear (files{:});
```

Figura 53 Limpiador del workspace

Con esto tendríamos la primera tabla siendo en este caso perteneciente al módulo de la batería 1, este proceso se debe realizar de la misma forma con los demás módulos, pero antes de eso cambiamos el nombre de la tablaM a tablaB(x) donde x será sustituido por el número de batería del módulo que pertenecen los datos, para que al realizar el preprocesado a los demás datos estos no se confundan.

3.2.4 Variables clave en la caracterización de hornillas:

Estudio y análisis de la importancia de la temperatura y el tiempo en el desempeño de las hornillas.

En el estudio realizado a las hornillas de barro, se contemplaron las variables de tiempo y temperatura para la implementación del sistema de caracterización. Como entradas, se consideraron el tiempo y la temperatura adquirida desde el momento en que se enciende la llama hasta que se alcanza la temperatura máxima. Como salidas, se tomó en cuenta el tiempo de enfriamiento que la hornilla requiere para regresar a la temperatura ambiente. Estas variables se etiquetan de acuerdo a lo que esté sucediendo: si la hornilla no ha sido encendida y conserva la temperatura ambiente, se etiqueta como "0"; si la hornilla es encendida y alcanza la temperatura máxima, se etiqueta como "1"; y finalmente, cuando la hornilla es apagada y regresa a la temperatura ambiente, se etiqueta como "2".

Con base en estas variables, podemos determinar las diferencias en el tiempo de uso entre las hornillas de barro y las hornillas de otros materiales, como las metálicas, que son las más comunes. Este tipo de análisis más sencillo permite obtener resultados claros sin necesidad de evaluaciones más complejas que requieran considerar toda la infraestructura de la estufa, enfocándose únicamente en la hornilla. En otros estudios, los procesos del sistema se representan mediante las relaciones entre procesos y el flujo de señales. Las variables clave incluyen la esprea, que regula la entrada de gas, el venturi, donde el gas se mezcla con el aire primario, y el quemador, que distribuye la mezcla de gas y aire. (Vazquez, 2017)

3.3 Requerimientos Funcionales

Tabla 7 Requerimiento Funcional 1. Adquisición de Datos:

RF 1	Adquisición de Datos				
Tipo:	<u>Requisito</u>	Restricción	Prioridad:	<u>Esencial</u>	Deseado Opcional
El registrador de datos tiene la función de adquirir los datos obtenidos por los sensores de temperatura e iluminación infrarroja proveniente de los sensores, para modelar el encendido de la estufa. Los datos se recopilan de manera continua, con el objetivo de que durante el transcurso de uso de la estufa se registren todos los datos durante el tiempo transcurrido y con esto observar los cambios de temperatura que sufre la hornilla, además de la iluminación adquirida del calor de la llama. En el sistema, el registrador de datos cumple la importante función de almacenar los registros de temperatura y calor detectados tanto por la Thermocouple como por el Grid-Eye. Además de esta función básica, el registrador también facilita el control de las entradas de estos registros, lo que incluye su numeración y la generación de archivos de texto que contienen dicha información.					

Tabla 8 Requerimiento Funcional 2. Almacenamiento de Datos

RF 2	Almacenamiento de Datos				
Tipo:	<u>Requisito</u>	Restricción	Prioridad:	<u>Esencial</u>	Deseado Opcional
Los datos adquiridos por el registrador de datos serán recopilados en una memoria SD, estos registros son del tipo CSV (Comma-Separated Values) de esta forma nos permite almacenar los registros en una fila de datos, y los valores de cada fila están separados por comas, que vendrán a ser las columnas en nuestro archivo de texto TXT.					

Tabla 9 Requerimiento Funcional 3. Visualización de Datos

RF 3	Visualización de Datos				
Tipo:	<u>Requisito</u>	Restricción	Prioridad:	<u>Esencial</u>	Deseado Opcional
Posteriormente de la recolección, para poder observar los datos almacenados es necesario retirar la memoria SD y descargar los archivos TXT, la visualización de los datos se deberá de hacer en un lenguaje de alto nivel especializado que permita analizar la secuencia de la información.					

Tabla 10 Requerimiento Funcional 4. Historial y Registro:

RF 4	Historial y Registro:				
Tipo:	<u>Requisito</u>	Restricción	Prioridad:	Esencial <u>Deseado</u>	Opcional
Cada archivo de texto tiene una semana de duración en donde estos registran la entrada de un dato cada 10s, este intervalo de tiempo es el más óptimo para evitar la pérdida de datos y poder observar de forma el cambio de temperaturas que se presenta al momento en que se enciende o se apaga la hornilla. Cada dato registrado va marcando su entrada de 1 en 1 o 6 en 6 en caso de que su firmware se actualizara.					

Si el dispositivo es desconectado y vuelto a conectar este inicializa nuevamente en 1 o en 6, permitiendo observar en los archivos cuando se interrumpió el proceso de recolección de datos, pero permitiendo el registro en un mismo archivo, mientras no exceda de la semana, ya que de hacerlo se genera un archivo nuevo.

Obteniendo por cada minuto 6 registros, estos registros son guardados en el archivo de texto actual hasta que culmine su periodo de rotación y se genere un nuevo archivo que conformara la base de conocimientos.

Tabla 11 Requerimiento Funcional 5. Configuración de Sensores

RF 5	Configuración del Datalogger				
Tipo:	<u>Requisito</u>	Restricción	Prioridad:	<u>Esencial</u>	Deseado Opcional
El sistema a pesar de estar compuesto por varios dispositivos solo se necesita la configuración de uno, siendo este el datalogger que gracias a la compatibilidad que tiene con el resto de componentes solo es necesario conectarlos para ser detectados por esta tarjeta, pero antes de esto se debe configurar para que los registros se realicen adecuadamente. Para comenzar ingresamos a la opción 2) Devices Settings y desactivamos todas las herramientas que nos proporciona el ya que estas no son requeridas para el trabajo que estamos realizando. Posteriormente continuamos con los ajustes, regresamos al primer menú y seleccionamos 1, comenzamos en la sección Logging y seleccionamos el numero 7) Logging Timer, aquí se nos despliega solo una opción llamada Interval, al seleccionarlo colocamos el número de intervalo en milisegundos para que se registren los datos, aquí colocamos 10000. Regresamos al menú secundario y continuamos en la misma sección de Logging y ahora ingresamos a la opción 8) File Rotate, en donde seleccionamos 1) Rotate Period, en donde seleccionaremos la opción número 5) 1 week = 168, esto nos genera un nuevo archivo de texto pasadas 168 horas. Nuevamente en la sección del Logging seleccionamos el numero 6) Logger, en donde seleccionamos 2) Sample Numbering, aquí colocamos 1 para que al ingresar un registro este se en numere consecutivamente, pero si es actualizado el firmware esta ira de 6 en 6, de esta forma obteniendo la columna General.entry. Finalmente regresamos a la opción 6) Logger del Logging y seleccionamos 4) SD Card Format pero si actualizamos el firmware este valor cambiara a 6) SD Card Format, ya dentro aparecerán 3 opciones pero seleccionaremos la 2) CSV Format = 1, esto permite que la tarjeta registre y guarde los datos en la memoria.					

Tabla 12 Requerimiento Funcional 6. Intervalo de Registro

RF 6	Intervalo de Registro				
Tipo:	<u>Requisito</u>	Restricción	Prioridad:	<u>Esencial</u>	Deseado Opcional
El intervalo de registro, se configurara la tarjeta colocando 10 segundos que será el intervalo de tiempo en el que la tarjeta registrara la entrada de los datos adquiridos por los sensores.					

Tabla 13 Requerimiento Funcional 7. Intervalo de Registro

RF 7	Periodo de rotación				
Tipo:	<u>Requisito</u>	Restricción	Prioridad:	<u>Esencial</u>	<u>Deseado</u> Opcional
El Periodo de rotación está configurado a 168 h, su función radica en la generación de archivos de texto pasado el tiempo estipulado.					

Tabla 14 Requerimiento Funcional 8. Base de conocimiento

RN 8	Procesamiento de Datos				
Tipo:	<u>Requisito</u>	Restricción	Prioridad:	<u>Esencial</u>	Deseado Opcional
La base de conocimiento se forma con registros de temperatura y calor obtenidos por el sistema, los cuales se analizan mediante gráficas para identificar cambios de temperatura. Estos cambios se etiquetan con valores como "1" para encendido de la hornilla y temperatura máxima, "2" para enfriamiento de la hornilla hasta temperatura ambiente, y "0" para intervalos de tiempo en los que la hornilla está apagada. Luego de etiquetar los registros, se realiza un preprocesamiento de datos que implica reducir 64 columnas de datos del Grid-Eye a 8 columnas, extrayendo el promedio de una matriz de 8x8, y agregando los datos restantes sin modificar para formar una matriz de 13 columnas. Estos datos se organizan en una tabla para ser utilizados en el entrenamiento del modelo.					

3.4 Requerimientos No Funcionales

3.4.1 Requisitos de Rendimiento

Tabla 15 Requerimiento No Funcional 1. Tiempo de rendimiento

RN 1	Tiempo de rendimiento				
Tipo:	<u>Requisito</u>	Restricción	Prioridad:	<u>Esencial</u>	Deseado Opcional
Las baterías tienen una corriente máxima de 1.67 A, permitiéndonos tener el sistema funcionando por 72 horas, esto es esencial para tener un funcionamiento constante y sin pérdida de datos, durante el uso de la hornilla.					

3.4.2 Requisitos de Seguridad

Tabla 16 Requerimiento No Funcional 2. Integridad de los datos

RN 2	Integridad de los datos				
Tipo:	<u>Requisito</u>	Restricción	Prioridad:	<u>Esencial</u>	Deseado Opcional
El sistema no registra información sensible o crítica y el acceso a ella requiere de un conocimiento previo para poder extraer los registros.					

Tabla 17 Requerimiento No Funcional 3. Modelo 3D

RN 3	Modelo 3D				
Tipo:	Requisito	Restricción	Prioridad:	Esencial	Deseado Opcional
Nuestro sistema de caracterización al estar compuesto de componentes que a pesar de que su función es registrar la temperatura y calor, no es posible someterlos a una exposición tan directa, por lo que el modelo 3D resguarda todos los componentes del fuego y de salpicaduras que puedan ocurrir, teniendo la función principal de proteger el sistema, además de que su diseño es óptimo para que todos los componentes cumplan adecuadamente sus funciones.					

3.4.3 Requisitos de Fiabilidad

Tabla 18 Requerimiento No Funcional 4. Interrupciones del sistema

RN 4	Tiempo de usabilidad				
Tipo:	Requisito	Restricción	Prioridad:	Esencial	Deseado Opcional
- El sistema debe funcionar alrededor de 72 horas sin interrupciones. - El modelo 3D no importa el tiempo de exposición al calor soporta estos cambios.					

Tabla 19 Requerimiento No Funcional 5. Interrupciones del sistema

RN 5	Tolerancia a fallos				
Tipo:	Requisito	Restricción	Prioridad:	Esencial	Deseado Opcional
El sistema está configurado con un periodo de rotación de una semana para los archivos. En caso de corrupción, al resetear la tarjeta del Datalogger, se puede volver a acceder al archivo y el reseteo rescata los datos. Si la batería se descarga antes del tiempo estipulado, los datos se guardan hasta donde mantuvo la energía para su funcionamiento. Si el sistema no está guardando la información correctamente, simplemente basta con volver a configurar la tarjeta y resetearla para que guarde la configuración.					

Tabla 20 Requerimiento Funcional 6. Compatibilidad

RF 6	Compatibilidad				
Tipo:	Requisito	Restricción	Prioridad:	Esencial	Deseado Opcional
Todos los dispositivos utilizados para la creación del sistema de caracterización son compatibles entre sí, ya que todos ocupan cables Qwiic lo que permite una conexión más sencilla y menos cableado, además que todos siguen el protocolo I2c en donde todo el sistema funciona a partir de los 3.3 v y así evitar cortos circuitos.					

3.4.4 Requisitos de mantenibilidad

Tabla 21 Requerimiento No Funcional 7. Mantenimiento

RN 7	Mantenimiento				
Tipo:	<u>Requisito</u>	Restricción	Prioridad:	<u>Esencial</u>	Deseado Opcional
Cuando la batería se descarga se debe recargar por lo menos 2 horas para poder volver a utilizarse. Para armar el sistema se debe de hacer con anticipación, ya que esto implica varios pasos: 1. Atornillar las piezas del modelo 3D 2. Colocación de los componentes en sus respectivas posiciones y atornillarlas para que fijaslas en esa posición. 3. Realizar la conexión entre los componentes. 4. Colocación de la tarjeta microSD en el datalogger. 5. Configuración del datalogger. Con esto ya colocado la instalación del sistema en las estufas es menos tediosa. 1. Colocamos el termopar y lo aseguramos con la tuerca. 2. Lo conectamos al amplificador previamente colocado. 3. Colocamos la batería y antes de conectarla acomodamos el cable del termopar colocando la base que nos permite separar los demás componentes y evitar de esta forma corto circuitos. 4. Ya conectada la batería observamos que todo funcione adecuadamente y apretamos el botón de reset de la tarjeta. 5. Finalmente colocamos la tapa del modelo 3D y la atornillamos.					

Tabla 22 Requerimiento No Funcional 8. Encargado del mantenimiento

RN 8	Encargado del mantenimiento				
Tipo:	<u>Requisito</u>	Restricción	Prioridad:	<u>Esencial</u>	Deseado Opcional
Las actividades de mantenimiento deberán ser realizadas por el desarrollador para solucionar los fallos o realizar mejoras en la usabilidad del sistema.					

3.4.5 Requisitos de Portabilidad

Tabla 23 Requerimiento No Funcional 9. Dispositivos compatibles

RN 9	Dispositivos compatibles				
Tipo:	<u>Requisito</u>	Restricción	Prioridad:	<u>Esencial</u>	Deseado Opcional
• Todos los componentes utilizan sistema de conexión Qwiic. • Uso del sistema Matlab.					

3.5 Estudio de Factibilidad

3.5.1 Factibilidad Técnica

En este apartado se determinaron los recursos de hardware y software que se utilizaron para implementar el sistema de caracterización.

Tabla 24 Estudio de Factibilidad Técnica de Flexible Qwiic Cable

Recurso	Característica
Cable Qwiic Flexible	Un cable de 4 conductores de 100 mm de largo.
Terminación	JST de 1 mm
Codificado por colores	• Amarillo = SCL • Azul = SDA • Rojo = 3.3V • Negro = Tierra

Tabla 25 Estudio de Factibilidad Técnica de Batería LiPo

Recurso	Característica
Capacidad de la batería	5000 mAh
Voltaje nominal	3,7 V
Capacidad de la batería medida en vatios-hora	18.5Wh

Tabla 26 Estudio de Factibilidad Técnica de Filamento

Recurso	Característica
Filamento	Nylon blanco
Peso	1 Kg
Tamaño de Filamento	1.75 mm
Dimensiones	22 × 8 × 22 cm
Temperatura de impresión	Entre los 220° y los 240°

Tabla 27 Estudio de Factibilidad Técnica de SparkFun Grid-EYE Infrared Array Breakout - AMG8833

Recurso	Característica
Matriz de pixeles	Matriz cuadrada de 8x8
Tasa de precisión	$\pm 2,5^{\circ}\text{C}$ ($\pm 4,5^{\circ}\text{F}$)
Rango de temperatura	0°C a 80°C (32°F a 176°F)
Velocidad de fotogramas	10 fotogramas por segundo a un fotograma por segundo
Voltaje máximo	3,3 V

Tabla 28 Estudio de Factibilidad Técnica de Thermocouple Type-K - Stainless Steel

Recurso	Característica
Termopar	Tipo K de acero inoxidable, está hecho de cromel y alumel.
Temperatura máxima	400°C
Temperatura mínima	0°C
Medidas de la sonda	200 mm (7,8 pulgadas) de largo con un diámetro de 5 mm ($\sim 0,2$ pulgadas)
Conector	Termopar estándar

Tabla 29 Estudio de Factibilidad Técnica de SparkFun Qwiic Thermocouple Amplifier - MCP9600 (PCC Connector)

Recurso	Característica
Resolución	$0,0625^{\circ}\text{C}$
Precisión	$\pm 1,5^{\circ}\text{C}$
Rango de temperatura	-200°C a 1350°C
Puente	ADDR para direcciones variables I 2 C (dirección predeterminada de 0x60)
Conector	PCC para termopar tipo K
Conectores Qwiic	2

Tabla 30 Estudio de Factibilidad Técnica de SparkFun DataLogger IoT - 9DoF

Recurso	Característica
Generación de archivos	CSV o JSON
IMU de 9 ejes	• Acelerómetro y giroscopio (ISM330DHCX) • Magnetómetro (MMC5983MA)
Rango de voltaje de funcionamiento	• 3,3 V a 6,0 V (a través de VIN) • 5V con USB (a través de 5V o USB tipo C) • Tasa de carga mínima de 500 mA • 3,3 V (a través de 3V3)
Puertos	• 1 USB tipo C • 1x conector estilo JST para batería LiPo • 2x Qwiic habilitado I 2 C • 1x conector microSD
Botones	• Reiniciar • Bota
Dimensiones:	1,66 pulgadas. x 2,00 pulgadas
Peso	10,7g

Tabla 31 Estudio de Factibilidad Técnica de Software

Software	Aplicación
Matlab	Machine learning
Tera Term	Control de dispositivos

3.5.2 Factibilidad Económica

En el estudio de factibilidad económica determina el presupuesto para el desarrollo del sistema, para esto se contemplan los recursos técnicos y humanos utilizados. La Tabla 32 Costos de recursos técnicos, la Tabla 33 Costo de Factibilidad Técnica de Software y la Tabla 34 Costos de Recursos Humanos, muestran los costos requeridos para el desarrollo del sistema.

Tabla 32 Costos de recursos técnicos

Recurso	Descripción	Cantidad	Precio unitario
Flexible Qwiic Cable	Un cable de 4 conductores de 100 mm de largo.	2x módulo	\$27.28
Batería LiPo	Batería de litio con una capacidad de 5000 mAh.	1x módulo	\$247
Modelo 3D Grid-EYE	Diseñado para colocar el Grid-EYE, con el fin de proteger el sensor y de que este se encuentre en la posición correcta al momento de recopilar los registros de calor.	1x módulo	\$ 29.356
Modelo 3D Termopar	Diseñado para el termopar, este tiene dos funciones, de proteger el extremo del termopar y ser un soporte para el modelo final.	1x módulo	\$44.732
Modelo 3D Amplificador de termopar	Diseñado para resguardar el amplificador, pero también siendo la pieza central que une los 3 componentes principales.	1x módulo	\$78.77
Modelo 3D Batería	La batería es la pieza más grande, puesto que debe resguardar la batería, el Datalogger y gran parte del cable del termopar.	1x módulo	\$136.14
Modelo 3D Tapa	La tapa cubre 3 de los modelos, el termopar, el amplificador y la batería.	1x módulo	\$122.87
SparkFun Grid-EYE Infrared Array Breakout - AMG8833 (Qwiic)	Cámara infrarroja compuesta de una matriz cuadrada de 8x8 pixeles	1x módulo	\$783.4475
Thermocouple Type-K - Stainless Steel	Sensor termopar tipo K de acero inoxidable, está hecho de cromel y alumel.	1x módulo	\$93.775
SparkFun Qwiic Thermocouple Amplifier - MCP9600 (PCC Connector)	Amplificador de la señal para el termopar tipo K	1x módulo	\$510.6475
SparkFun DataLogger IoT - 9DoF	Registrador de registros de los demás sensores en archivos TXT	1x módulo	\$1,277.8975
Precio total por módulo			\$3,351.9155
Precio total por los 6 módulos			\$20,111.493

Tabla 33 Costo de Factibilidad Técnica de Software

Matlab Académico		Costos
Módulos	Statistics and Machine Learning Toolbox	\$1,875.5
	Control System Toolbox	\$1,875.5
Licencia		\$4,688.75
Total		\$8,439.75

Tabla 34 Costos de Recursos Humanos

Cargo	Tiempo de trabajo	Pago por mes	Total
Desarrollador	6 meses	\$6,000	\$6000
		Total	\$6,000

3.6 Diseño e Implementación

3.6.1 Casos de Uso

En el diagrama de casos de uso general, se muestra que el sistema está compuesto por diferentes componentes siendo estos, Grid-EYE, amplificador de termopar, termopar y el Datalogger, siendo este último una de las piezas principales, ya que con esta tenemos acceso a todas las configuraciones de los demás componentes y de la propia tarjeta que permite ser el puente de energía como ser el punto de control y de almacenamiento del sistema, como se puede observar en la Figura 54 Caso de uso general.

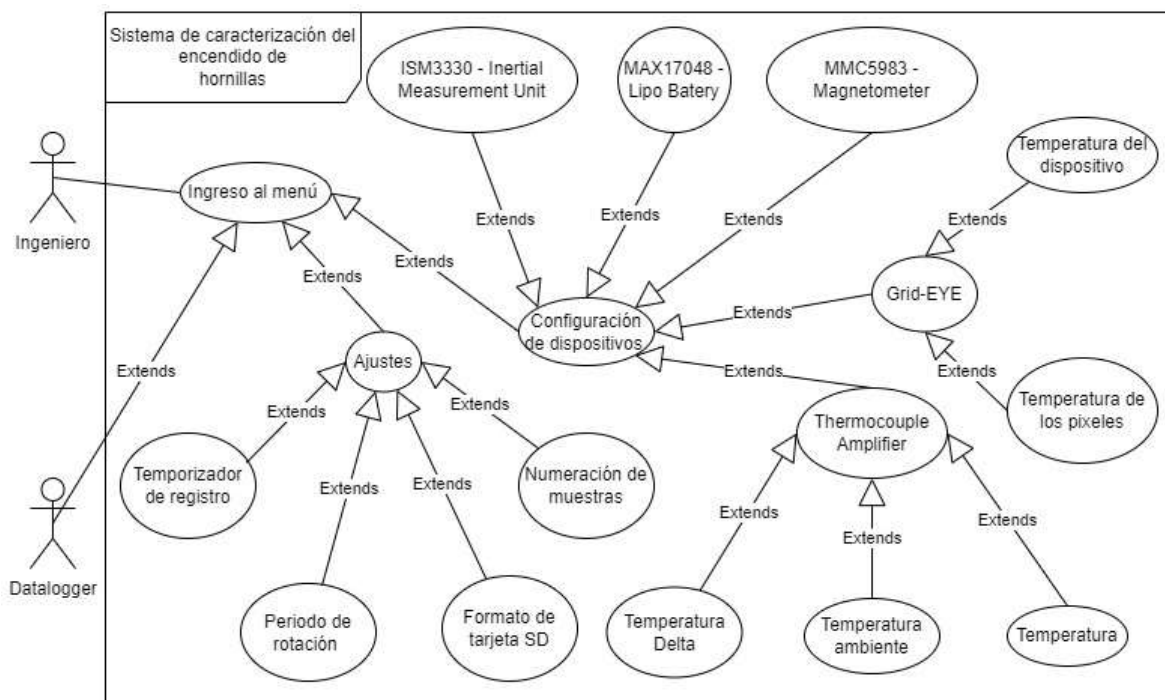


Figura 54 Caso de uso general

La configuración “temporizador de registro” es originaria del Datalogger, esta tiene la función de registrar las señales adquiridas por los sensores a partir de rangos de tiempo en milisegundos, es por ello por lo que se configura a 10000, lo que en segundos serian 10, de esta forma obteniendo 6 registros cada minuto. En la Figura 55 Caso de uso Temporizador de registro se muestra el diagrama de casos de uso antes mencionado.

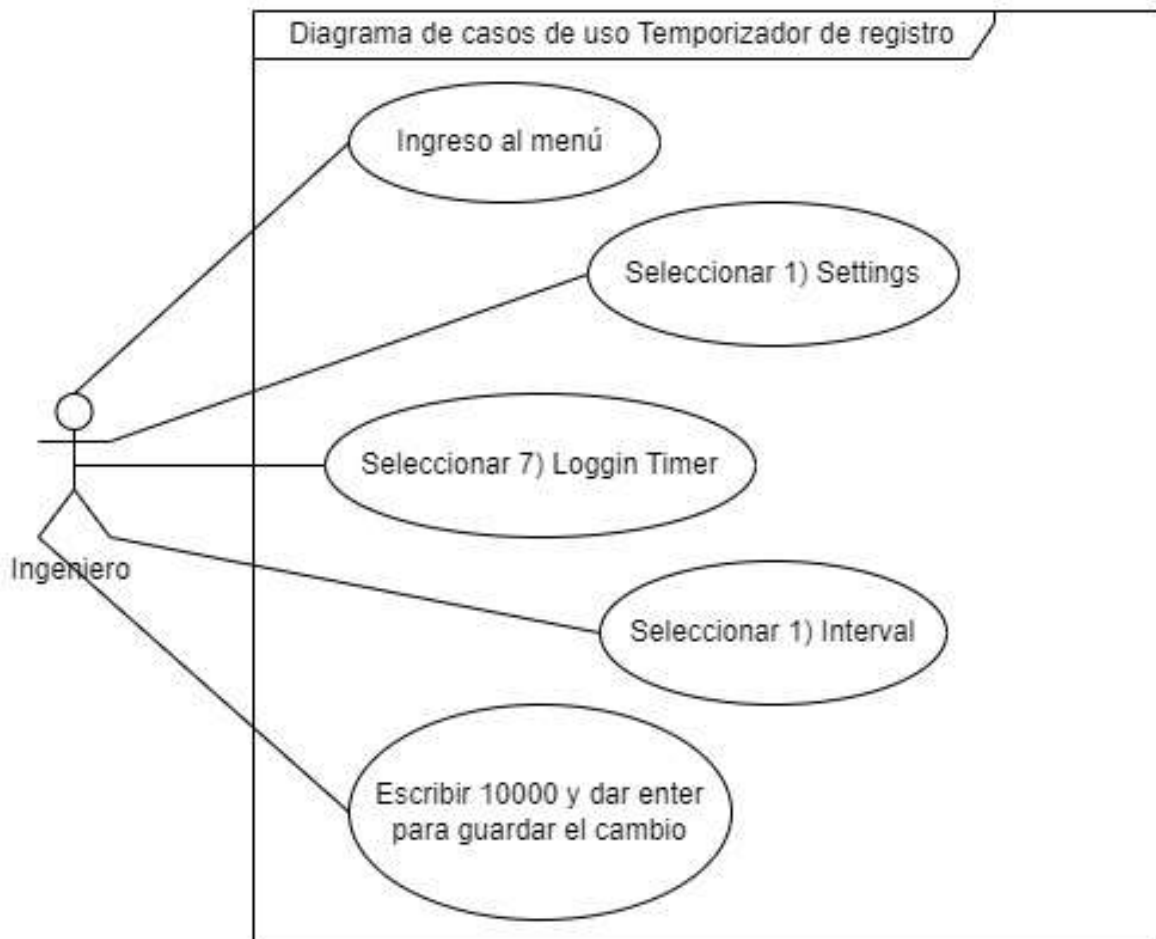


Figura 55 Caso de uso Temporizador de registro

Tabla 35 Caso de uso Temporizador de registro

CU 1	Temporizador de registro	
Descripción	Configuración del Datalogger que permite ajustar el tiempo de entrada de registros de las señales adquiridas.	
Actor Principal	Ingeniero	Frecuencia de uso: Baja <u>Media</u> Alta
Precondiciones	Tener conocimiento de la tarjeta y del menú de configuración.	
Postcondiciones	Para guardar las configuraciones adecuadamente es importante regresar al último menú y dar exit para que aparezca el mensaje que diga save settings, ya que de no ser así hay una posibilidad que estos no se guarden adecuadamente o sea menos fiable.	
Disparador	Encender el sistema y presionar reset.	
Curso básico de eventos	1. Conecta la tarjeta 2. Abre el terminal serial a 115200 baudios 3. Ingresa al menú 4. Selecciona en este primer menú la opción 1) Setting, para esto oprime 1 5. Se desplaza otro menú y de este seleccionamos 7)Logging Timer 6. Se desplaza otro menú y de este seleccionamos 1) Interval 7. Escribimos 10000 8. Presionamos enter	
Extensiones de eventos		
Excepciones	Presionar esc para salir sin realizar la configuración.	

La configuración “periodo de rotación” es la encargada de generar un nuevo archivo de texto pasado el tiempo en el que se configuro, estos archivos generados contienen los registros adquiridos de las señales captadas por los sensores. En la Figura 56 se muestra el diagrama de casos de uso antes mencionado.

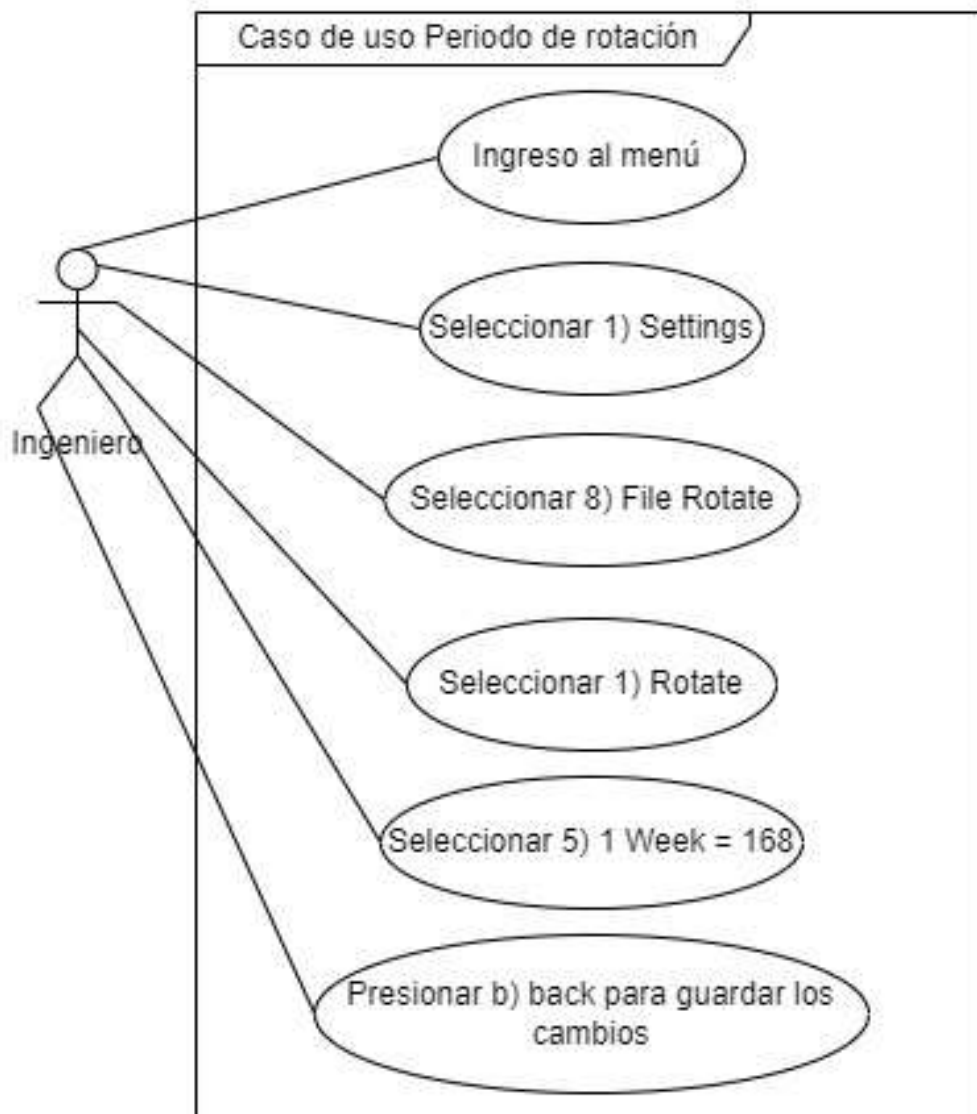


Figura 56 Caso de uso Periodo de rotación

Tabla 36 Caso de uso Periodo de rotación

CU 2	Periodo de rotación	
Descripción	Configuración del Datalogger que genera los archivos de texto en donde se almacenan los registros de las señales captadas por los sensores.	
Actor Principal	Ingeniero	Frecuencia de uso: Baja <u>Media</u> Alta
Precondiciones	Tener conocimiento de la tarjeta y del menú de configuración.	
Postcondiciones	Para guardar las configuraciones adecuadamente es importante regresar al último menú y dar exit para que aparezca el mensaje que diga save settings, ya que de no ser así hay una posibilidad que estos no se guarden adecuadamente o sea menos fiable.	
Disparador	Encender el sistema y presionar reset.	
Curso básico de eventos	1. Conecta la tarjeta 2. Abre el terminal serial a 115200 baudios 3. Ingresa al menú 4. Selecciona en este primer menú la opción 1) Setting, para esto oprime 1 5. Se desplaza otro menú y de este seleccionamos 8) File Rotate 6. Se desplaza otro menú y de este seleccionamos 1) Rotate period 7. Se desplazan las opciones y seleccionamos 5) 1 Week = 168 8. Presionamos enter	
Excepciones	Presionar b) back para salir sin realizar la configuración.	

La configuración de muestras permite visualizar la entrada de datos en los archivos de texto, de esta forma al existir una interrupción en el sistema, este al volverá su funcionamiento habitual comenzará en el conteo inicial. En la Figura 57 se muestra el diagrama de casos de uso antes mencionado.

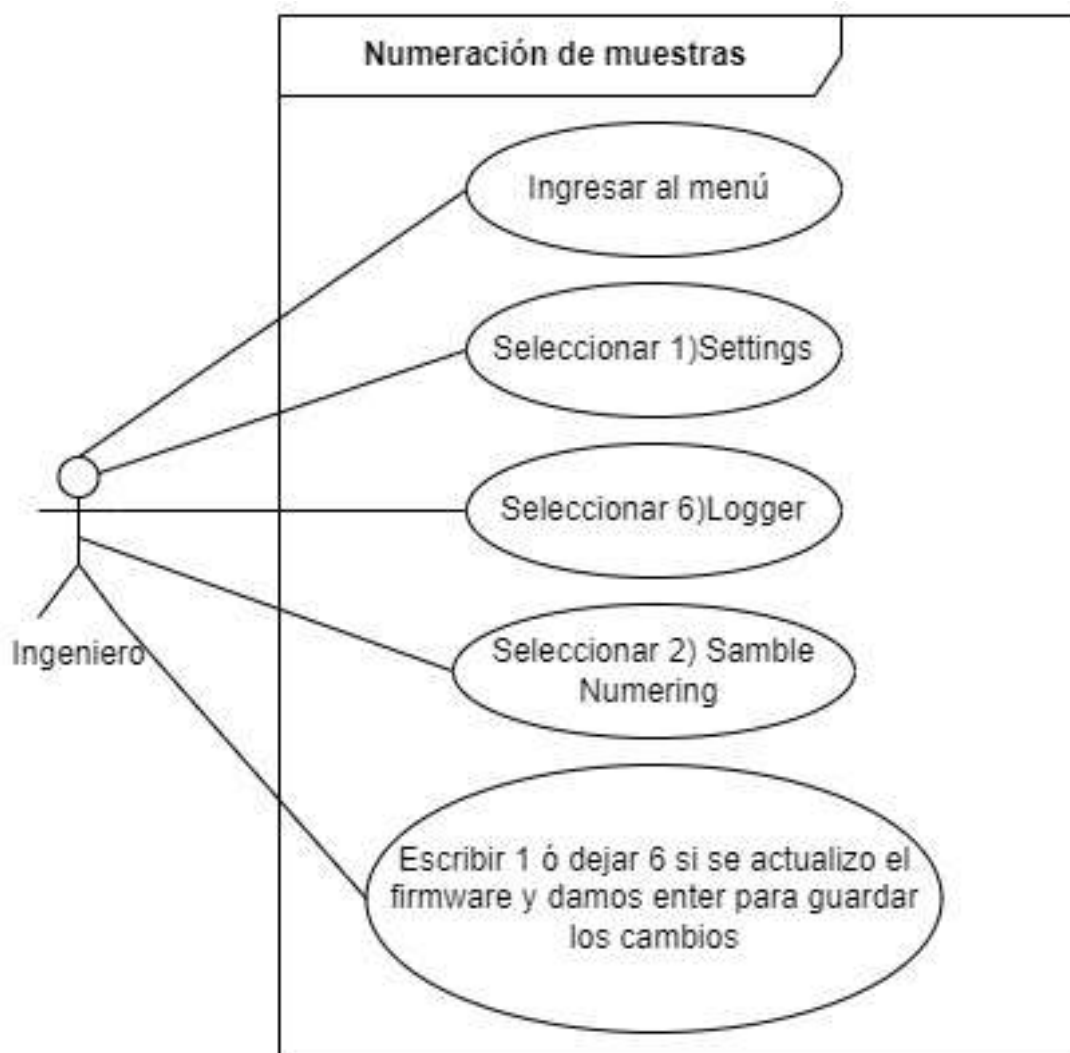


Figura 57 caso de uso Numeración de muestras

Tabla 37 Caso de uso Numeración de muestras

CU 3	Numeración de muestras	
Descripción	Configuración del Datalogger que genera una columna llamada General.Enty esta nos indica el número de entrada del registro, puede ser de 1 en 1 o de 6 en 6.	
Actor Principal	Ingeniero	Frecuencia de uso: Baja <u>Media</u> Alta
Precondiciones	Tener conocimiento de la tarjeta y del menú de configuración.	
Postcondiciones	Para guardar las configuraciones adecuadamente es importante regresar al último menú y dar exit para que aparezca el mensaje que diga sabe settings, ya que de no ser así hay una posibilidad que estos no se guarden adecuadamente o sea menos fiable.	
Disparador	Encender el sistema y presionar reset.	
Curso básico de eventos	1. Conecta la tarjeta 2. Abre el terminal serial a 115200 baudios 3. Ingresa al menú 4. Selecciona en este primer menú la opción 1) Setting, para esto oprime 1 5. Se desplaza otro menú y de este seleccionamos 6) Logger 6. Se desplazan las opciones y seleccionamos 2) Sample Numering 7. Escribir 1 o dejar 6 en caso de que se actualizara el firmware. 8. Presionar enter	
Excepciones	Presionar esc para salir sin realizar la configuración.	

Configuración el formato de la tarjeta SD a n formato CSV e muy importante para poder utilizar y analizar los datos de manera más sencilla a comparación de otro tipo de formatos. En la Figura 58 se muestra el diagrama de casos de uso antes mencionado.

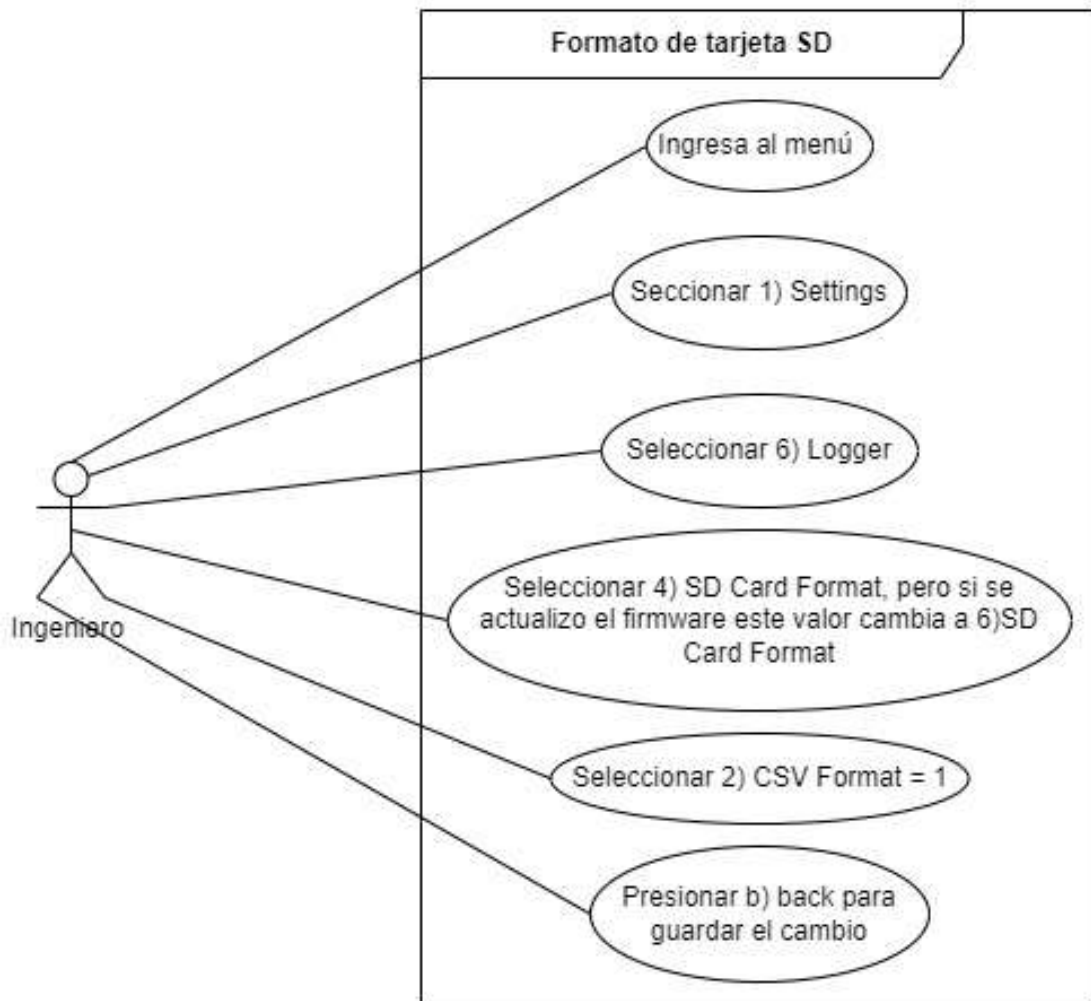


Figura 58 Caso de uso Formato de tarjeta SD

Tabla 38 Caso de uso Formato de tarjeta SD

CU 4	Formato de tarjeta SD	
Descripción	Configuración del tipo de formato en el que se almacenaran los registros siendo en el formato CSV, este nos permite almacenar los registros en una fila de datos, y los valores de cada fila están separados por comas, que vendrán a ser las columnas en nuestro archivo de texto TXT.	
Actor Principal	Ingeniero	Frecuencia de uso: Baja <u>Media</u> Alta
Precondiciones	Tener conocimiento de la tarjeta y del menú de configuración.	
Postcondiciones	Para guardar las configuraciones adecuadamente es importante regresar al último menú y dar exit para que aparezca el mensaje que diga save settings, ya que de no ser así hay una posibilidad que estos no se guarden adecuadamente o sea menos fiable.	
Disparador	Encender el sistema y presionar reset.	
Curso básico de eventos	1. Conecta la tarjeta 2. Abre el terminal serial a 115200 baudios 3. Ingresa al menú 4. Selecciona en este primer menú la opción 1) Setting, para esto oprime 1 5. Se desplaza otro menú y de este seleccionamos 6) Logger 6. Se desplaza otro menú y de este seleccionamos 4) SD Card Format o 6) SD Card Format. 7. Se desplazan las opciones y seleccionamos 2) CSV Format = 1 8. Presionar enter	
Excepciones	Presionar b) back para salir sin realizar la configuración.	

Desactivar las herramientas del Datalogger permite el no confundir los datos con valores innecesarios, en este caso se desactivan las funciones de la batería, como se muestra en la Figura 59.

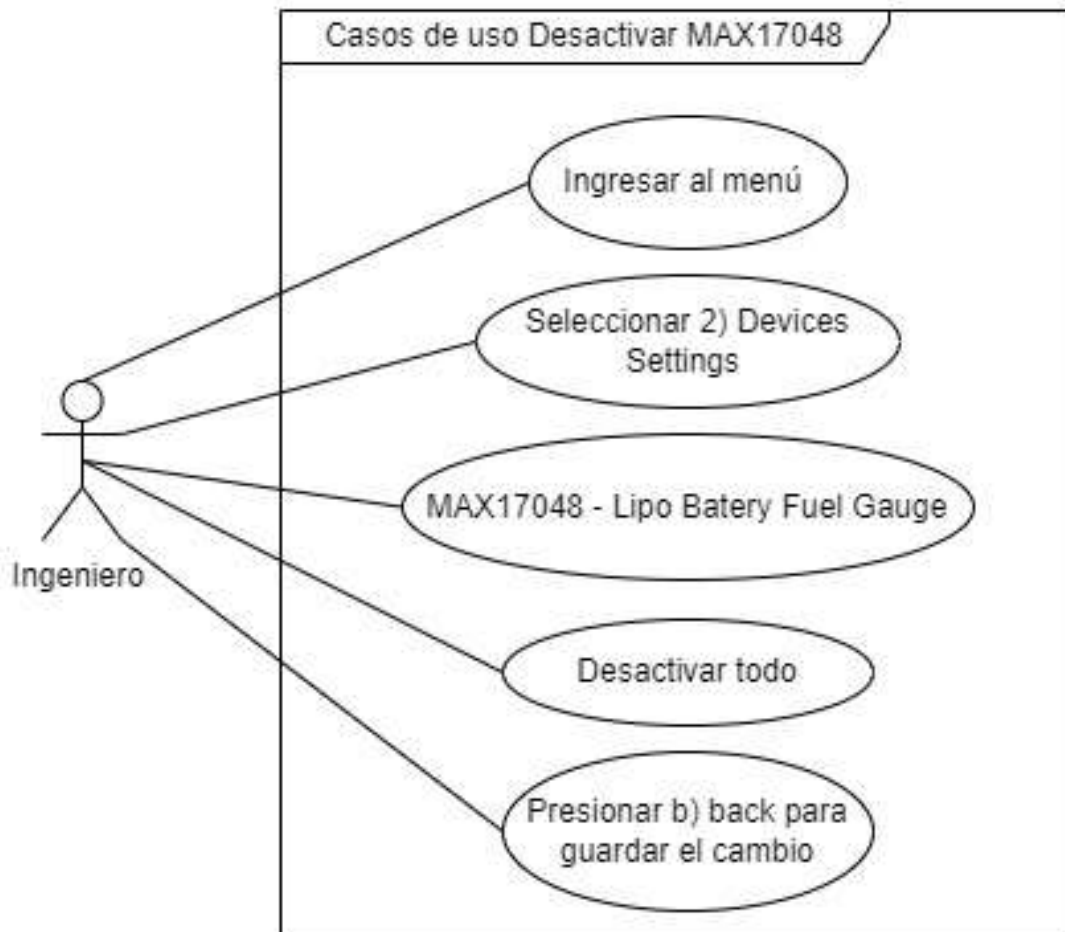


Figura 59 Caso de uso Desactivar MAX17048

Tabla 39 Caso de uso Desactivar MAX17048

CU 5	Desactivar MAX17048	
Descripción	La herramienta del Datalogger MAX17048 muestra el estado de la batería.	
Actor Principal	Ingeniero	Frecuencia de uso: <u>Baja</u> Media Alta
Precondiciones	Tener conocimiento de la tarjeta y del menú de configuración.	
Postcondiciones	Para guardar las configuraciones adecuadamente es importante regresar al último menú y dar exit para que aparezca el mensaje que diga save settings, ya que de no ser así hay una posibilidad que estos no se guarden adecuadamente o sea menos fiable.	
Disparador	Presionar número de tecla para desactivar todas las funciones	
Curso básico de eventos	1. Conecta la tarjeta 2. Abre el terminal serial a 115200 baudios 3. Ingresa al menú 4. Selecciona en este primer menú la opción 2) Devices Settings 5. Se desplaza otro menú y de este seleccionamos MAX17048 – Lipo Battery Fuel Gauge 6. Se desplaza otro menú y de este seleccionamos 4) Disable ALL Parameters 7. Presionar enter	
Excepciones	Presionar b) back para salir sin realizar la configuración.	

Desactivamos todas las funciones del ISM330 del Datalogger ya que no son necesarias, como se muestra en la Figura 60.

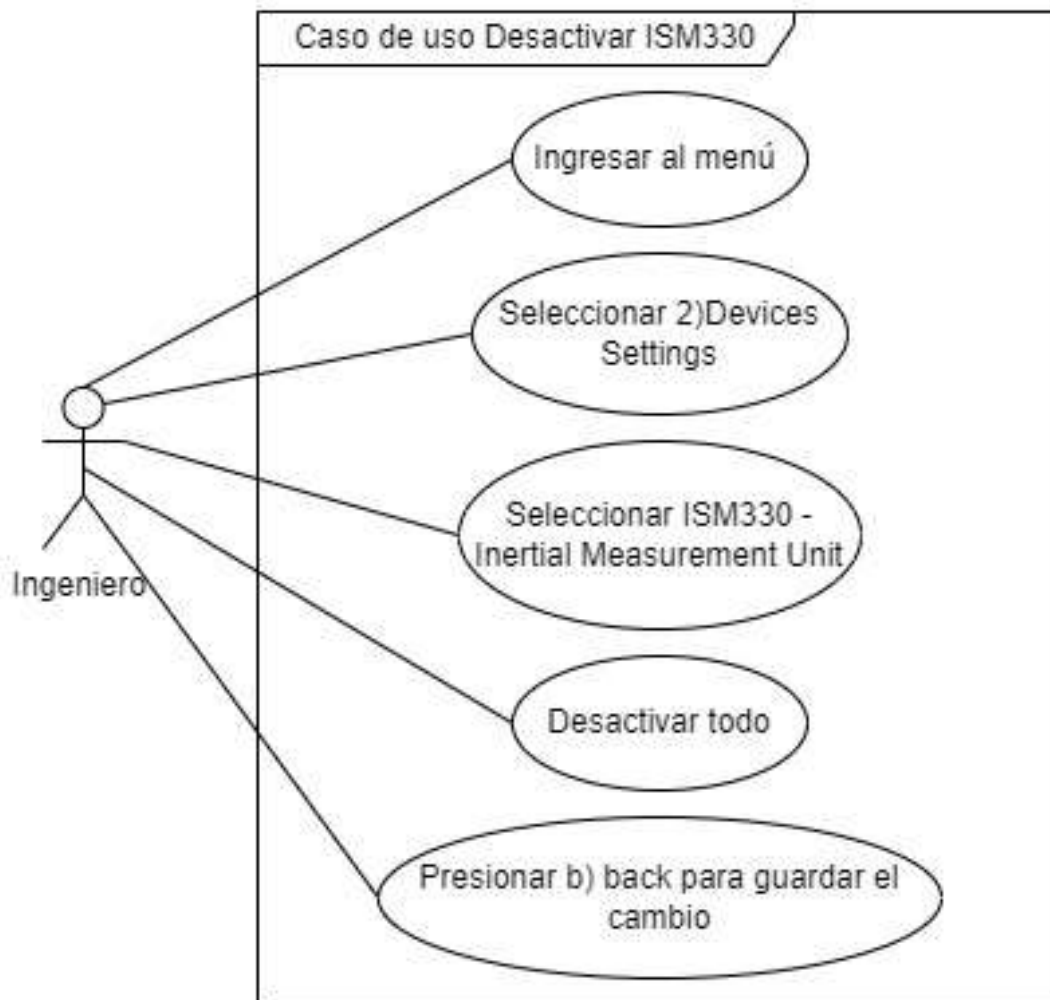


Figura 60 Caso de uso Desactivar ISM330

Tabla 40 Caso de uso Desactivar ISM330

CU 6	Desactivar ISM330	
Descripción	La herramienta del Datalogger ISM330 mide la inercia.	
Actor Principal	Ingeniero	Frecuencia de uso: <u>Baja</u> Media Alta
Precondiciones	Tener conocimiento de la tarjeta y del menú de configuración.	
Postcondiciones	Para guardar las configuraciones adecuadamente es importante regresar al último menú y dar exit para que aparezca el mensaje que diga save settings, ya que de no ser así hay una posibilidad que estos no se guarden adecuadamente o sea menos fiable.	
Disparador	Presionar número de tecla para desactivar todas las funciones	
Curso básico de eventos	1. Conecta la tarjeta 2. Abre el terminal serial a 115200 baudios 3. Ingresa al menú 4. Selecciona en este primer menú la opción 2) Devices Settings 5. Se desplaza otro menú y de este seleccionamos ISM330 – Inertial Measurement Unit 6. Se desplaza otro menú y de este seleccionamos 16) Disable ALL Parameters 7. Presionar enter	
Excepciones	Presionar b) back para salir sin realizar la configuración.	

Desactivamos todas las funciones del MMC5983 del Datalogger ya que no son necesarias, como se muestra en la Figura 61.

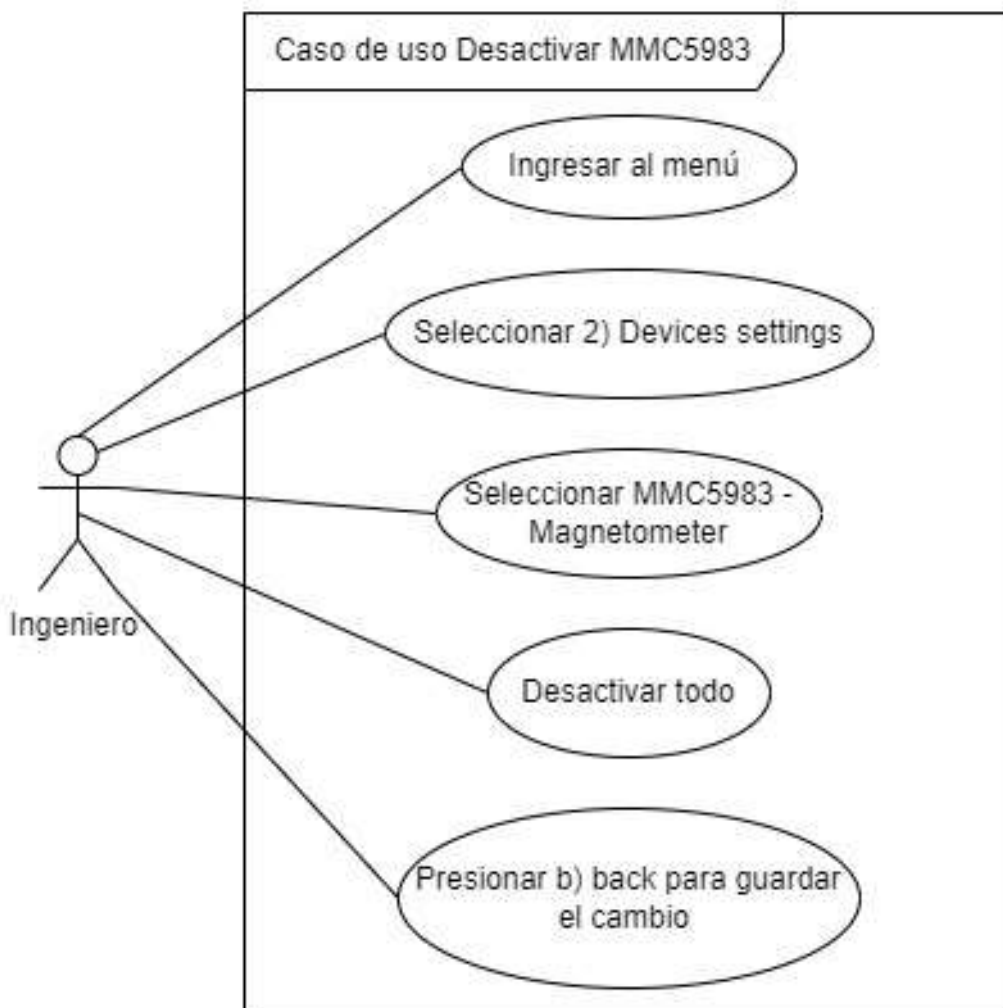


Figura 61 Caso de uso Desactivar MMC5983

Tabla 41 Caso de uso Desactivar MMC5983

CU 7	Desactivar MMC5983	
Descripción	La herramienta del Datalogger MMC5983 mide la magnitud.	
Actor Principal	Ingeniero	Frecuencia de uso: <u>Baja</u> Media Alta
Precondiciones	Tener conocimiento de la tarjeta y del menú de configuración.	
Postcondiciones	Para guardar las configuraciones adecuadamente es importante regresar al último menú y dar exit para que aparezca el mensaje que diga save settings, ya que de no ser así hay una posibilidad que estos no se guarden adecuadamente o sea menos fiable.	
Disparador	Presionar el número de tecla para desactivar todas las funciones	
Curso básico de eventos	1. Conecta la tarjeta 2. Abre el terminal serial a 115200 baudios 3. Ingresa al menú 4. Selecciona en este primer menú la opción 2) Devices Settings 5. Se desplaza otro menú y de este seleccionamos MMC5983 - 6. Se desplaza otro menú y de este seleccionamos 7) Disable ALL Parameters 7. Presionar enter	
Excepciones	Presionar b) back para salir sin realizar la configuración.	

Activar todas las funciones del sensor MCP600, el cual obtiene la señal de la temperatura. Como se muestra en la Figura 62.

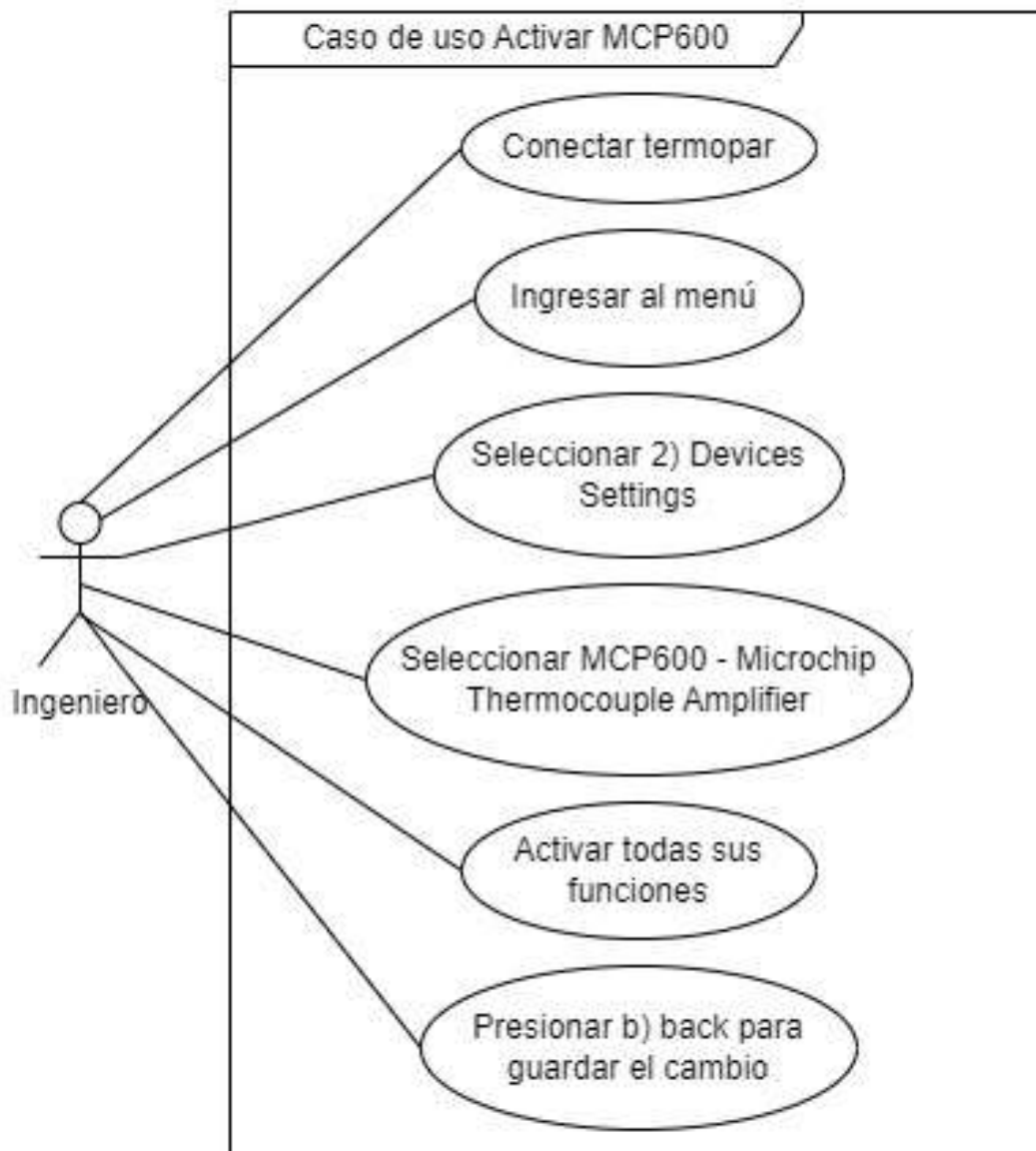


Figura 62 Caso de uso Activar MCP600

Tabla 42 Caso de uso Activar MCP600

CU 8	Activar MCP600	
Descripción	Sensor Termopar con la función de adquirir la señal de las temperaturas.	
Actor Principal	Ingeniero	Frecuencia de uso: Baja Media <u>Alta</u>
Precondiciones	Tener conocimiento de la tarjeta y del menú de configuración.	
Postcondiciones	Para guardar las configuraciones adecuadamente es importante regresar al último menú y dar exit para que aparezca el mensaje que diga sabe settings, ya que de no ser así hay una posibilidad que estos no se guarden adecuadamente o sea menos fiable.	
Disparador	Presionar el número de tecla para activar todas las funciones	
Curso básico de eventos	1. Conecta la tarjeta 2. Abre el terminal serial a 115200 baudios 3. Ingresa al menú 4. Selecciona en este primer menú la opción 2) Devices Settings 5. Se desplaza otro menú y de este seleccionamos MCP600 6. Se desplaza otro menú y de este seleccionamos 10) Enable ALL Parameters 7. Presionar enter	
Excepciones	Presionar b) back para salir sin realizar la configuración.	

Activar todas las funciones del sensor AMG8833, el cual obtiene la señal de la temperatura, como se muestra en la Figura 63.

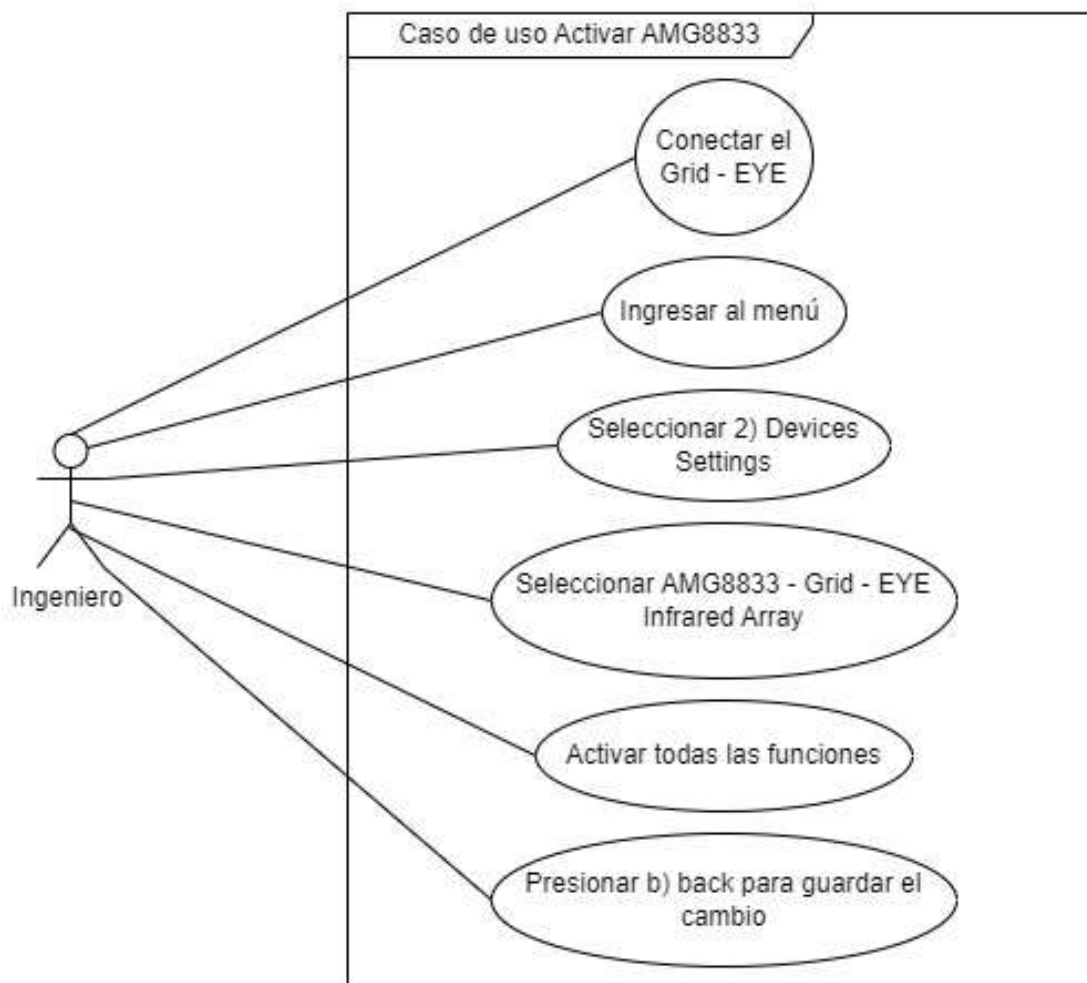


Figura 63 Caso de uso Activar AMG8833

Tabla 43 Caso de uso Activar AMG8833

CU 9	Activar AMG8833	
Descripción	Sensor Grid-EYE con la función de adquirir la señal de calor por infrarrojos.	
Actor Principal	Ingeniero	Frecuencia de uso: Baja Media <u>Alta</u>
Precondiciones	Tener conocimiento de la tarjeta y del menú de configuración.	
Postcondiciones	Para guardar las configuraciones adecuadamente es importante regresar al último menú y dar exit para que aparezca el mensaje que diga save settings, ya que de no ser así hay una posibilidad que estos no se guarden adecuadamente o sea menos fiable.	
Disparador	Presionar el número de tecla para activar todas las funciones	
Curso básico de eventos	1. Conecta la tarjeta 2. Abre el terminal serial a 115200 baudios 3. Ingresa al menú 4. Selecciona en este primer menú la opción 2) Devices Settings 5. Se desplaza otro menú y de este seleccionamos -AMG8833 6. Se desplaza otro menú y de este seleccionamos 5) Enable ALL Parameters 7. Presionar enter	
Excepciones	Presionar b) back para salir sin realizar la configuración.	

Con los datos adquiridos podemos pasar la siguiente fase que es el preprocesado de los datos, para esto es necesario el uso de Matlab que permite codificar y entrenar modelos de aprendizaje. Como se muestra en la Figura 64 Caso de uso Utilización de Matlab.

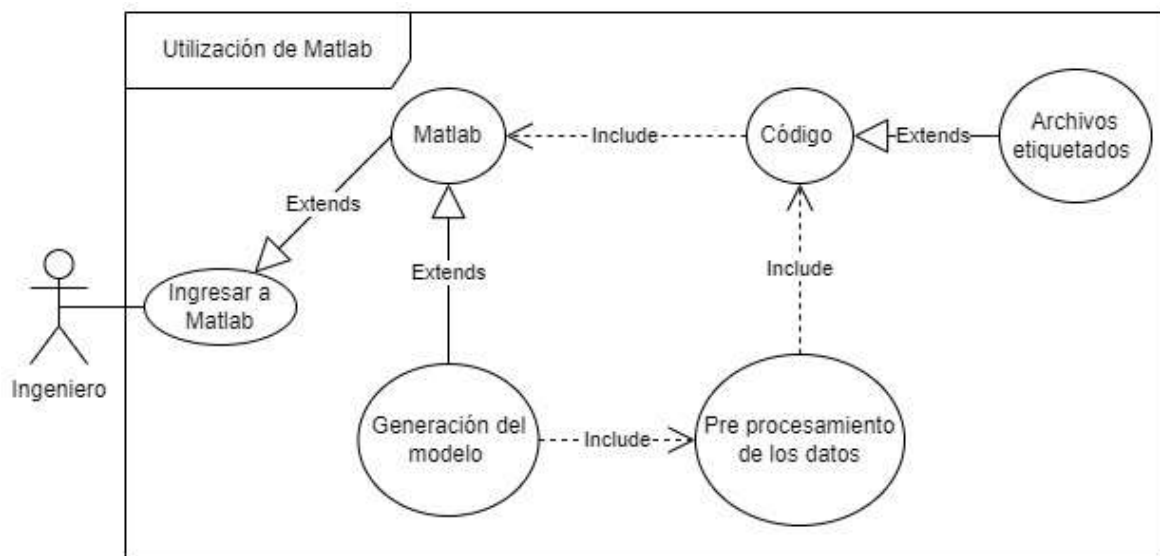


Figura 64 Caso de uso Utilización de Matlab

Tabla 44 Caso de uso Utilización de Matlab

CU 10	Utilización de Matlab	
Descripción	Proceso que describe como es trabajar con Matlab al momento de preprocesar los datos, hasta el modelado de los mismos.	
Actor Principal	Ingeniero	Frecuencia de uso: Baja Media <u>Alta</u>
Precondiciones	Archivos etiquetados	
Postcondiciones	Datos preprocesados	
Disparador	Dar clic en el ejecutados de código	
Curso básico de eventos	1. Etiquetar datos 2. Importar daos a Matlab 3. Ejecutar código 4. Datos preprocesados y guardados en una tabla 5. Entrenamiento del modelo con la tabla de datos 6. Importar modelo	
Extensiones de eventos		
Excepciones	Escribir clear all en el monitor serial	

La generación del modelo permite obtener un análisis más avanzado de los datos adquiridos y observar los patrones que existen en los datos. Como se observa en la Figura 65 Caso de uso Generación del modelo.

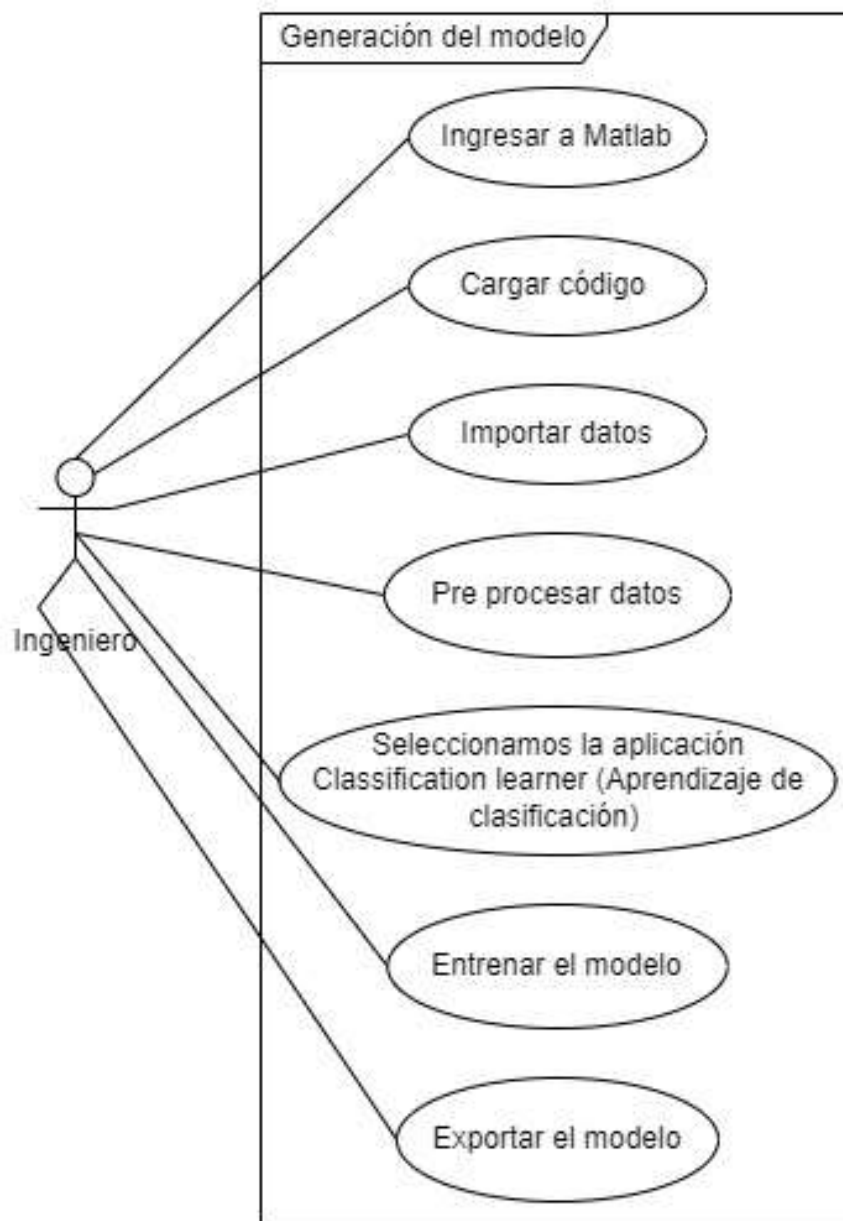


Figura 65 Caso de uso Generación del modelo

Tabla 45 Caso de uso Generación del modelo

CU 10		Utilización de Matlab			
Descripción	Proceso que describe como es trabajar con Matlab al momento de preprocesar los datos, hasta el modelado de los mismos.				
Actor Principal	Ingeniero	Frecuencia de uso:	Baja	Media	<u>Alta</u>
Precondiciones	Archivos etiquetados				
Postcondiciones	Datos preprocesados				
Disparador	Dar clic en el ejecutados de código				
Curso básico de eventos	1. Etiquetar datos 2. Abrir Matlab 3. Importar datos a Matlab 4. Ejecutar código 5. Datos preprocesados y guardados en una tabla 6. Entrenamiento del modelo con la tabla de datos 7. Importar modelo				
Extensiones de eventos					
Excepciones	Escribir clear all en el monitor serial				

3.7 Diagramas de Secuencia

El diagrama de secuencia “Temporizador de registro” se muestra en la Figura 66. Al ser una configuración del Datalogger se debe de ingresar por una serie de menús hasta llegar a esta configuración, la cual al ser editada se guarda en la tarjeta para futuros usos, que se activan cada que se enciende el sistema y se da reset.

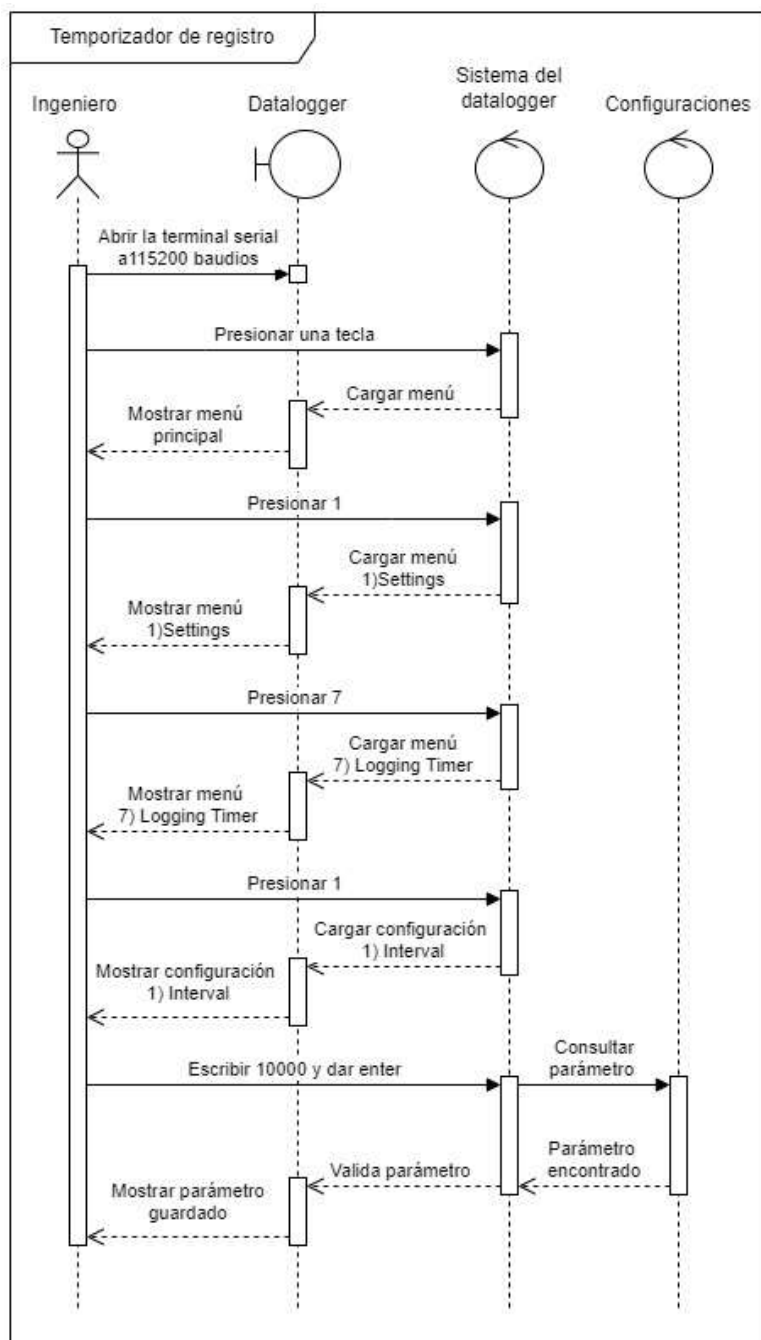


Figura 66 Diagrama de secuencia Temporizador de registro

El diagrama de secuencia “Periodo de rotación” se muestra en la Figura 67. Es una configuración del Datalogger que permite generar archivos de texto pasado el tiempo estipulado, por ello al encenderse y dar reset continuara almacenando información en el mismo archivo.

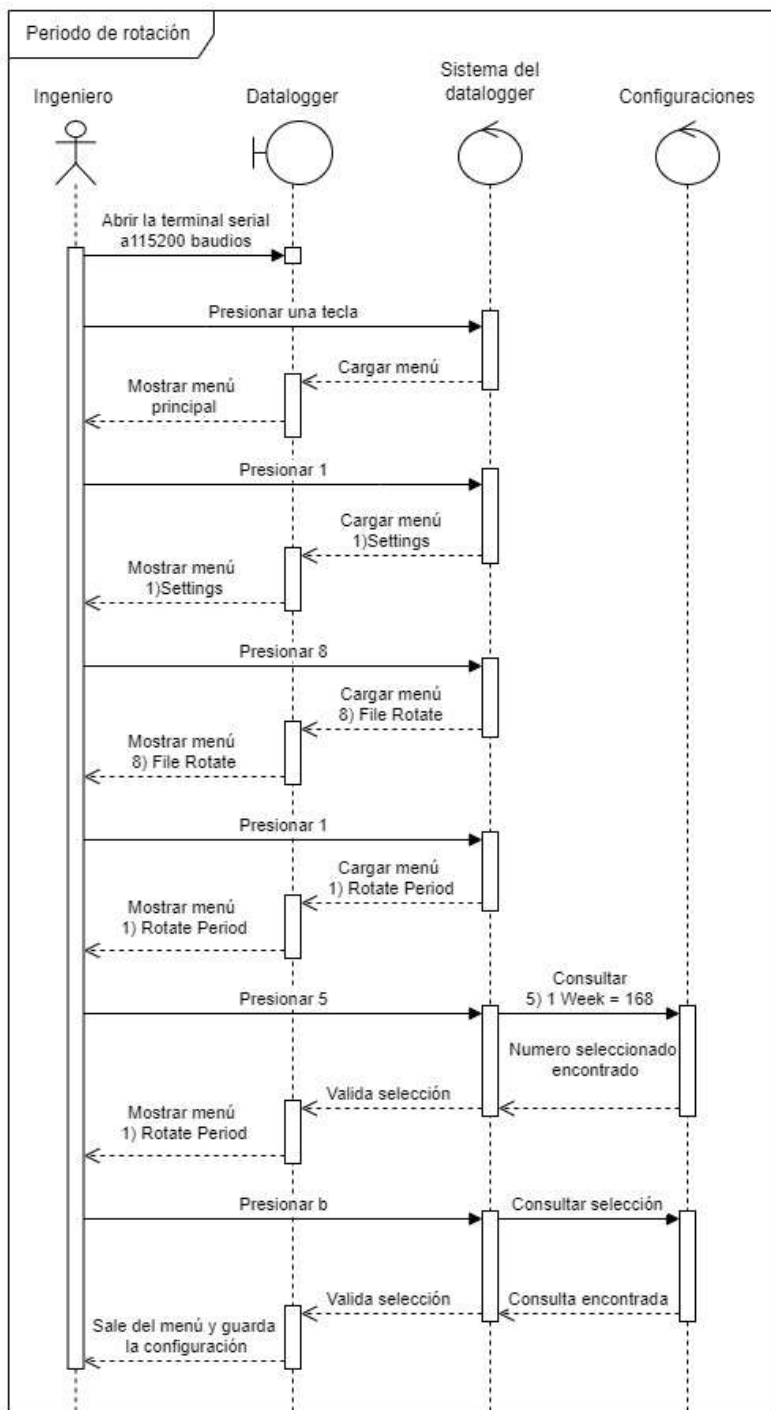


Figura 67 Diagrama de secuencia Periodo de rotación

Diagrama de secuencia “Numeración de muestras” se muestra en la Figura 68. Esta configuración puede variar, ya que cuando se actualiza el firmware de la tarjeta se suelen agregar mejoras, por ende, el menú o los parámetros cambian, es por ello por lo que en esta configuración podemos inicializar los archivos en 1 y seguirá consecutivamente, pero si se actualiza inicializara en 6 e ira registrando de 6 en 6.

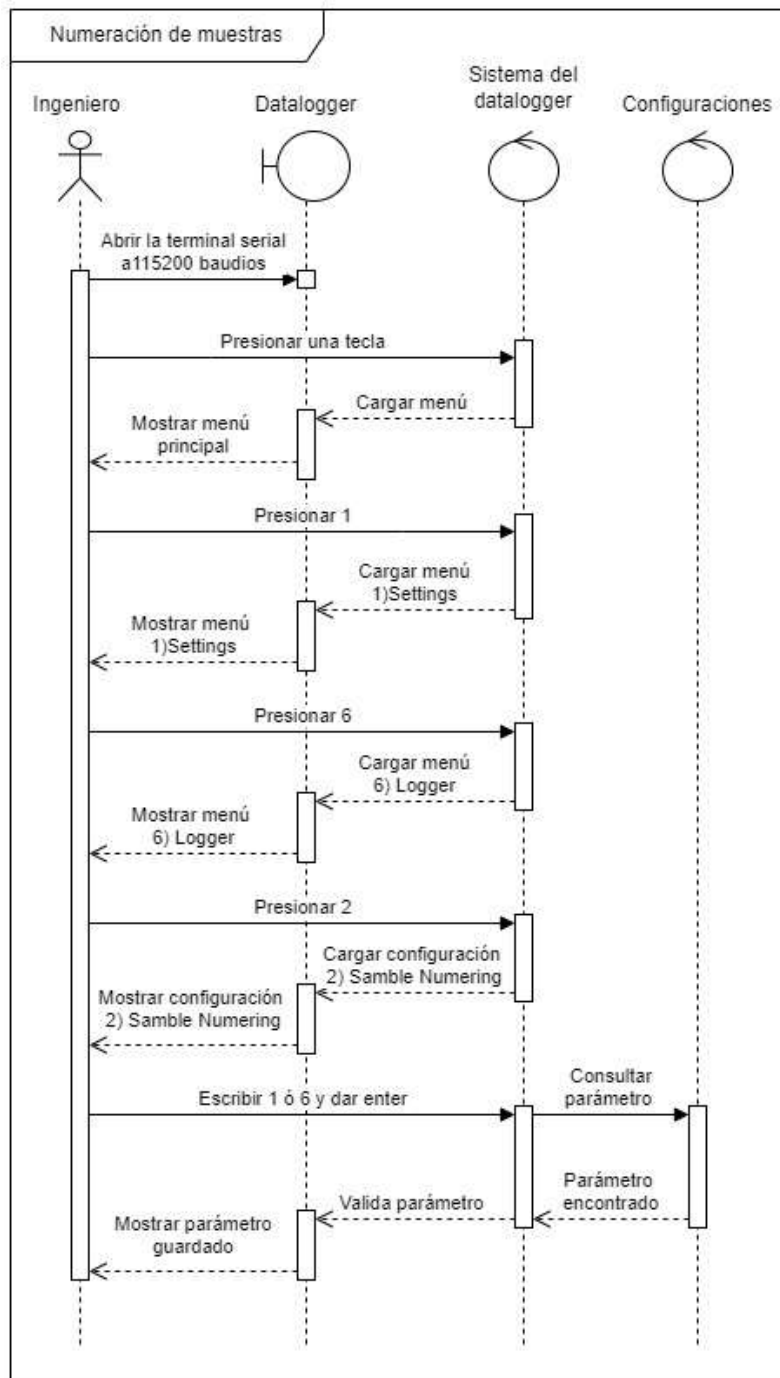


Figura 68 Diagrama de secuencia Numeración de muestras

Diagrama de secuencia “Formato de tarjeta SD” se muestra en la Figura 69. Esta configuración modifica el formato en el que se guardaron los archivos de texto en la memoria, siendo el formato CSV el predilecto.

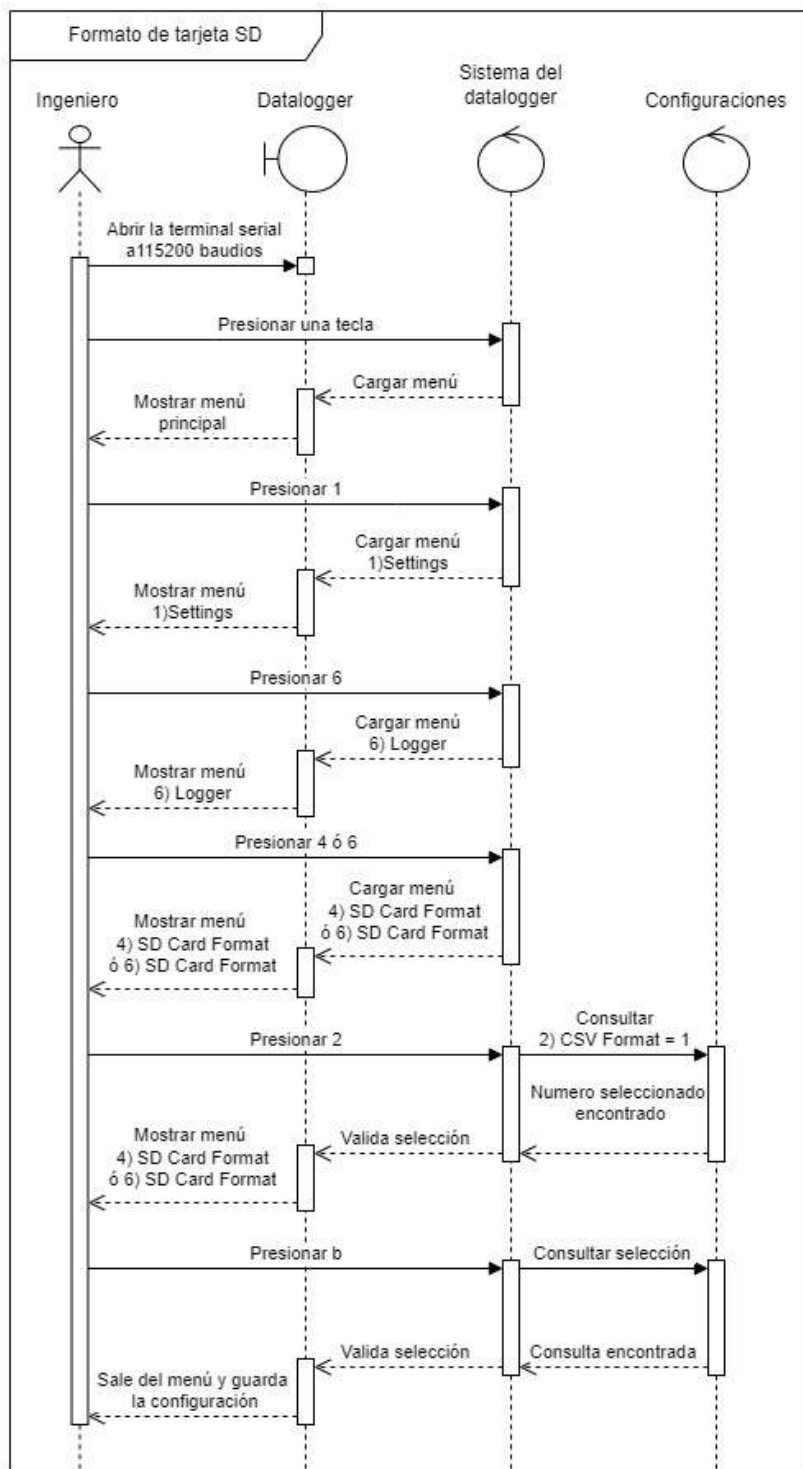


Figura 69 Diagrama de secuencia Formato de tarjeta SD

Diagrama de secuencia “Desactivar MAX17048 del Datalogger” se muestra en la Figura 70, como su nombre lo indica se desactivan todas las funciones de esta herramienta ya que no son necesarias.

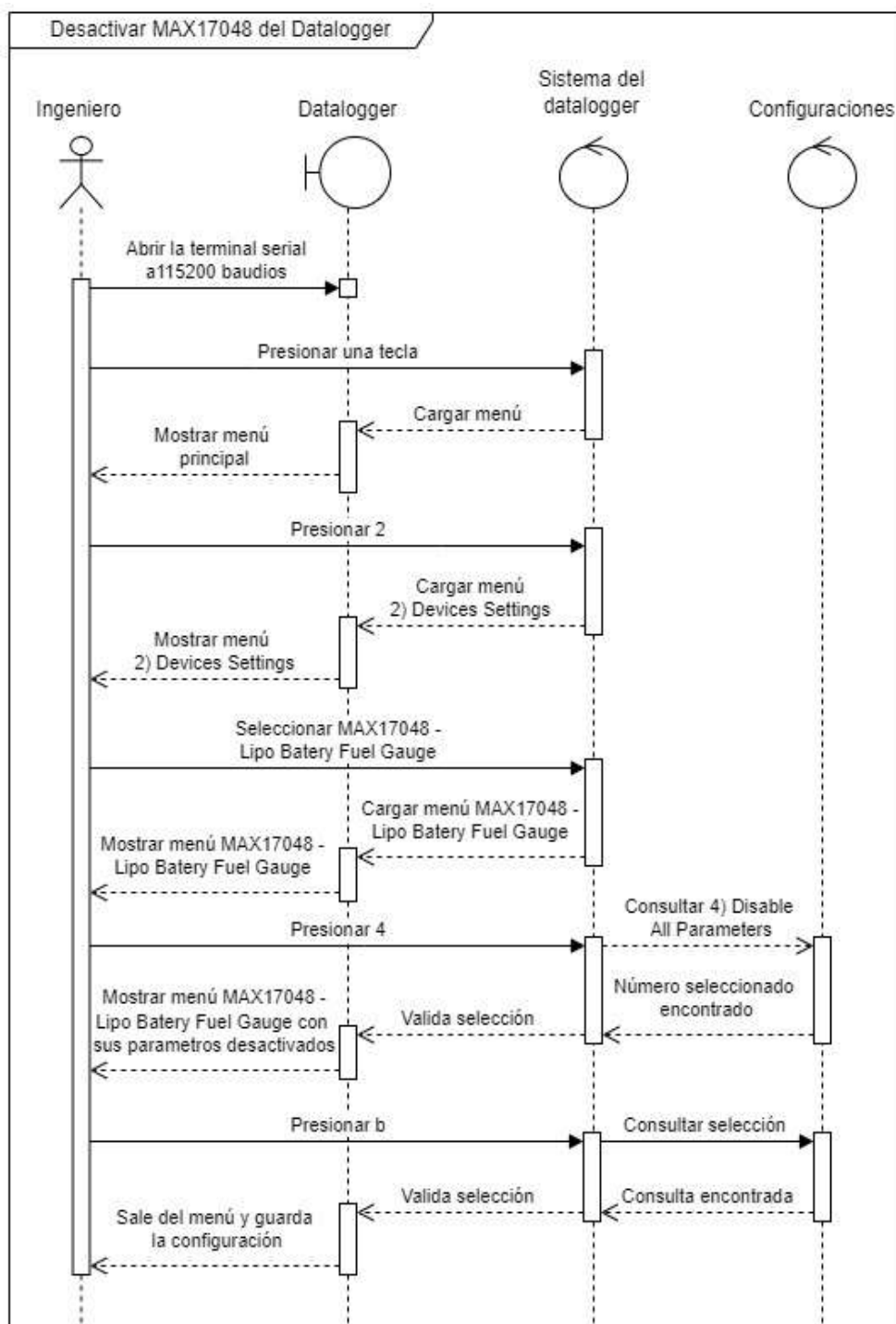


Figura 70 Diagrama de secuencia Desactivar MAX17048 del Datalogger

Diagrama de secuencia “Desactivar ISM330 del Datalogger” se muestra en la Figura 71, como su nombre lo indica se desactivan todas las funciones de esta herramienta ya que no son necesarias.

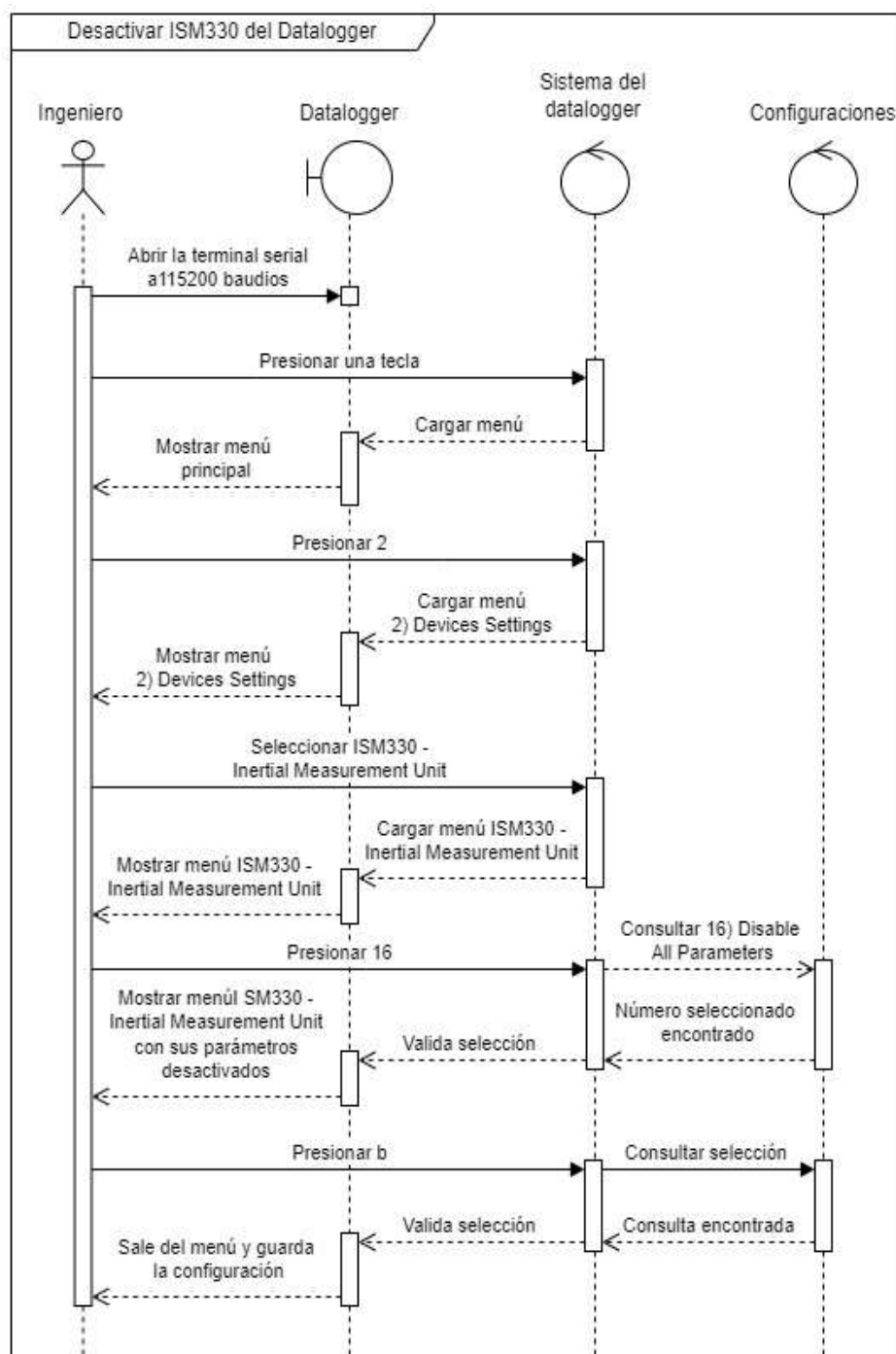


Figura 71 Diagrama de secuencia Desactivar ISM330 del Datalogger

Diagrama de secuencia “Desactivar MMC5983 del Datalogger” se muestra en la Figura 72, como su nombre lo indica se desactivan todas las funciones de esta herramienta ya que no son necesarias.

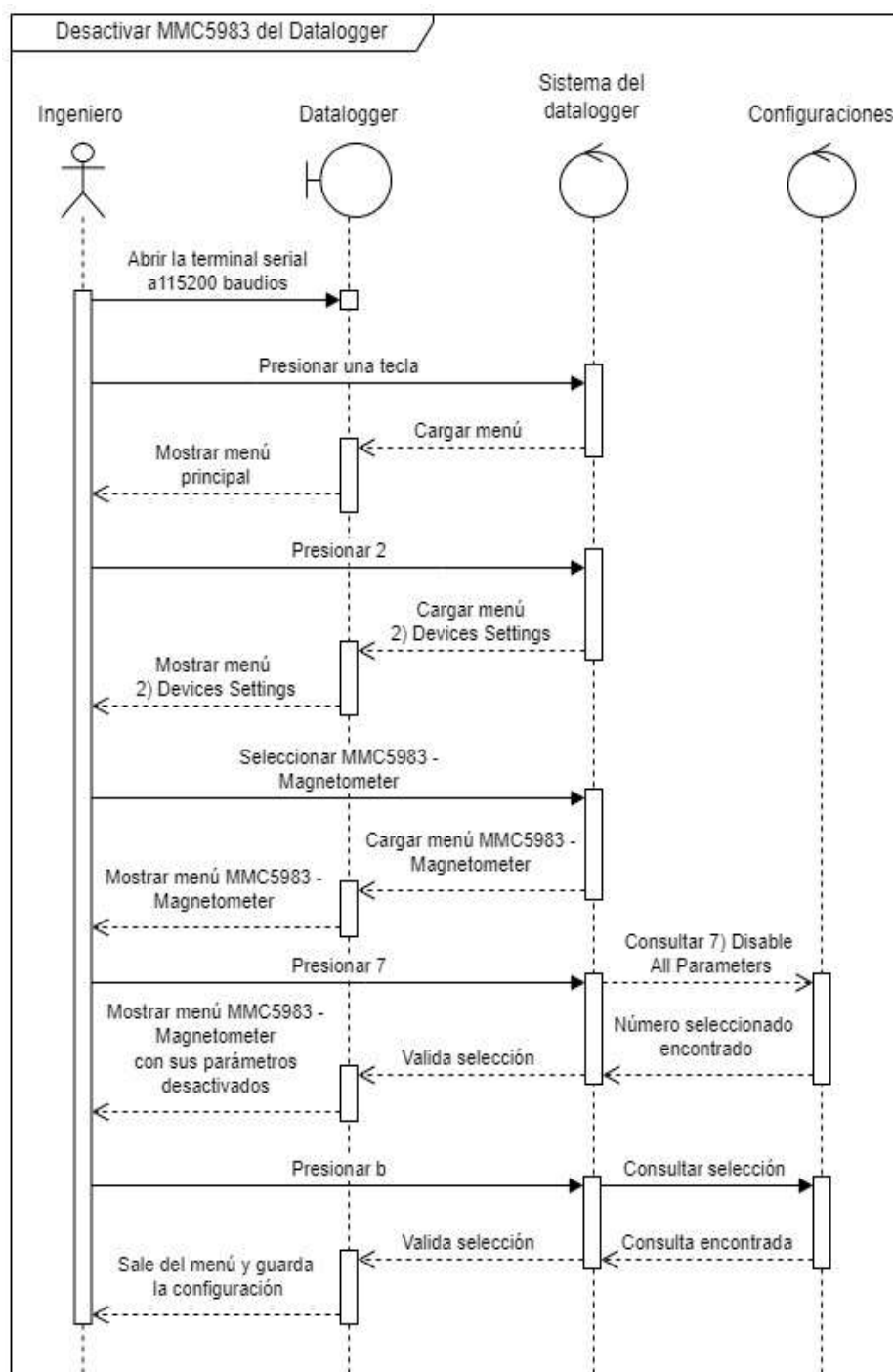


Figura 72 Diagrama de secuencia Desactivar MMC5983 del Datalogger

Diagrama de secuencia “Activar MCP600” se muestra en la Figura 73, esta configuración a un que se realiza desde el Datalogger pertenece al componente llamado Amplificador termopar que amplifica la señal del termopar.

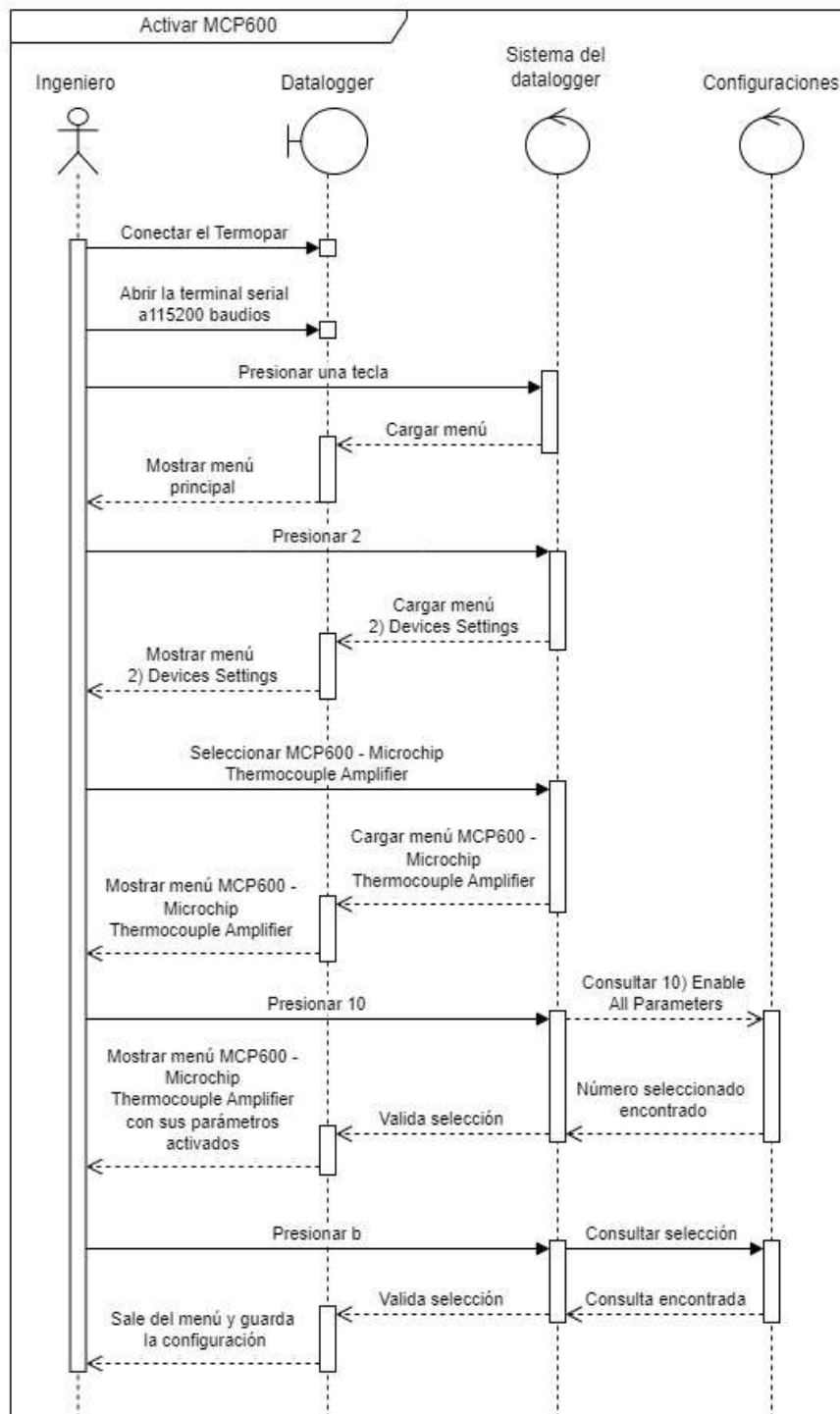


Figura 73 Diagrama de secuencia Activar MCP600

Diagrama de secuencia “Activar AMG8833” se muestra en la Figura 74, esta configuración a un que se realiza desde el Datalogger pertenece al sensor Grid-EYE.

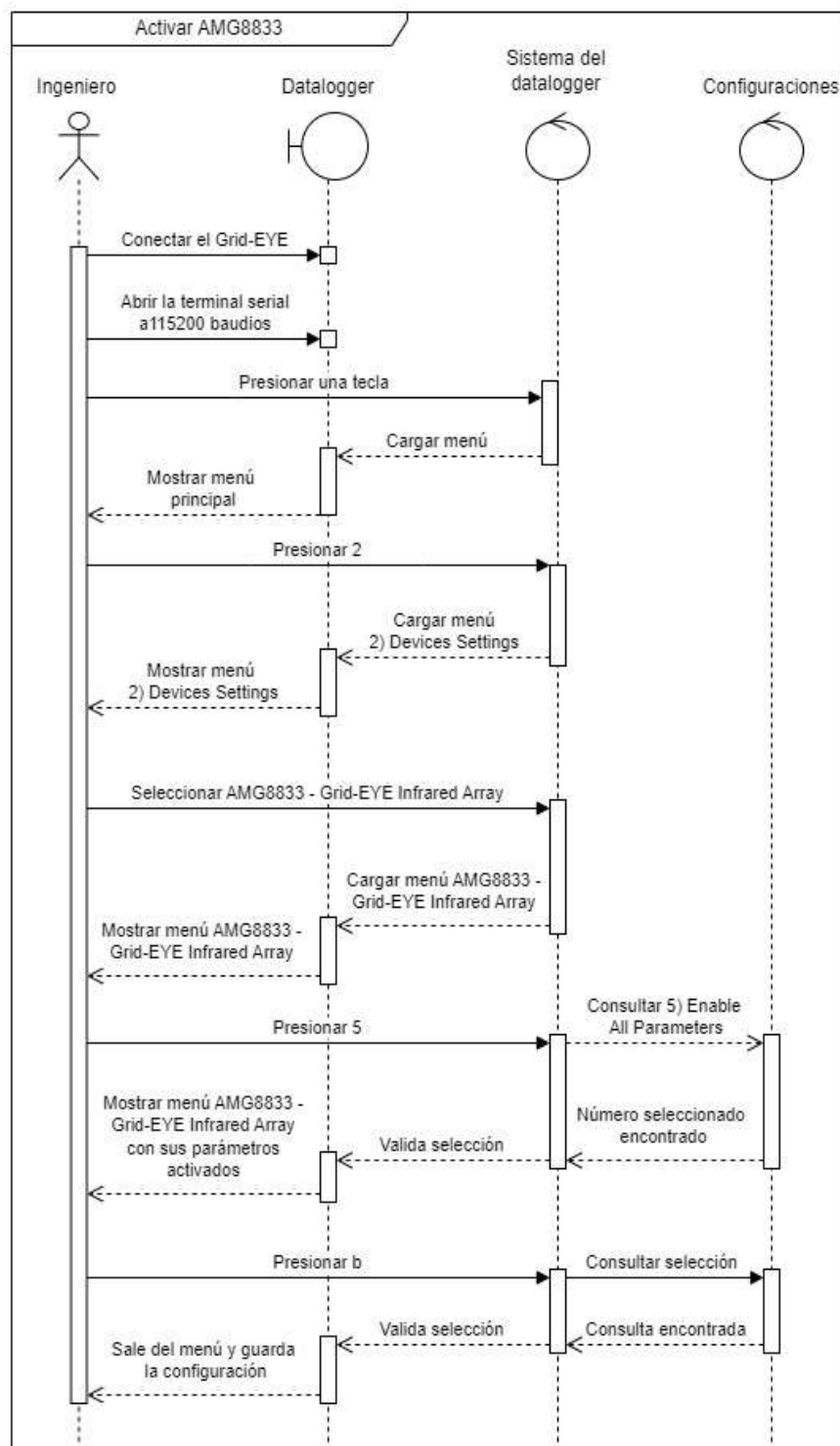


Figura 74 Diagrama de secuencia Activar AMG8833

Diagrama de secuencia “Generación del modelo” se muestra en la Figura 75, indica el proceso que realiza al momento de ejecutar el código que preprocesa los datos y posteriormente estos datos generan el modelo.

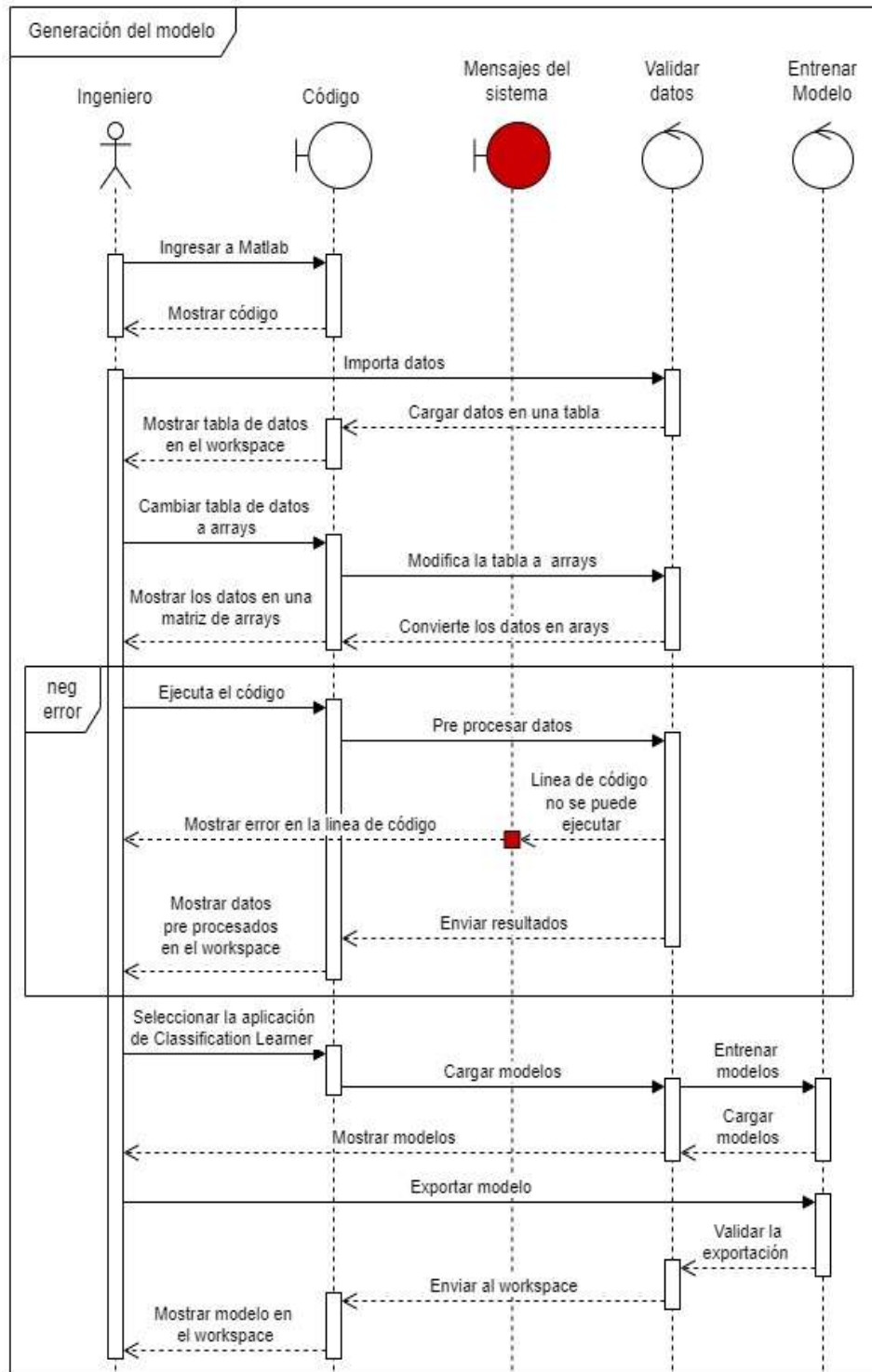


Figura 75 Diagrama de secuencia Generación del modelo

3.8 Diagrama de Contexto

El diagrama de contexto representa todas las entidades y componentes que forman parte del sistema, son entrelazadas por medio de las relaciones que realizan en el sistema, como se puede observar en la Figura 76, el ingeniero enciende el sistema y es cuando este manda a los componentes a cargar sus configuraciones y estos posteriormente le mandan las señales adquiridas por medio de registros, estos registros los recopila el Datalogger, para que finalmente el ingeniero nuevamente ingrese al sistema y extraiga los registros obtenidos.

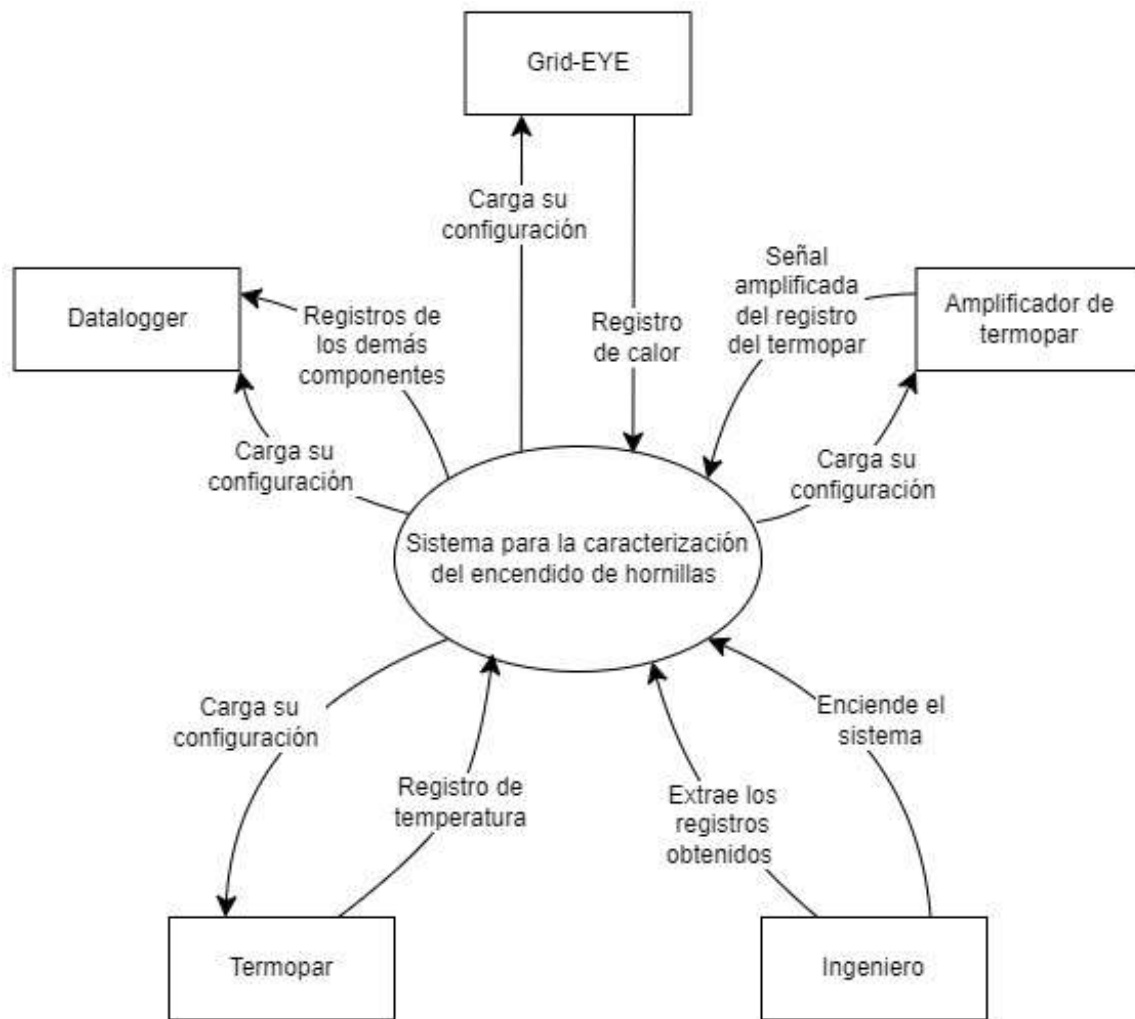


Figura 76 Diagrama de Contexto

3.8.1 Diccionario de Datos

Listado de los datos que conforman al sistema, estos se encuentran en la Tabla 46.

Tabla 46 Diccionario de Datos

Nombre	Tipo	Descripción
DataLogger IoT - 9DoF	Componente	Registrador de datos
CSV	Formato	(Comma-Separated Values) formato de archivo que almacena datos tabulares, donde cada línea es una fila de datos y los valores de las filas están separados por comas.
MAX17048	Función	Funciones de medición y gestión de la batería.
ISM330	Función	Funciones de un acelerómetro y un giroscopio de 3 ejes, los cuales miden la aceleración lineal y la velocidad angular, proporcionando la velocidad de rotación.
MMC5983	Función	Funciones de un sensor de efecto Hall, mide campos magnéticos en tres dimensiones.
MCP600	Componente	Amplificador de termopar, componente electrónico utilizado para amplificar las señales eléctricas.
AMG8833	Componente	Sensor de infrarrojos, consta de una matriz de 64 pixeles que detectan la radiación.
datos	Variable	Variable que almacena los datos importados.
R1	Variable	Variable que almacena una sección extraída de la matriz de los datos importados, representando el renglón 1.
R2	Variable	Variable que almacena una sección extraída de la matriz de los datos importados, representando el renglón 2.
R3	Variable	Variable que almacena una sección extraída de la matriz de los datos importados, representando el renglón 3.
R4	Variable	Variable que almacena una sección extraída de la matriz de los datos importados, representando el renglón 4.
R5	Variable	Variable que almacena una sección extraída de la matriz de los datos importados, representando el renglón 5.
R6	Variable	Variable que almacena una sección extraída de la matriz de los datos importados, representando el renglón 6.
R7	Variable	Variable que almacena una sección extraída de la matriz de los datos importados, representando el renglón 7.
R8	Variable	Variable que almacena una sección extraída de la matriz de los datos importados, representando el renglón 8.
num_filas	Variable	Variable que almacena el resultado de la ejecución de una función que calcula el número de renglones.
preR1	Variable	Variable que almacena el resultado de la ejecución de la función mean que calcula la media aritmética de cada fila de la matriz R1.
preR2	Variable	Variable que almacena el resultado de la ejecución de la función mean que calcula la media aritmética de cada fila de la matriz R2.
preR3	Variable	Variable que almacena el resultado de la ejecución de la función mean que calcula la media aritmética de cada fila de la matriz R3.
preR4	Variable	Variable que almacena el resultado de la ejecución de la función mean que calcula la media aritmética de cada fila de la matriz R4.
preR5	Variable	Variable que almacena el resultado de la ejecución de la función mean que calcula la media aritmética de cada fila de la matriz R5.

preR6	Variable	Variable que almacena el resultado de la ejecución de la función mean que calcula la media aritmética de cada fila de la matriz R6.
preR7	Variable	Variable que almacena el resultado de la ejecución de la función mean que calcula la media aritmética de cada fila de la matriz R7.
preR8	Variable	Variable que almacena el resultado de la ejecución de la función mean que calcula la media aritmética de cada fila de la matriz R8.
C2	Variable	Variable que guarda los datos extraídos de la matriz de datos, específicamente la segunda columna.
C3	Variable	Variable que guarda los datos extraídos de la matriz de datos, específicamente la tercera columna.
C4	Variable	Variable que guarda los datos extraídos de la matriz de datos, específicamente la cuarta columna.
C5	Variable	Variable que guarda los datos extraídos de la matriz de datos, específicamente la quinta columna.
C70	Variable	Variable que guarda los datos extraídos de la matriz de datos, específicamente la columna número 70.
Morigi	Variable	Variable que almacena una matriz compuesta por los datos preprocesados.
tablaM	Variable	Variable que guarda el resultado de la ejecución de la función array2table, para convertir la matriz Morigi en una tabla de datos.
files	Celda	Celda que contiene una lista de variables del espacio de trabajo
clear	Función	La función clear en Matlab realiza la labor de limpiar el espacio de trabajo, eliminando lo que se le indica.
array2table	Función	La función array2table en Matlab convierte una matriz o un arreglo multidimensional en una tabla de datos.
mean	Función	La función mean en Matlab calcula la media de un parámetro de dimensión estipulado de una matriz.
size	Función	La función size en Matlab devuelve las dimensiones de una matriz.
Machine learning	Algoritmo	En Matlab el machine learning forma parte de las aplicaciones que este software contiene, sus algoritmos utilizan métodos computacionales para aprender utilizando datos que conforman una base de conocimientos.
Modelos de clasificación	Algoritmo	En Matlab el machine learning forma parte de las aplicaciones que este software contiene, en esta se pueden entrenar modelos para clasificarlos datos.
Árboles de decisión	Algoritmo	Su función es predecir respuestas a los datos.

Capítulo 4 - Pruebas y resultados

Los módulos encargados de captar las señales de las temperaturas de con y sin la hornilla de barro, se colocaron en diferentes tipos de estufas. La información captada por los sensores en este caso obteniendo como entradas el calor y la temperatura, proporcionada por el grid-EYE y el termopar, estas señales se registran en el Datalogger cada 10 segundos. En cada prueba en tiempo estimado de duración es de 72 horas ya que la batería solo proporciona este tiempo de duración, pero la generación de archivos se configura para que dure una semana ya que de existir una corrupción de los archivos estos puedan salvarse al darse un reset al sistema.

Posteriormente con los datos recopilados estos pasan por el etiquetado para esto es necesario observar la gráfica generada en Matlab que nos mostrara los cambios de temperatura que se presentaron en el tiempo que el sistema estuvo activo y esta información la trasparamos a una columna nueva que acompaña al resto de los datos, esta columna indica de que celda a que celda pertenece el etiquetado. Este etiquetado consta de 3 tipos, siendo “0” cuando la hornilla se encontraba apagada esto en la gráfica se puede observar como una línea recta, “1” cuando se enciende la hornilla hasta que esta alcanza la temperatura máxima esto en la gráfica se contempla desde que la línea recta comienza a crecer hasta que termina en una punta siendo el pico máximo de temperatura alcanzada, y finalmente “2” siendo el tiempo de enfriamiento para alcanzar nuevamente la temperatura ambiente o dicho de otra forma la etiqueta “0” esto visto en la gráfica se observa como una curva que desciende desde el pico de temperatura máxima hasta comenzar nuevamente en línea recta.

Finalizado el etiquetado pasamos a importar los datos a nuestro código de Matlab, posteriormente al correr el código estos serán preprocesados, con la finalidad de reducir la cantidad de información, permitiendo un mejor control y comprensión de la información. Esto nos genera como resultado una tabla que contiene toda la información de forma correcta, formando a ser parte de la base de conocimiento que nos permite entrenar los modelos de machine learning.

Finalizado el etiquetado pasamos a importar los datos a nuestro código de Matlab, posteriormente al correr el código estos serán preprocesados, con la finalidad de reducir la cantidad de información, permitiendo un mejor control y comprensión de la información. Esto nos genera como resultado una tabla que contiene toda la información de forma correcta, formando a ser parte de la base de conocimiento que nos permite entrenar los modelos de machine learning.

4.1 Pruebas

Se presenta evidencia fotográfica de la instalación de los módulos en las estufas, algunas equipadas con hornillas de barro y otras con hornillas convencionales. El objetivo de registrar estos datos en diferentes tipos de hornillas es identificar y analizar las diferencias entre ambas. Esta comparación permitirá resaltar los beneficios y ventajas que ofrecen las hornillas de barro en contraste con las hornillas convencionales, como pueden ser una mejor retención del calor, una distribución más uniforme de la temperatura, o una mayor eficiencia energética. Estas características son esenciales para evaluar el impacto de las hornillas de barro en términos de rendimiento y sostenibilidad.



Figura 77 Ensamblado de los modelos



Figura 78 Colocación del modelo en la estufa con hornilla de barro



Figura 79 Colocación del modelo en la estufa con hornilla convencional



Figura 80 Colocación del modelo en la estufa con hornilla convencional



Figura 81 Colocación del modelo en la estufa con hornilla de barro

4.2 Pruebas del Sistema

El sistema se compone de una serie de configuraciones aplicadas a los módulos, diseñadas para asegurar que todos los componentes, desde los sensores hasta el datalogger, registren y almacenen la información de manera adecuada y precisa. Estas configuraciones son probadas de manera exhaustiva para verificar que los datos se registren sin errores ni pérdidas. En la Tabla 47 Pruebas del Sistema Temporizador de registro se presenta una de las configuraciones clave: el ajuste del intervalo de tiempo para los registros de temperatura captados por los sensores. Este ajuste permite controlar la frecuencia de almacenamiento de los datos en la memoria del datalogger. En este caso, se ha establecido un intervalo de 10 segundos, lo cual permite una detección continua y una mayor precisión en la observación de los cambios de temperatura. Esta frecuencia optimiza la obtención del etiquetado de datos, facilitando su análisis y uso en posteriores etapas del proceso.

Tabla 47 Pruebas del Sistema Temporizador de registro

Temporizador de registro	Configuración que permite estipular un tiempo de entrada de los registros captados por los sensores, en este caso siendo de 10 segundos.	Al finalizar la configuración comenzamos a observar el tiempo de entrada de los datos en este caso con ayuda de un cronometro, si estamos dentro de tera term nos ubicamos en el monitor serial y observamos la entrada del primer registro y comenzamos a contar con el cronometro que se respete que cada registro ingresa a partir de 10 segundos, y en caso de no estar dentro de tera term podemos observar que un led de color azul parpadea este parpadeo debe ser cada 10 segundos de igual forma.
---------------------------------	--	--

En la Tabla 48 tenemos al periodo de rotación encarda de la generación de archivos txt que almacenan los registros de los sensores, como su nombre lo indica, el periodo de tiempo seleccionado será el que estipula en cuanto tiempo se generará otro archivo.

Tabla 48 Pruebas del sistema Periodo de rotación

Periodo de rotación	Configuración encargada de generar los archivos de texto que contienen los registros de los sensores, este se configura a 168 horas, y transcurridas estas horas se genera un archivo nuevo.	Al realizar la configuración y posteriormente retirar la tarjeta SD del Datalogger podremos observar que se generan dos archivos de texto, llamadas sfe0000 y sfe0001, en el cual se comienza a registrar a partir del segundo archivo, verificada esta parte volvemos a ingresar la memoria al Datalogger presionamos reset, esperamos un momento a que registre algunos datos y retiramos, al momento de ingresar deben seguir solo los dos archivos de texto y en el último se debe de observar los nuevos registros que se captaron.
----------------------------	--	--

La Tabla 49, esta configuración nos permite observar la entrada de los registros al enumerarlos y cada que estos reinician su numeración nos indica que existió una inactividad del sistema y esto se puede observar en el corte de un registro y con el comienzo nuevamente de la numeración al volver a activarse el sistema.

Tabla 49 Pruebas del sistema Numeración de muestras

Numeración de muestras	Esta configuración genera una nueva columna en nuestros registros llamada General.Entry, en la cual se enumeran las entradas de datos.	Ejecutada la configuración basta con presionar reset y observar desde el monitor serial de tera term que se encuentre al inicio la columna llamada General.Entry y que por cada registro este de enumere adecuadamente.
-------------------------------	--	---

El formato de tarjeta SD de la Tabla 50 es el más importante para comenzar con los registros de los datos, ya que al no ser activado este no comenzara a almacenar los registros en la memoria, además que de elegir otro formato los registros no se almacenan en forma de tabla lo que implicaría un trabajo más tedioso al momento de trabajar con dichos registros.

Tabla 50 Pruebas del sistema Formato de tarjeta SD

Formato de tarjeta SD	Esta configuración permite seleccionar el formato en que los registros se almacenaran en los archivos de texto, en este caso la opción predilecta es CSV Format, y también al seleccionar esta opción es cuando los registros se comienzan a guardar en memoria.	Antes de realizar esta configuración es importante que la memoria se encuentre ya colocada en el Datalogger ya que de no ser así la configuración no se ejecuta y al ingresar la memoria los registros no serán almacenados. Con esto ya mencionado al realizar la configuración podemos dar reset para que en los primeros apartados de la tarjeta nos aparezca una sección que dice SD Card Output: CSV Format lo que significa que la configuración se activó correctamente, otra forma para confirmarlo, es extrayendo la memoria y observar nuevos registros en nuestros archivos sfe.
------------------------------	--	---

Las siguientes configuraciones de la Tabla 51 pertenecen a herramientas del Datalogger, estas al no ser necesarias para la detección de la temperatura es necesario desactivarlas, de no hacerlo se tendrían que eliminar posteriormente en el preprocesado, lo que implicaría un trabajo innecesario.

Tabla 51 Pruebas del sistema Desactivar herramientas del datalogger

Desactivar MAX17048	Funciones no requeridas del Datalogger para el sistema.	Al desactivar todas las funciones de esta herramienta solo vamos al monitor serial de tera term y observamos que no aparezcan estos registros, en caso de tener los sensores conectados, lo mejor es dar reset para observar con mejor claridad si yo no aparecen estas funciones ya que puede ser confuso entre tantos registros.
Desactivar ISM330	Funciones no requeridas del Datalogger para el sistema.	Al desactivar todas las funciones de esta herramienta solo vamos al monitor serial de tera term y observamos que no aparezcan estos registros, en caso de tener los sensores conectados, lo mejor es dar reset para observar con mejor claridad si yo no aparecen estas funciones ya que puede ser confuso entre tantos registros.
Desactivar MMC5983	Funciones no requeridas del Datalogger para el sistema.	Al desactivar todas las funciones de esta herramienta solo vamos al monitor serial de tera term y observamos que no aparezcan estos registros, en caso de tener los sensores conectados, lo mejor es dar reset para observar con mejor claridad si yo no aparecen estas funciones ya que puede ser confuso entre tantos registros.

Finalmente, en la Tabla 52 Pruebas del sistema Activar sensores tenemos las configuraciones que pertenecen a los sensores externos que son conectados al Datalogger, cuando estos son detectados se despliega un menú de sus configuraciones, estos al ser sensores especializados en la detección de temperatura y calor necesitamos activar todas sus funciones ya que son las que nos importan.

Tabla 52 Pruebas del sistema Activar sensores

Activar MCP600	Son todas las funciones que tiene el termopar.	Si ya se desactivaron las demás herramientas del Datalogger será más fácil visualizar y diferenciar los registros de este sensor. Como en los anteriores casos, al momento de activar las funciones basta con observar el ingreso de los registros que en este caso son 3.
Activar AMG8833	Son todas las funciones que tiene el grid-EYE.	Si ya se desactivaron las demás herramientas del Datalogger será más fácil visualizar y diferenciar los registros de este sensor. Como en los anteriores casos, al momento de activar las funciones basta con observar el ingreso de los registros que en este caso son 65, donde 64 es el resultado de la matriz de 8x8 pixeles.

4.2.1 Metodología para las Pruebas del Sistema

Al implementar el sistema es importante observar y analizar los resultados obtenidos, para esto en la Tabla 53 Registros del modelo B1, podemos observar los resultados de la aplicación del sistema, donde la celda inicial nos indica donde comienza la etiqueta y la celda final en donde termina la etiqueta; el span permite calcular el rango de diferencia entre cada celda, además con este podemos calcular los minutos, ya que como hemos mencionado por cada registro son 10 segundos, entonces se debe de multiplicar por 10 el span y el resultado dividirlo entre 60 para obtener los minutos, ahora con respecto a la columna Tinicial se refiere a “temperatura inicial” y los valores obtenidos son el resultado del promedio de la temperatura alcanzada en la celda inicial, mientras que Tfinal es “temperatura final” y los valores obtenidos son el resultado del promedio de la temperatura alcanzada en la celda Final, con estos dos datos hacemos un cálculo parecido al span pero aquí el ΔT es el incremento de la temperatura y en esta se calcula la diferencia de temperatura que se presenta al comparar la Tinicial y Tfinal.

Finalmente se etiqueta y el que marca cuando comienza o no una etiqueta, este debe de ser obtenido a partir de la observación de los picos, curvas y líneas que presentan las gráficas de los datos, donde al observarse una línea sin pronunciación se infiere que la hornilla está apagada y se le etiqueta como “0”(apagado), cuando en la gráfica comienza a existir una subida que se representa

por un pico esto quiere decir que existe un aumento en la temperatura por lo que está encendida la hornilla, esto se etiqueta como “1” (encendido), y finalmente cuando la hornilla es apagada la temperatura comenzara a descender gradualmente por lo que en la gráfica se podrá observar una curva que desciende desde el pico hasta nuevamente una línea recta, y a esta etiqueta se le denominara “2”(enfriamiento).

Tabla 53 Registros del modelo B1

Pruebas con hornilla de barro								B1
Celda inicial	Celda Final	Span	Tinicial	Tfinal	iT	Label	Descripción	Minutos
0	3220	3220	19,04	18,2	-0,84	0	Apagado	536,67
3221	3417	196	18,2	107,7	89,52	1	Encendido	32,67
3418	3733	315	107,7	39,48	-68,24	2	Enfriamiento	52,50
3734	7920	4186	39,48	17,22	-22,26	0	Apagado	697,67
7921	8098	177	17,22	51,13	33,91	1	Encendido	29,50
8099	8354	255	51,13	20,81	-30,32	2	Enfriamiento	42,50
8355	9243	888	20,81	18,42	-2,39	0	Apagado	148,00
9244	9381	137	18,42	101,4	83,01	1	Encendido	22,83
9382	9717	335	101,4	35,79	-65,64	2	Enfriamiento	55,83
9718	17083	7365	35,79	71,16	35,37	0	Apagado	1227,50
17084	17201	117	71,16	116,3	45,17	1	Encendido	19,50
17202	17536	334	116,3	31,25	-85,08	2	Enfriamiento	55,67
17537	20894	3357	31,25	15,74	-15,51	0	Apagado	559,50

4.2.2 Pruebas Unitarias

En la Figura 82 Grafica de los registros obtenidos por el módulo B1 se muestra la gráfica obtenida a partir de los registros obtenidos por el módulo B1 donde podemos observar los picos de temperatura y las curvas de enfriamiento.

En esta prueba se obtuvieron 20894 registros los cuales representan 3,480.33 minutos, siendo 58 horas, lo que resultaría en 2 días con 9 horas, correspondiendo a la duración aproximada de la batería de 3 días de funcionamiento continuo.

Como se puede observar en la gráfica de la Figura 82 tenemos e picos de subida de temperatura que destacan a simple vista, esto es relevante para el etiquetado ya que representa el momento en que se encendió la hornilla.

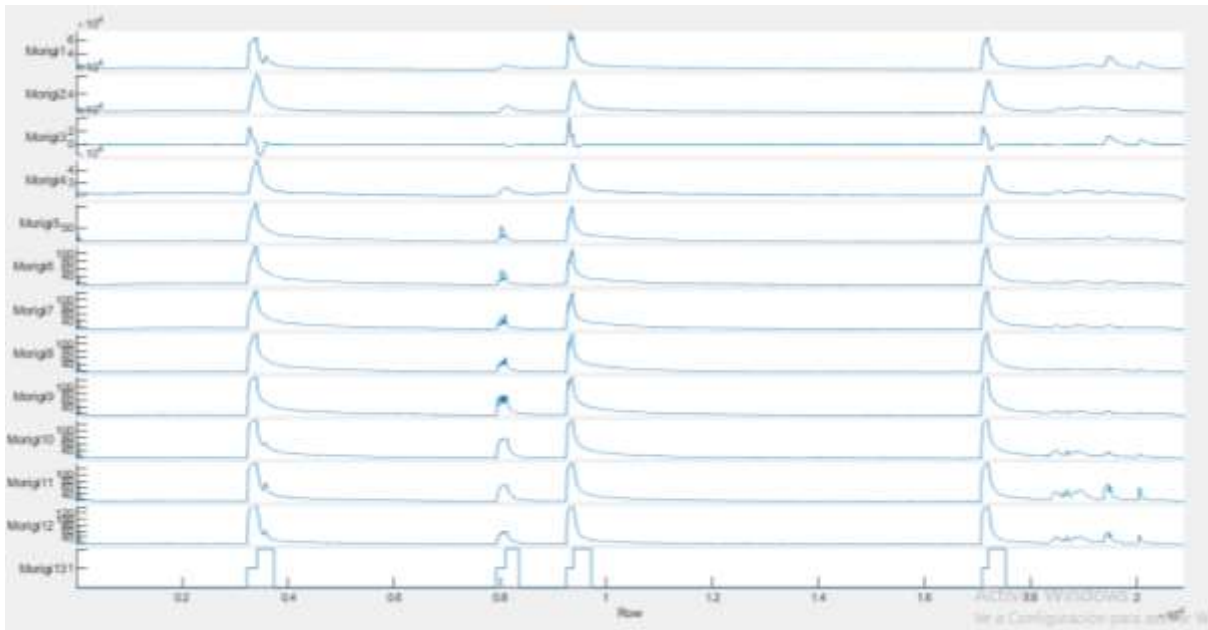


Figura 82 Grafica de los registros obtenidos por el módulo B1

Ahora procedemos a analizar los registros obtenidos por el módulo B2 los cuales se observan en la Figura 83. En esta prueba se obtuvieron 24280 registros que al convertirlos en minutos obtendríamos 4041,67, en horas serian 67 con 21 minutos, significando que se encontró en uso durante 2 días con 19 horas. Como se puede observar esta contiene más picos siendo un total de 13, por lo que se infiere que se encendió en más ocasiones la hornilla.

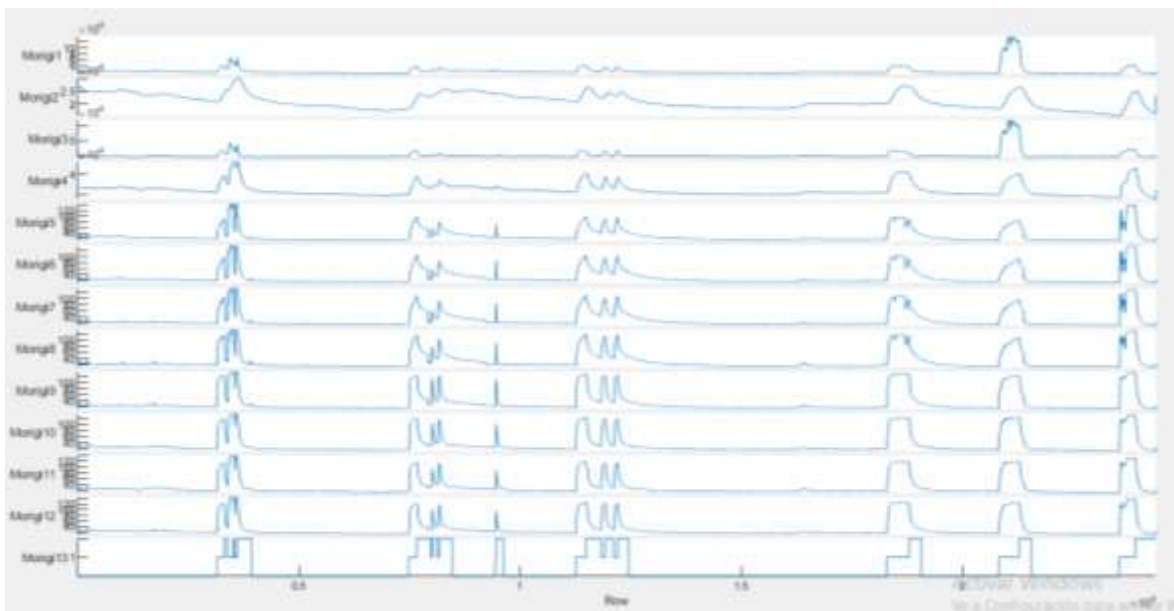


Figura 83 Grafica de los registros obtenidos por el módulo B2

En la gráfica que se muestra en la Figura 84 tenemos los registros del módulo B6 este obtuvo 24326 registros, obteniendo 4049.50 minutos, siendo 67 horas con 29 minutos, resultando en 2 días con 19 horas.

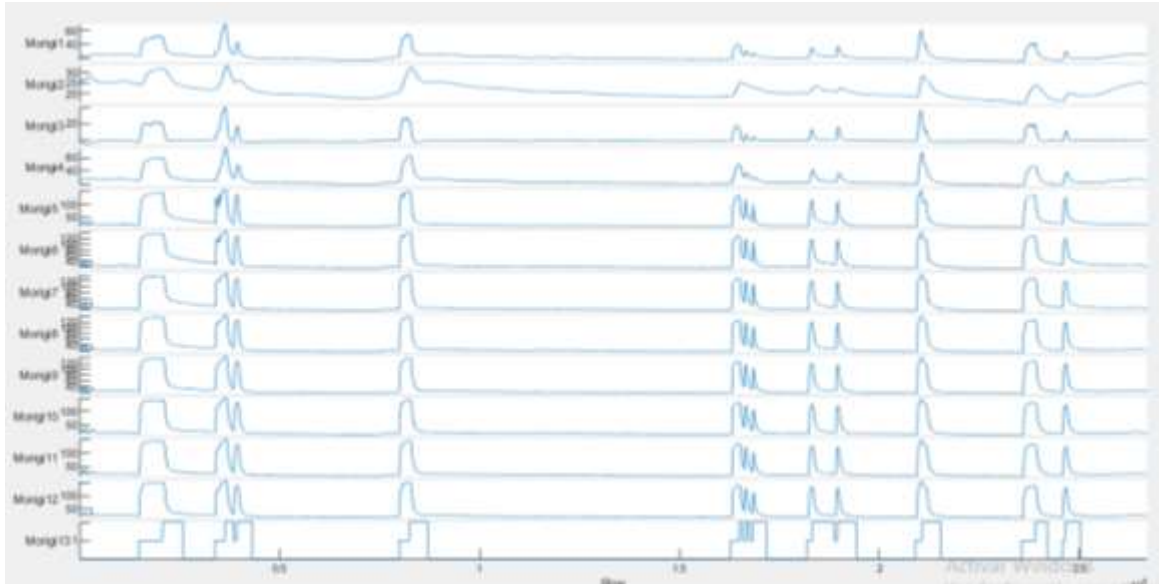


Figura 84 Grafica de los registros obtenidos por el módulo B6

Todas las anteriores graficas muestran los registros de los sensores de nuestro sistema, los primeros 3 registros pertenecen al termopar.

- MCP9600.THERMOCOUPLE TEMPERATUR: Este valor indica la temperatura medida por el termopar conectado al sensor MCP9600.
- MCP9600.AMBIENT TEMPERATURE: Este dato se refiere a la temperatura ambiente medida por el sensor MCP9600. Es la temperatura del entorno circundante al sensor, no la temperatura del objeto o la muestra que estás midiendo con el termopar.
- MCP9600.TEMPERATURE DELTA: Este valor indica la diferencia de temperatura entre la temperatura medida por el termopar (MCP9600.THERMOCOUPLE TEMPERATURE) y la temperatura ambiente (MCP9600.AMBIENT TEMPERATURE). En otras palabras, representa la variación de temperatura entre el objeto medido y su entorno.

Mientras que el resto de las filas pertenece al grid-EYE.

- AMG8833.DEVICE TEMPERATURE (C): Este dato se refiere a la temperatura interna del dispositivo AMG8833. Puede ser útil conocer esta temperatura para calibrar o compensar

las lecturas del sensor, ya que la temperatura del propio sensor puede afectar las mediciones.

- AMG8833.PIXEL TEMPERATURES (C): 64 (vertical 8 x Horizontal 8 Matriz). El sensor AMG8833 es una matriz de píxeles térmicos que mide la temperatura en diferentes puntos. Este conjunto de datos proporciona las temperaturas individuales de cada píxel en la matriz, lo que permite obtener una imagen térmica detallada.

4.2.3 Observaciones durante las pruebas del sistema

La Tabla 54 Registros obtenidos por el módulo B1 nos muestra los registros obtenidos por el módulo B1 los resultados obtenidos indican:

- Temperatura ambiente: 20 °C
- Tiempo Promedio de Temperatura Máxima: 26,13
- Tiempo Promedio de Enfriamiento: 51,63
- Temperatura Promedio al Encenderse: 50,322 °C
- Temperatura Promedio de Enfriamiento: 49,856 °C

Tabla 54 Registros obtenidos por el módulo B1

Pruebas con hornilla de barro								B1
Celda inicial	Celda Final	Span	Tinicial	Tfinal	iT	Label	Descripción	Minutos
0	3220	3220	19,04	18,2	-0,84	0	Apagado	536,67
3221	3417	196	18,2	107,7	89,52	1	Encendido	32,67
3418	3733	315	107,7	39,48	-68,24	2	Enfriamiento	52,50
3734	7920	4186	39,48	17,22	-22,26	0	Apagado	697,67
7921	8098	177	17,22	51,13	33,91	1	Encendido	29,50
8099	8354	255	51,13	20,81	-30,32	2	Enfriamiento	42,50
8355	9243	888	20,81	18,42	-2,39	0	Apagado	148,00
9244	9381	137	18,42	101,4	83,01	1	Encendido	22,83
9382	9717	335	101,4	35,79	-65,64	2	Enfriamiento	55,83
9718	17083	7365	35,79	71,16	35,37	0	Apagado	1227,50
17084	17201	117	71,16	116,3	45,17	1	Encendido	19,50
17202	17536	334	116,3	31,25	-85,08	2	Enfriamiento	55,67
17537	20894	3357	31,25	15,74	-15,51	0	Apagado	559,50

Con los registros pasamos al entrenamiento del modelo donde comenzamos por los árboles de decisión, como se muestra en la Figura 85 el árbol es de tipo “coarse” este se caracteriza por ser poco profundo, por lo que tienden a ser mucho más simples y generales, lo que provoca que se centren en capturar datos más generales al momento del entrenamiento, siendo menos propensos al sobre ajuste y pueden llegar a perder ciertos detalles importantes.

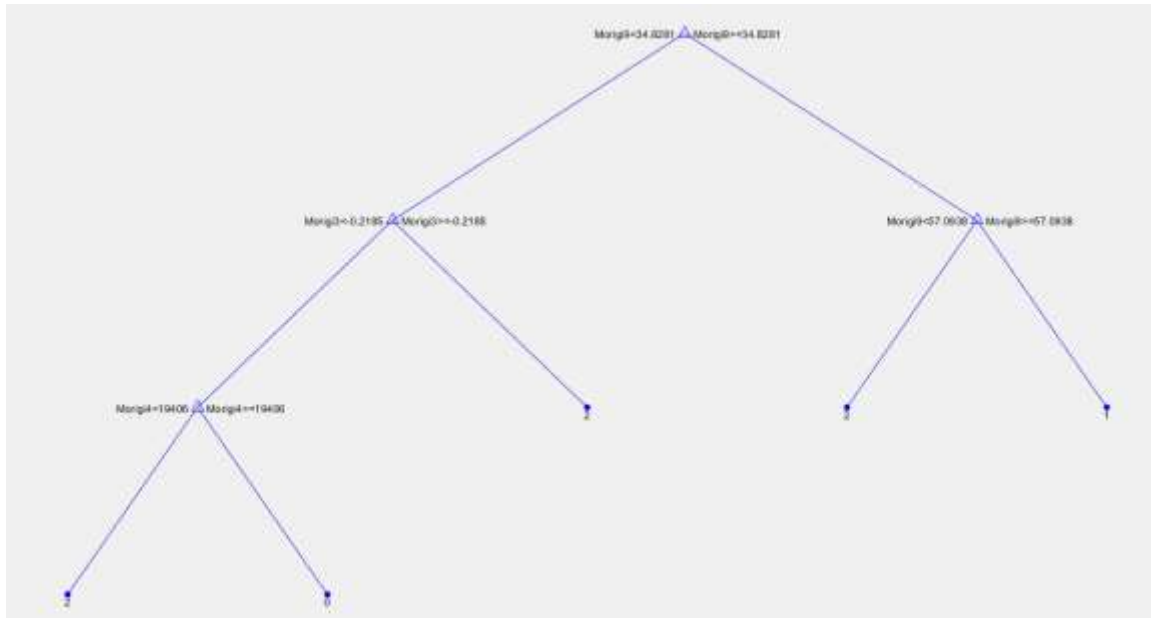


Figura 85 Árbol de decisión Coarse del modelo B1

Cuando generamos un árbol de clasificación, se genera su respectiva matriz de confusión, su función es mostrar los resultados asociados con el modelo que ayudan a entender cómo se ha entrenado y cómo se desempeña el árbol de clasificación. Como se puede observar en la Figura 86 se muestra la matriz de confusión del Árbol de decisión Coarse del modelo B1, donde la diagonal de color azul son los valores en porcentaje de observaciones correctas en la detección de los etiquetados. Además, la tabla al costado de la matriz tiene los valores TPR y FNR.

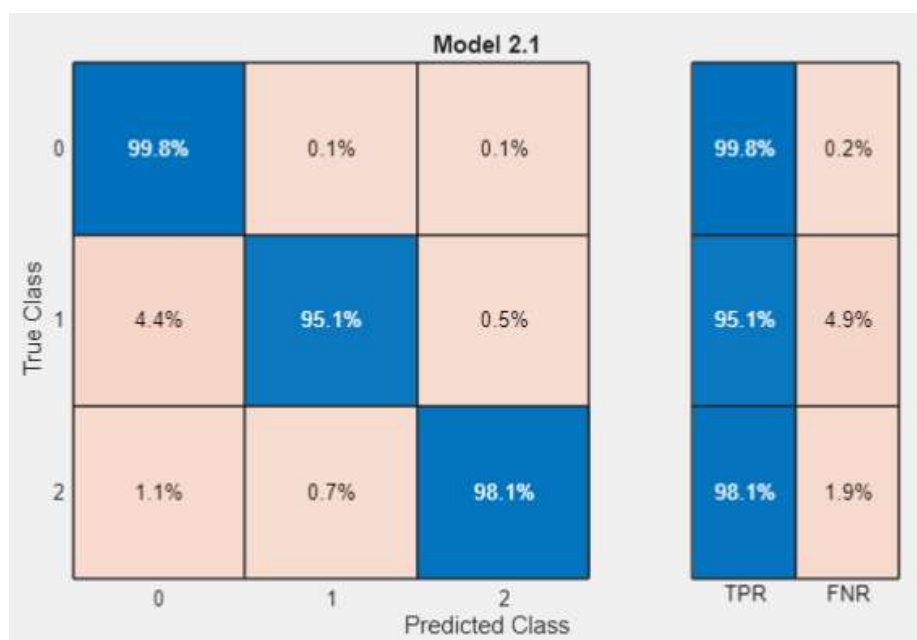
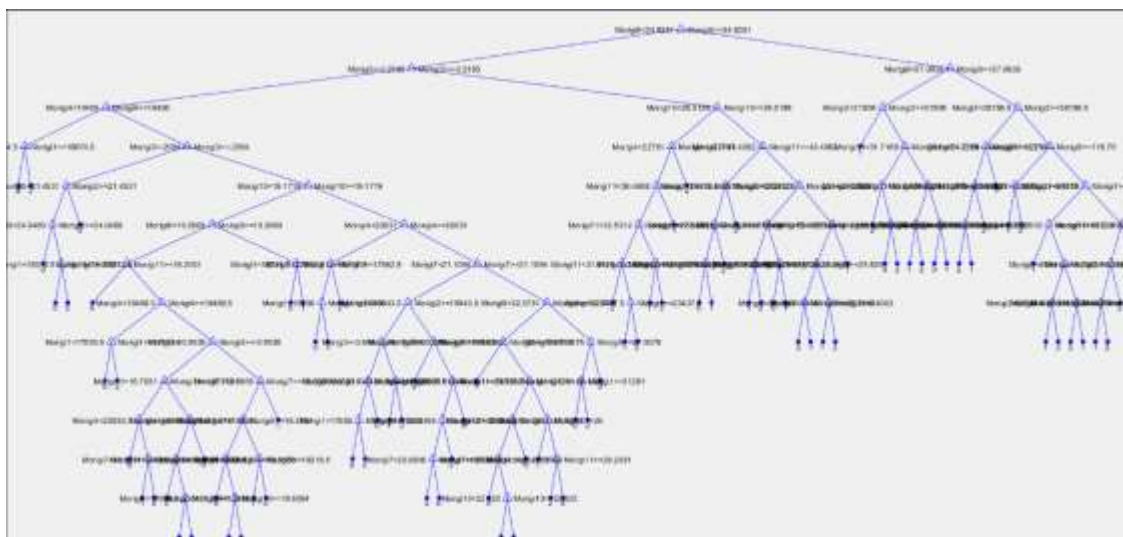
- **TPR (True Positive Rate):** también conocido como sensibilidad o recall, es la proporción de verdaderos positivos (observaciones correctamente identificadas como positivas) entre todas las observaciones que son realmente positivas.
- **FNR (False Negative Rate):** es la proporción de falsos negativos (observaciones que son realmente positivas, pero fueron incorrectamente clasificadas como negativas) entre todas las observaciones que son realmente positivas.



Figura 86 Matriz de confusión del Árbol de decisión Coarse del modelo B1

El siguiente árbol de decisión corresponde al modelo “Fine”, como se muestra en la Figura 87 Árbol de decisión Fine del modelo B1. A diferencia del modelo anterior, este cuenta con múltiples niveles de decisión, donde cada nivel representa una bifurcación basada en el etiquetado de las temperaturas. Esta estructura permite desglosar los datos en mayor profundidad, facilitando la identificación de un mayor número de patrones y mejorando la precisión en la clasificación de las etiquetas.

La detallada configuración de este árbol proporciona un alto nivel de exactitud al capturar las variaciones en los datos, lo que permite realizar un análisis más exhaustivo y detallado. Además, su profundidad incrementada maximiza la capacidad de detección de anomalías o variaciones sutiles en la temperatura. Sin embargo, esta complejidad también puede aumentar el riesgo de overfitting (sobreajuste), donde el árbol se ajusta demasiado a los datos específicos de entrenamiento, afectando su capacidad de generalización a nuevos datos.



El árbol de decisión “Medium” mostrado en la Figura 89 es un intermedio entre ambos árboles teniendo una profundidad intermedia, teniendo un equilibrio entre el detalle y la simplicidad, priorizando la captura de patrones importantes sin ser demasiado complejo.

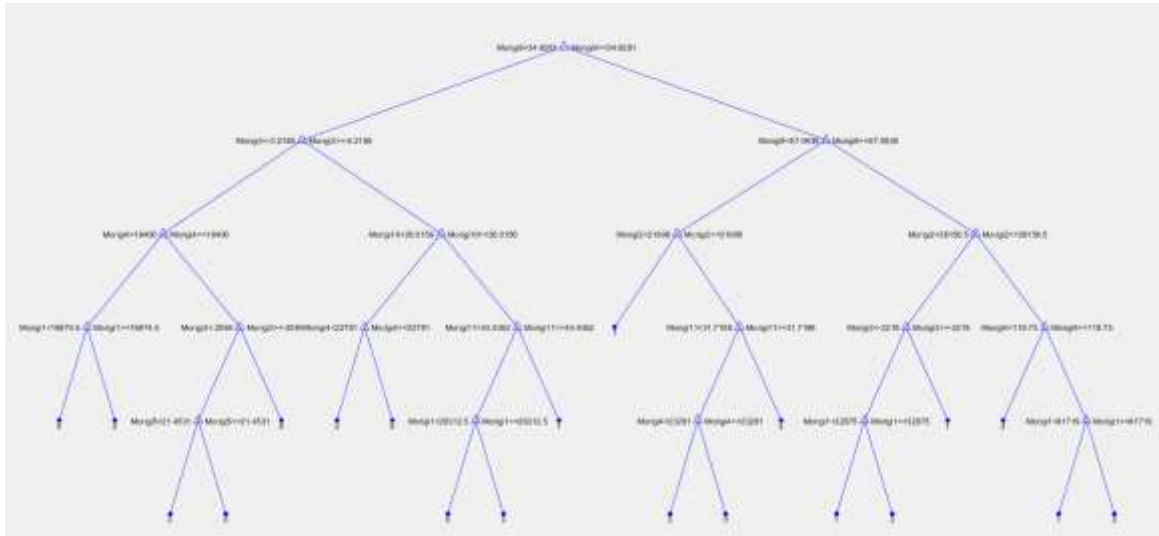


Figura 89 Árbol de decisión Medium del modelo B1

Finalmente, la matriz de confusión mostrada en la Figura 90, nos muestra una descripción del rendimiento del modelo de clasificación, esta organiza las predicciones en categorías según si la predicción fue correcta o incorrecta.

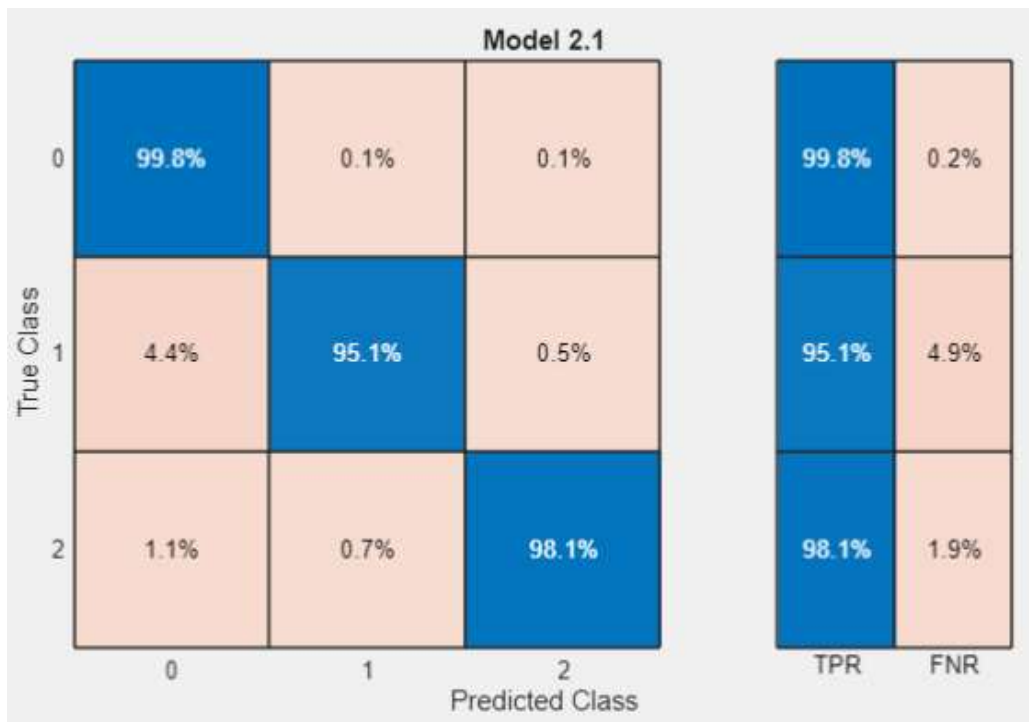


Figura 90 Matriz de confusión del Árbol de decisión Medium del modelo B1

La Tabla 55 Registros obtenidos por el módulo B2 nos muestra los registros obtenidos por el módulo B1 los resultados obtenidos indican:

- Temperatura ambiente: 17,63 °C
- Tiempo Promedio de Temperatura Máxima: 30,55
- Tiempo Promedio de Enfriamiento: 35,80
- Temperatura Promedio cuando al Encenderse: 74,94 °C
- Temperatura Promedio de Enfriamiento: 70,64 °C

Tabla 55 Registros obtenidos por el módulo B2

Pruebas sin hornilla de barro								B2
Celda inicial	Celda Final	Span	Tinicial	Tfinal	iT	Label	Descripción	Minutos
0	3157	3157	22,02	22,21	0,19	0	Apagado	526,17
3158	3318	160	22,21	111,38	89,17	1	Encendido	26,67
3319	3387	68	111,38	35,34	-76,04	2	Enfriamiento	11,33
3388	3525	137	35,34	138,52	103,18	1	Encendido	22,83
3526	3548	22	138,52	91,2	-47,32	2	Enfriamiento	3,67
3549	3617	68	91,2	138,66	47,46	1	Encendido	11,33
3618	3940	322	138,66	26,05	-112,61	2	Enfriamiento	53,67
3940	7487	3547	26,05	17,21	-8,84	0	Apagado	591,17
7488	7672	184	17,21	113,26	96,05	1	Encendido	30,67
7673	7994	321	113,26	28	-85,26	2	Enfriamiento	53,50
7995	8017	22	28	67,65	39,65	1	Encendido	3,67
8018	8132	114	67,65	37,71	-29,94	2	Enfriamiento	19,00
8133	8178	45	37,71	100,37	62,66	1	Encendido	7,50
8179	8478	299	100,37	37,96	-62,41	2	Enfriamiento	49,83
8480	9445	965	37,96	23,16	-14,8	0	Apagado	160,83
9446	9468	22	23,16	87,62	64,46	1	Encendido	3,67
9469	9630	161	87,62	23,56	-64,06	2	Enfriamiento	26,83
9631	11265	1634	23,56	18,97	-4,59	0	Apagado	272,33
11266	11495	229	18,97	115,28	96,31	1	Encendido	38,17
11496	11841	345	115,28	36,56	-78,72	2	Enfriamiento	57,50
11842	11933	91	36,56	110,5	73,94	1	Encendido	15,17
11934	12117	183	110,5	36,53	-73,97	2	Enfriamiento	30,50
12118	12210	92	36,53	113,28	76,75	1	Encendido	15,33
12211	12463	252	113,28	39,56	-73,72	2	Enfriamiento	42,00
12464	18291	5827	39,56	19,82	-19,74	0	Apagado	971,17
18291	18798	507	19,82	110,71	90,89	1	Encendido	84,50
18798	19074	276	110,71	33,87	-76,84	2	Enfriamiento	46,00
19075	20825	1750	33,87	16,55	-17,32	0	Apagado	291,67

20826	21285	459	16,55	109,15	92,6	1	Encendido	76,50
21286	21562	276	109,15	17,87	-91,28	2	Enfriamiento	46,00
21563	23543	1980	17,87	15,01	-2,86	0	Apagado	330,00
23544	23911	367	15,01	131,04	116,03	1	Encendido	61,17
23912	24280	368	131,04	14,29	-116,75	2	Enfriamiento	61,33

En la Figura 91 Árbol de decisión Coarse del modelo B2 nos muestra dos rutas a tomar determinando como nodo raíz $Morigi8 < 35.8594$ e $Morigi8 \geq 35.8594$ donde al tomar la ruta de la primera rama se desglosan otras dos siendo $Morigi3 < 1906$ e $Morigi3 \geq 1906$, donde al tomar la primera ruta obtendríamos la clasificación 2 que representa el enfriamiento y al seleccionar la otra obtendríamos 0 que representa el apagado.

Con respecto a la otra rama nos da dos rutas siendo $Morigi3 < 93.8438$ e $Morigi3 \geq 93.8438$, que al tomar la primera tendríamos 2 siendo enfriamiento y al seleccionar la otra obtendríamos 1 siendo el encendido.

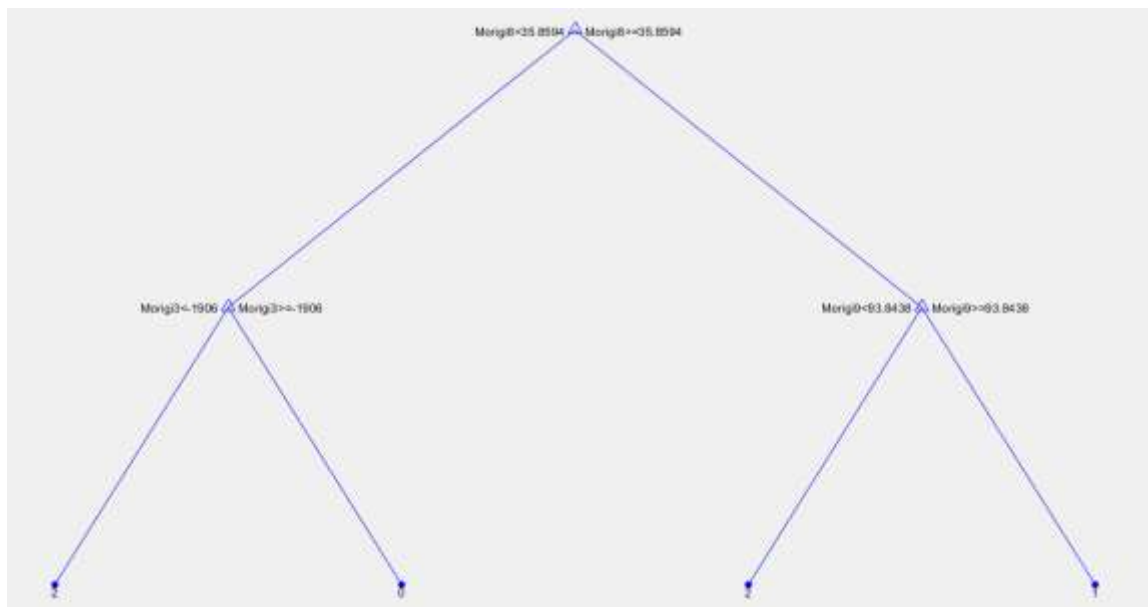


Figura 91 Árbol de decisión Coarse del modelo B2

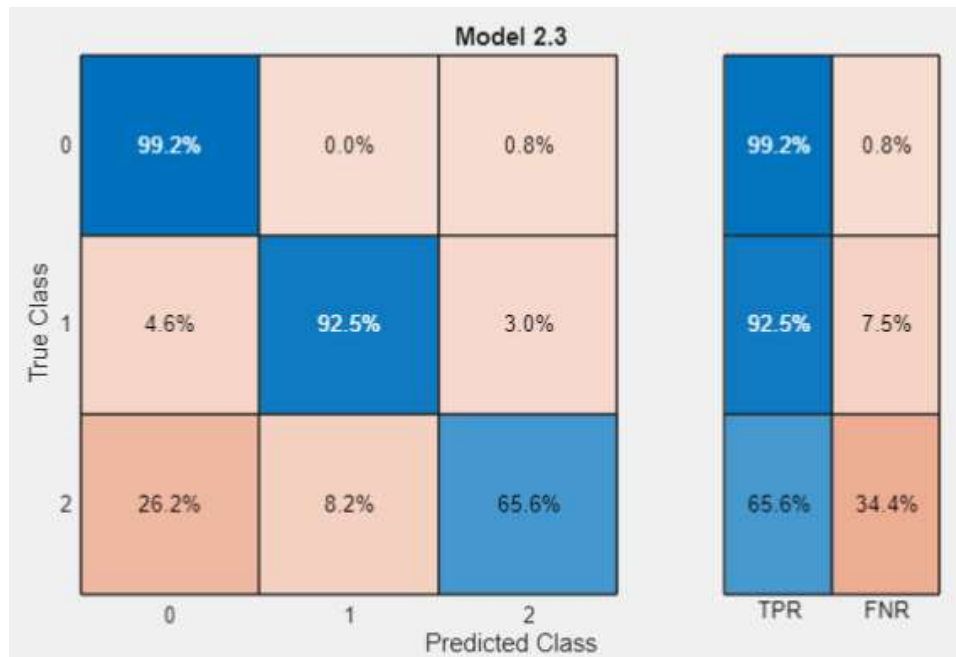


Figura 92 Matriz de confusión del Árbol de decisión Coarse del modelo B2

En la Figura 93 Árbol de decisión Fine del modelo B2 nuevamente tenemos muchas divisiones, pero el nodo raíz continua siendo $Morigi8 < 35.8594$ e $Morigi8 \geq 35.8594$, pero los resultados obtenidos continúan siendo parte del etiquetado, pero estas al tener mayor ramificaciones podemos observar mayor. Cantidad de patrones encontrados.

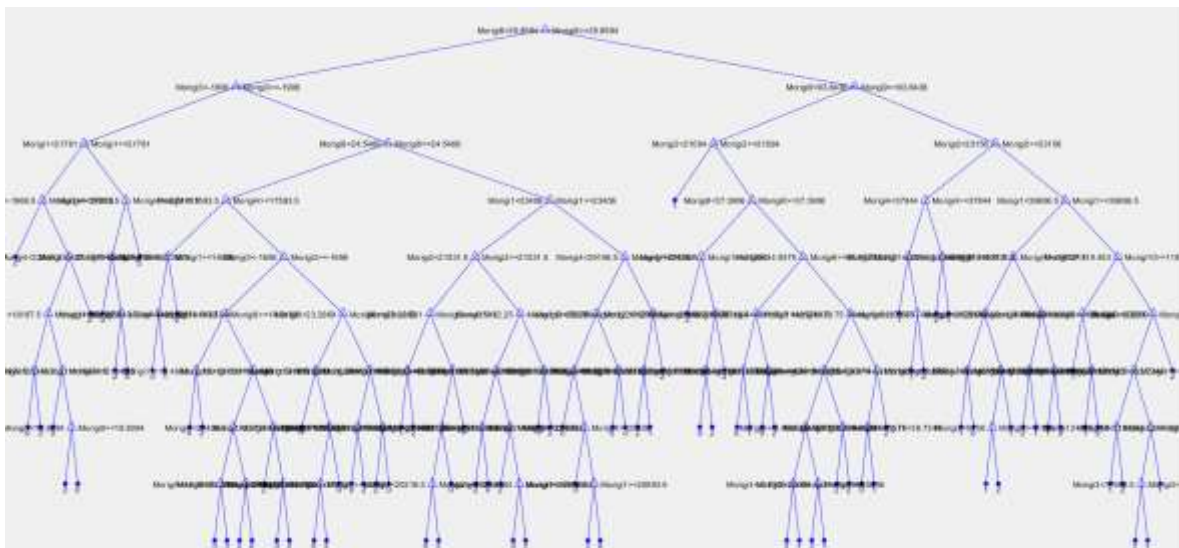


Figura 93 Árbol de decisión Fine del modelo B2

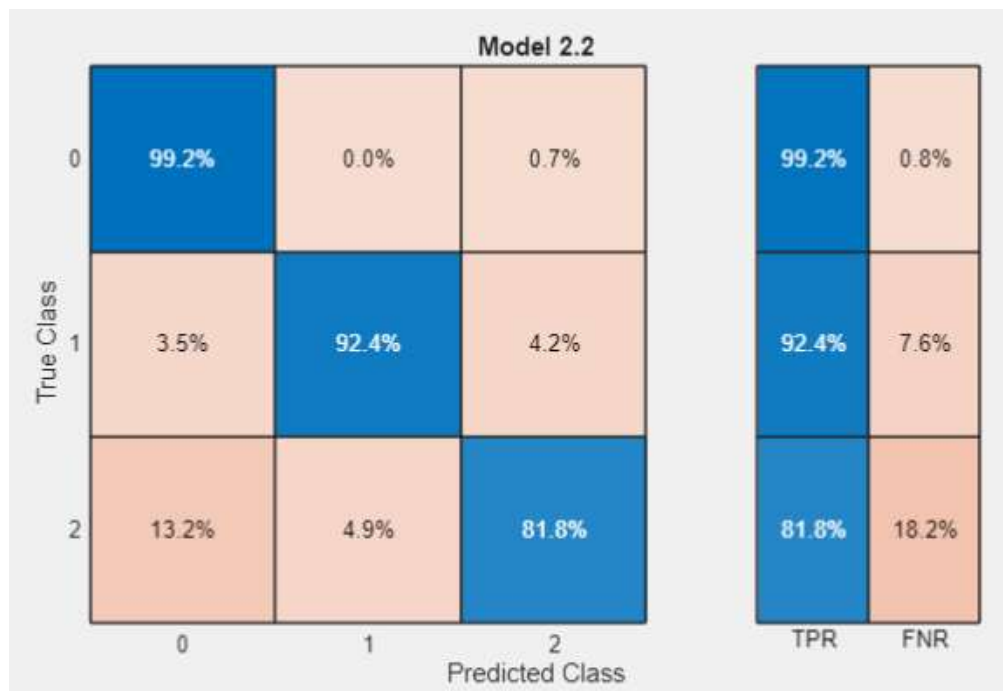


Figura 94 Matriz de confusión del Árbol de decisión Fine del modelo B2

En la Figura 95 Este árbol de decisión médium nos permite una mejor vista del análisis de los datos con respecto a las predicciones de las etiquetas, ya que es más fácil de analizar.

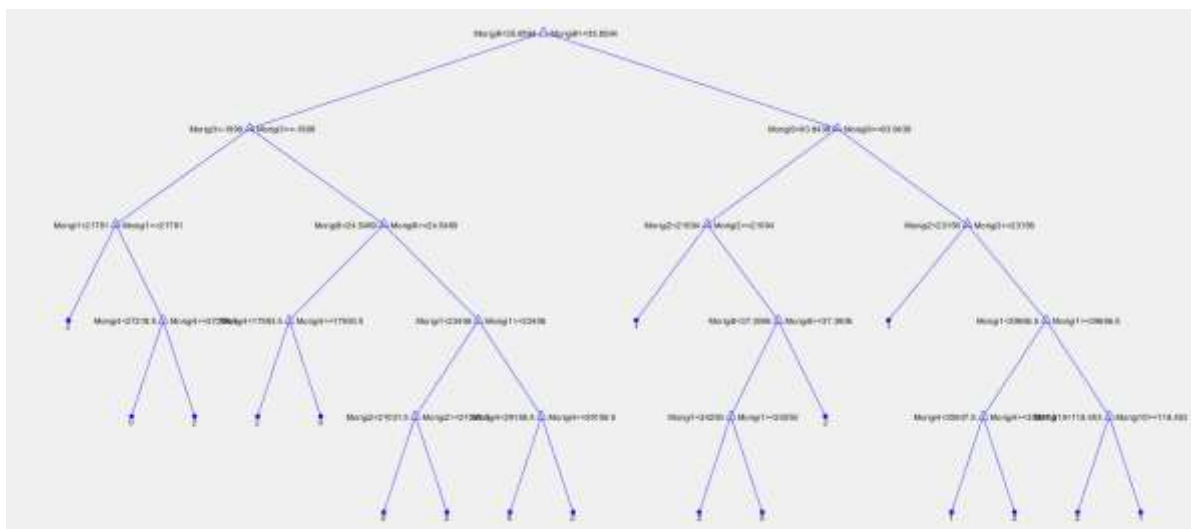


Figura 95 Árbol de decisión Medium del modelo B2

Nuevamente en la matriz de confusión obtenemos valores satisfactorios con porcentajes de error mínimos.

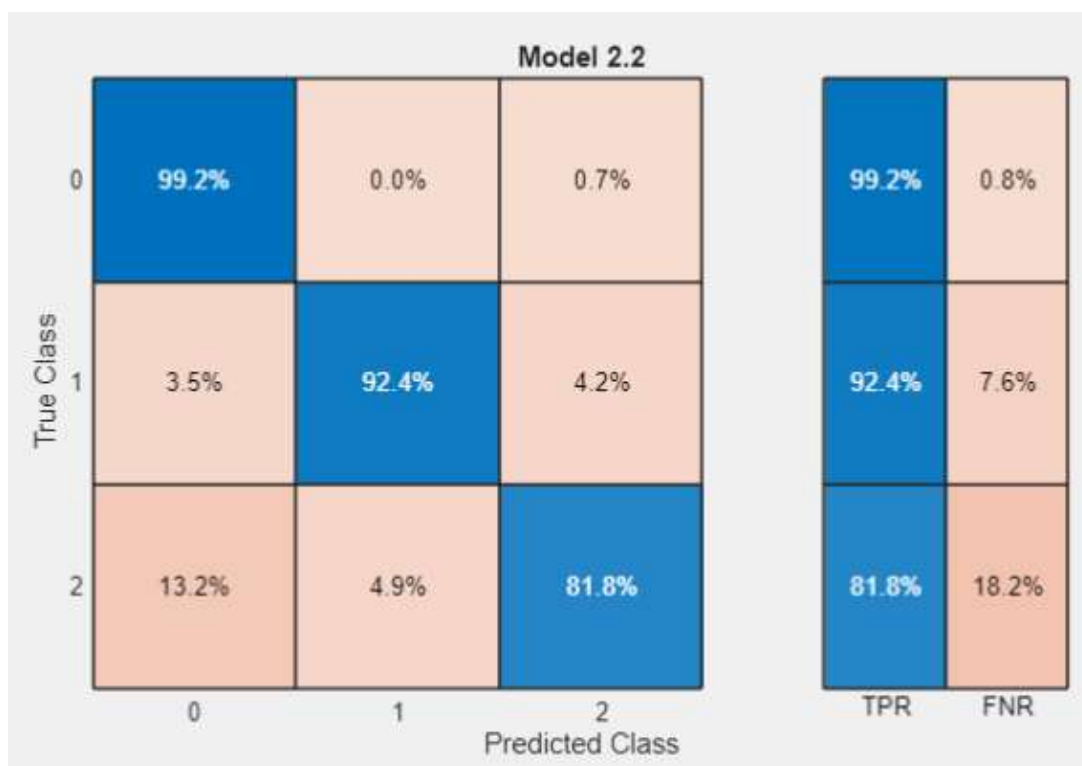


Figura 96 Matriz de confusión del Árbol de decisión Medium del modelo B2

La Tabla 56 Registros obtenidos por el módulo B6 nos muestra los registros obtenidos por el módulo B1 los resultados obtenidos indican:

- Temperatura ambiente: 21,28 °C
- Tiempo Promedio de Temperatura Máxima: 28,10
- Tiempo Promedio de Enfriamiento: 34,71
- Temperatura Promedio cuando al Encenderse: 75,17 °C
- Temperatura Promedio de Enfriamiento: 70,62 °C

Tabla 56 Registros obtenidos por el módulo B6

Pruebas con hornilla de barro								B6
Celda inicial	Celda Final	Span	Tinicial	Tfinal	iT	Label	Descripción	Minutos
0	3157	3157	21,51	22,21	0,7	0	Apagado	526,17
3158	3318	160	22,21	111,38	89,17	1	Encendido	26,67
3319	3387	68	111,38	35,34	-76,04	2	Enfriamiento	11,33
3388	3525	137	35,34	138,52	103,18	1	Encendido	22,83
3526	3548	22	138,52	91,2	-47,32	2	Enfriamiento	3,67
3549	3617	68	91,2	138,66	47,46	1	Encendido	11,33
3618	3894	276	138,66	24,39	-114,27	2	Enfriamiento	46,00
3895	7487	3592	24,39	17,21	-7,18	0	Apagado	598,67
7488	7672	184	17,21	113,26	96,05	1	Encendido	30,67
7673	7994	321	113,26	28	-85,26	2	Enfriamiento	53,50
7995	8017	22	28	67,65	39,65	1	Encendido	3,67
8018	8132	114	67,65	37,71	-29,94	2	Enfriamiento	19,00
8133	8178	45	37,71	100,37	62,66	1	Encendido	7,50
8179	8386	207	100,37	41,75	-58,62	2	Enfriamiento	34,50
8387	9445	1058	41,75	23,16	-18,59	0	Apagado	176,33
9446	9468	22	23,16	87,62	64,46	1	Encendido	3,67
9469	9630	161	87,62	23,56	-64,06	2	Enfriamiento	26,83
9631	11265	1634	23,56	18,97	-4,59	0	Apagado	272,33
11266	11495	229	18,97	115,28	96,31	1	Encendido	38,17
11496	11841	345	115,28	36,56	-78,72	2	Enfriamiento	57,50
11842	11933	91	36,56	110,5	73,94	1	Encendido	15,17
11934	12117	183	110,5	36,53	-73,97	2	Enfriamiento	30,50
12118	12210	92	36,53	113,28	76,75	1	Encendido	15,33
12211	12394	183	113,28	43,93	-69,35	2	Enfriamiento	30,50
12395	18291	5896	43,93	19,82	-24,11	0	Apagado	982,67
18291	18798	507	19,82	110,71	90,89	1	Encendido	84,50
18798	19120	322	110,71	31,76	-78,95	2	Enfriamiento	53,67
19121	20825	1704	31,76	16,55	-15,21	0	Apagado	284,00
20826	21285	459	16,55	109,15	92,6	1	Encendido	76,50
21285	21562	277	109,15	17,87	-91,28	2	Enfriamiento	46,17
21563	23543	1980	17,87	15,01	-2,86	0	Apagado	330,00
23544	23888	344	15,01	134,3	119,29	1	Encendido	57,33
23889	24326	437	134,3	13,34	-120,96	2	Enfriamiento	72,83

Finalmente, como últimos árboles pertenecientes al modelo B6 tenemos en la Figura 97 Figura 82 Árbol de decisión Coarse del modelo B6.

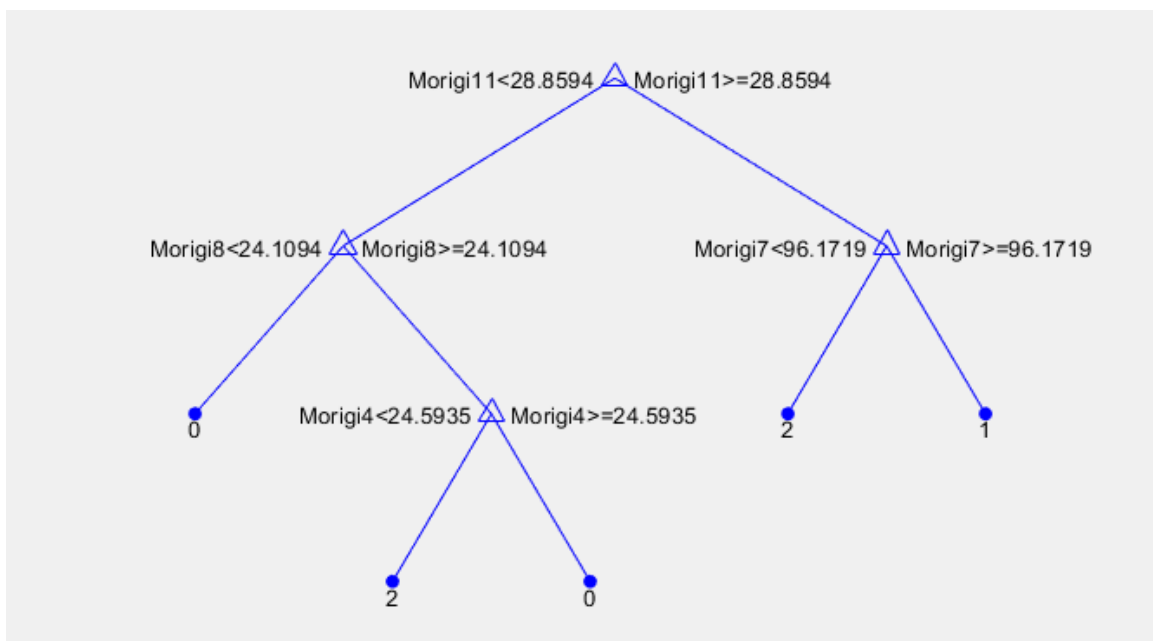


Figura 97 Figura 82 Árbol de decisión Coarse del modelo B6

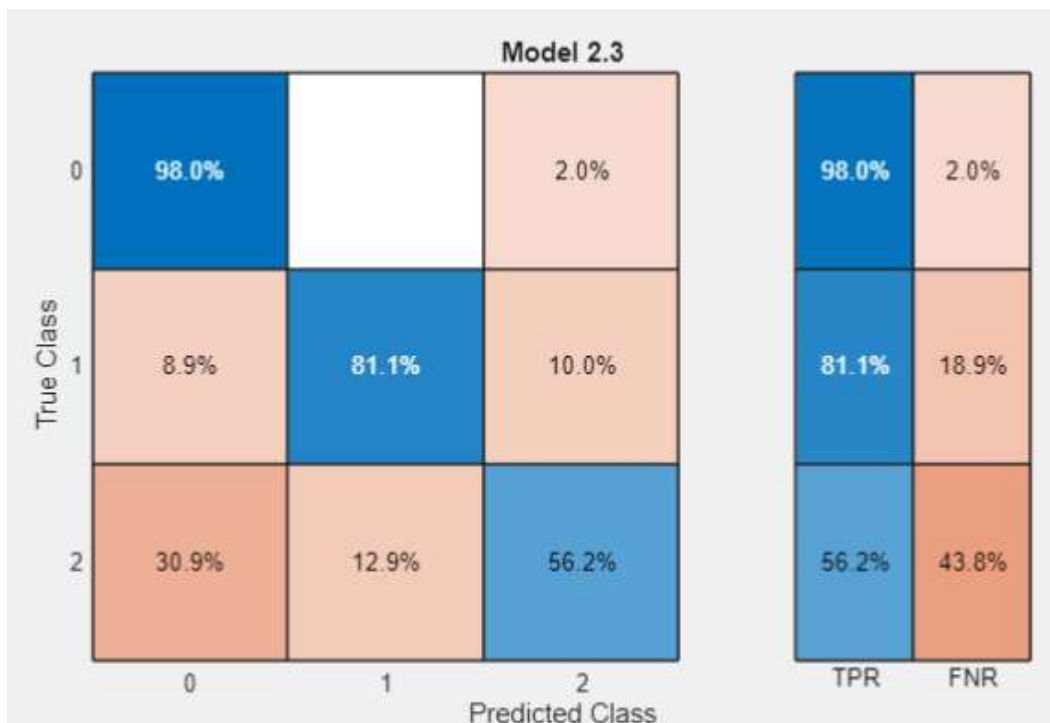


Figura 98 Matriz de confusión del Árbol de decisión Coarse del modelo B6

En el siguiente árbol pertenece al modelo B6 de igual forma al ser un árbol fino tiene una gran densidad de información. Como se muestra en la Figura 99 Árbol de decisión Fine del modelo B6.

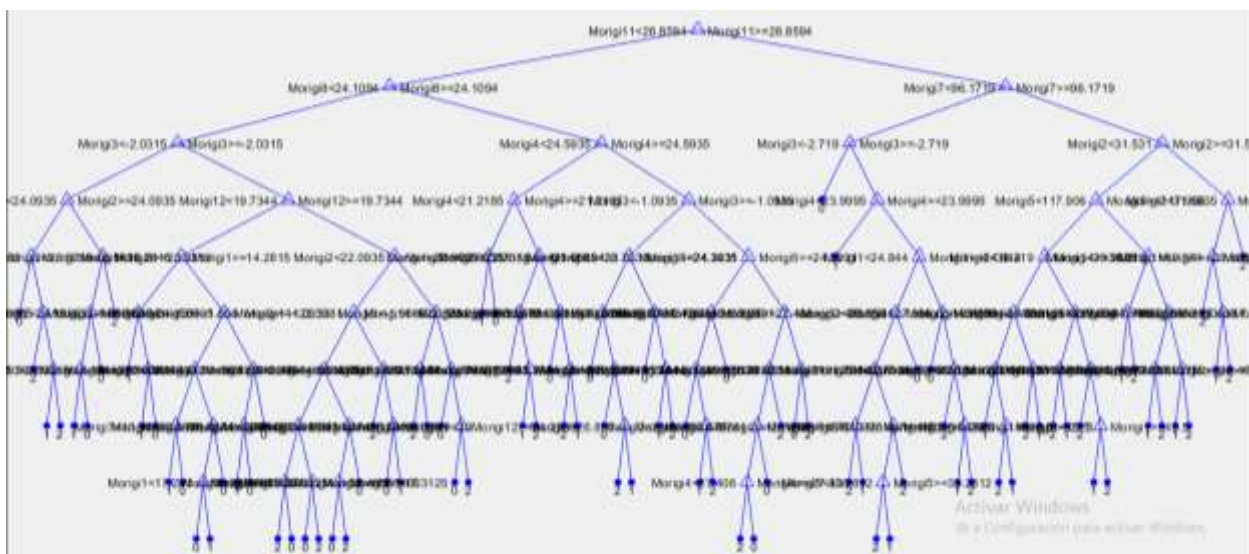


Figura 99 Árbol de decisión Fine del modelo B6

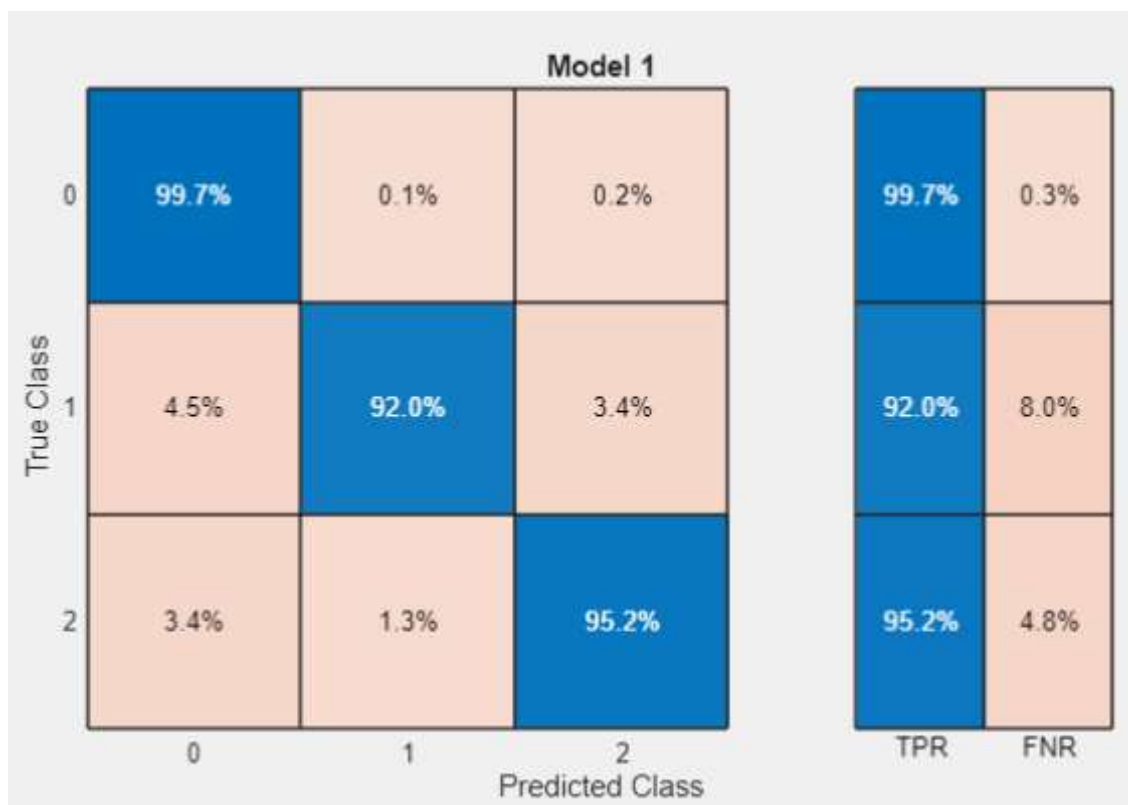


Figura 100 Matriz de confusión del Árbol de decisión Fine del modelo B6

Y como ultima figura perteneciente al módulo B6 la podemos observar en la Figura 101 Árbol de decisión Medium del modelo B6.

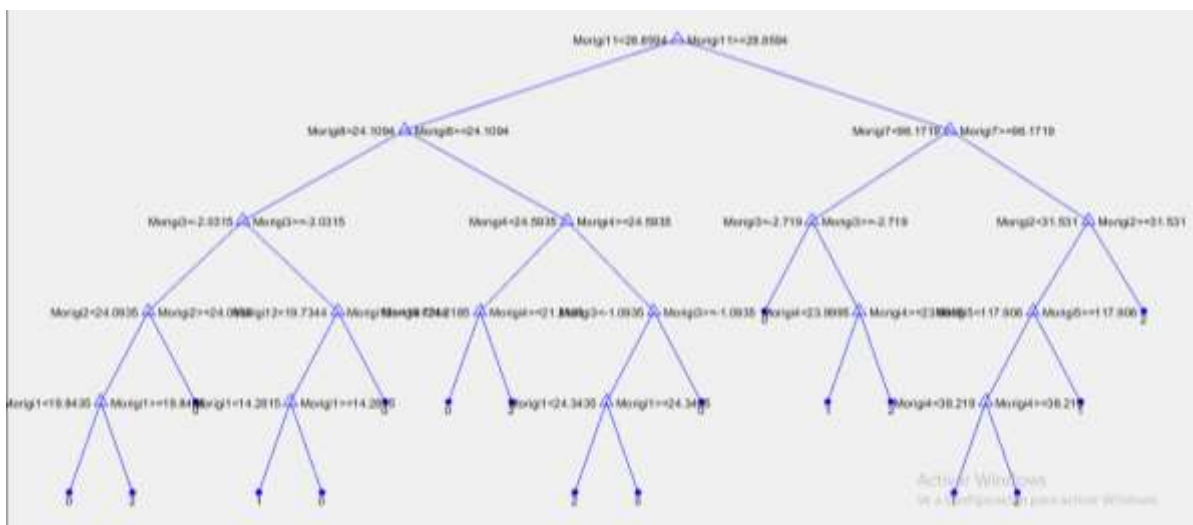


Figura 101 Árbol de decisión Medium del modelo B6

Finalmente, la matriz de confusión del módulo B6 como se puede observar en la Figura 102 Matriz de confusión del Árbol de decisión Medium del modelo B6.

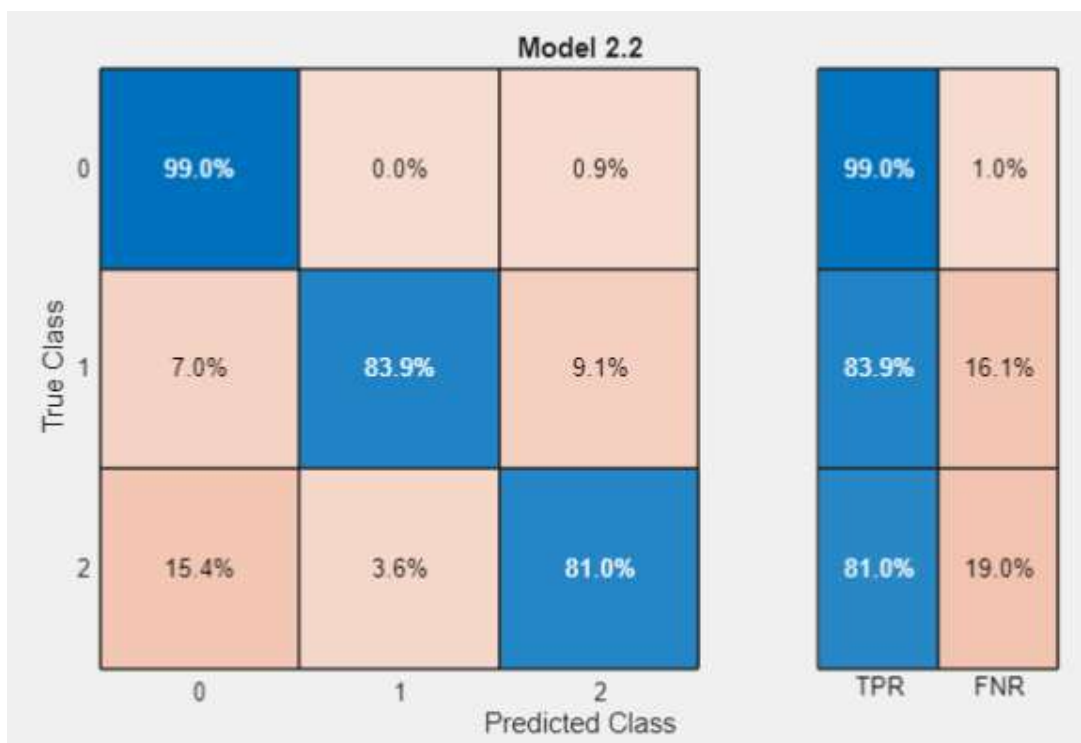


Figura 102 Matriz de confusión del Árbol de decisión Medium del modelo B6

4.3 Implementación del Sistema

Las siguientes imágenes Figura 103, Figura 104, Figura 105 y Figura 106, pertenecen a las evidencias de cuando se implementó el sistema en algunas estufas del municipio e Ixhuatlan del café.



Figura 103 Implementación del sistema Evidencia 1



Figura 104 Implementación del sistema Evidencia 2



Figura 105 Implementación del sistema Evidencia 3



Figura 106 Implementación del sistema Evidencia 4

4.4 Análisis de resultados

A través de las gráficas que muestran los picos y descensos de temperatura, además de la curva de enfriamiento, se obtienen las etiquetas para clasificar los registros. Por ejemplo, como se puede observar en las tablas: Tabla 54 Registros obtenidos por el módulo B1, Tabla 55 Registros obtenidos por el módulo B2 y la Tabla 56 Registros obtenidos por el módulo B6, donde se clasifica cada registro por rango de celdas que pertenecen a una u otra etiqueta. Una vez que todos los registros están clasificados, se calculan otros valores para determinar con exactitud los cambios de temperatura al pasar de un rango de datos pertenecientes a una etiqueta a otro rango de datos pertenecientes a otra etiqueta. Con estos datos, obtenemos el spam que corresponde al número de registros que pertenecen a cada etiqueta. Estas etiquetas son "apagado" representado por 0, "encendido" representado por 1 y "enfriamiento" representado por 2.

Los registros clasificados como "apagado" nos permiten obtener la temperatura ambiente, ya que el primer registro de estos rangos corresponde a un estado que ha pasado por el proceso de enfriamiento y ha alcanzado la temperatura ambiente. Cuando el estado cambia de "apagado" a "encendido", la etiqueta "encendido" indica el momento en que se enciende la llama. Finalmente, la etiqueta "enfriamiento" se aplica cuando la llama se apaga y la temperatura desciende nuevamente hasta la temperatura ambiente.

Con todos estos datos, calculamos el promedio de los tiempos y los cambios de temperatura. Esto incluye el tiempo promedio de la temperatura máxima, el tiempo promedio de enfriamiento, la temperatura promedio al encenderse y la temperatura promedio de enfriamiento. Estos resultados se muestran en la Figura 107 Grafica de resultados, donde b1 y b6 representan modelos con hornilla de barro, mientras que b2 representa un modelo con hornilla convencional. Aquí se muestran los promedios alcanzados por cada tipo de hornilla.

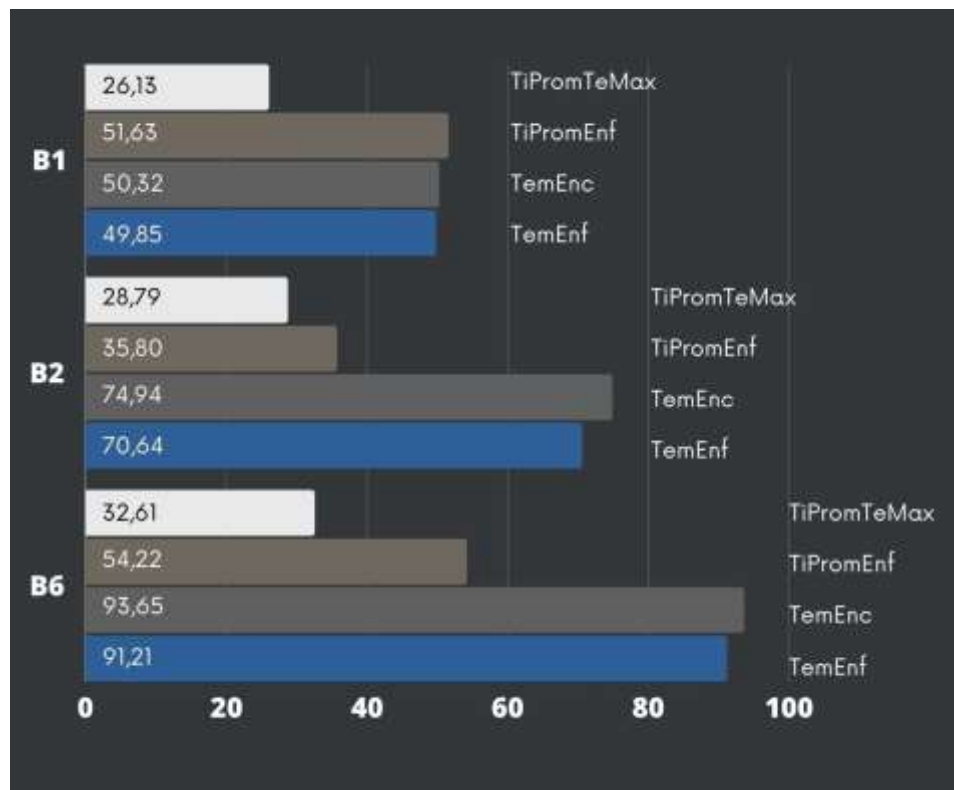


Figura 107 Grafica de resultados

Capítulo 5 - Conclusiones

En conclusión, las pruebas realizadas demuestran que las hornillas con el dispositivo ahorrador presentan una mayor efectividad en la retención de calor en comparación al no utilizar el dispositivo. Los resultados muestran que, tras apagarse, las hornillas con el dispositivo ahorrador mantienen temperaturas altas durante aproximadamente 50 minutos, mientras que al no utilizarse solo retienen el calor durante unos 30 minutos. Este comportamiento es particularmente ventajoso en términos de ahorro energético, ya que permite conservar el calor de los alimentos por más tiempo sin necesidad de recalentarlos. Es importante mencionar que estas pruebas se llevaron a cabo en el mes de diciembre, con temperaturas ambientales entre 22 °C y 27 °C, lo cual también pudo influir en la retención de calor observada.

Los datos también revelan que no existen grandes diferencias en el tiempo necesario para que ambos tipos de hornillas alcancen la temperatura máxima deseada. Este hallazgo refuta la creencia común de que las hornillas de barro tardan más en calentarse. Las pruebas han demostrado que su eficiencia térmica no se ve comprometida en este aspecto, lo cual respalda la funcionalidad y la conveniencia del uso del dispositivo ahorrador en comparación con otro tipo de hornillas.

Además, el análisis de los registros de temperatura, clasificados en las etiquetas de "apagado", "encendido" y "enfriamiento", permitió obtener promedios significativos como el tiempo promedio para alcanzar la temperatura máxima, el tiempo promedio de enfriamiento, y las temperaturas promedio al encenderse y enfriarse. En la Figura 107, se observa que los modelos de hornilla de barro (B1 y B6) no solo presentan una mejor capacidad de retención de calor sino también una distribución de temperatura adecuada, lo que contribuye a una experiencia de cocción eficiente y uniforme.

Estos resultados sugieren que el dispositivo ahorrador es una alternativa viable y efectiva a otros tipos de hornillas, tanto en términos de ahorro energético como de retención de calor. La capacidad de conservar la temperatura durante periodos prolongados hace que el dispositivo sea particularmente útil para conservar el calor de los alimentos en ambientes con temperaturas moderadas a cálidas, proporcionando así una opción ecológica y eficiente en el uso de energía.

5.1 Conclusiones

Durante el periodo en el que curse mi carrera, las asignaturas asignadas a mi rublo académico me permitieron desarrollar las competencias necesarias para llevar a cabo mi proyecto de residencias.

Fundamentos de Investigación: Aplica los elementos de la investigación documental para elaborar escritos académicos de su entorno profesional.

Programación Orientada a Objetos: Aplica el paradigma orientado a objetos para el desarrollo de aplicaciones que solucionen problemas del entorno.

Investigación de operaciones: Formula soluciones óptimas para generar una mejor alternativa para la toma de decisiones aplicando conceptos de los modelos matemáticos, técnicas y algoritmos.

Fundamentos de Ingeniería de Software: Realiza el análisis de un proyecto de software, a partir de la identificación del modelo de negocios de la organización que permita alcanzar estándares y métricas de calidad.

Taller de investigación I: Elabora un protocolo de investigación en el que presenta soluciones científico - tecnológicas a problemáticas relacionadas con su campo profesional en diversos contextos.

Taller de investigación II: Consolida el protocolo para ejecutar la investigación y obtener productos para su exposición, defensa y gestión de su transcendencia.

Gestión de Proyectos de Software: Aplica metodologías e instrumentos, para garantizar la gestión adecuada de un proyecto de software.

Principios Eléctricos y Aplicaciones Digitales: Comprende y aplica las herramientas básicas de análisis de los sistemas analógicos y digitales para resolver problemas del ámbito computacional.

Inteligencia Artificial: Definir, diseñar, construir y programar las fases del analizador léxico y sintáctico de un traductor o compilador.

La implementación del sistema mostro resultados favorables ya que como se pudo observar los resultados se analizaron correctamente, con respecto al caracterizado, el etiquetado permitió que el análisis se hiciera eficientemente consiguiendo que el programa aprendiera a distinguir cuando se encontraba encendida, apagado o en enfriamiento.

Finalmente, la hornilla de barro como se intuía es más efectiva en mantener la temperatura tras ser apagada en comparación con las hornillas de metal, esto permite conservar por más tiempo los alimentos calientes sin la necesidad de mantener la estufa encendida.

5.2 Trabajo a futuro

Es importante dar solución al problema que presenta el Datalogger al momento de registrar los datos ya que en ocasiones estos datos tienden a corromperse sin alguna razón aparente.

Capítulo 6 - Bibliografía

- (IICA), I. I. (1984). *Curso-Taller sobre la Caracterización del Sistema de Producción del Cultivo del Café*. El Salvador: Instituto Interamericano de Cooperación para la Agricultura (IICA).
- A., R., & Beichner, R. J. (s.f.). *Física para Ciencias e Ingeniería* (Quinta ed., Vol. II). McGraw-Hill.
- Bermudez Roca, Alvaro Israel, Bogotá Durán y Andres Ricardo. (2013). *Google Académico*.
Obtenido de <http://hdl.handle.net/20.500.11912/397>
- Boger, J. J. (2004). *United States Patente nº US7202794B2*.
- CHICAS VILLEGAS et al. (08 de 2004). *Google académico*. (U. D. SALVADOR, Ed.) Obtenido de <https://oldri.ues.edu.sv/id/eprint/13463/1/Investigaci%C3%B3n%20aplicada%20al%20C3%A1rea%20de%20inteligencia%20artificial%20y%20desarrollo%20de%20un%20sistema%20experto.pdf>
- Enescu, V. M. (2020). Low cost thermal sensor array for wide area monitoring. *International Conference on Electronics, Computers and Artificial Intelligence (ECAI)*. Romania: IEEE.
- Eppinger, K. T. (2013). *Diseño y Desarrollo de Productos* (Vol. 5th Edition). España: McGraw-Hill Interamericana de España S.L.
- Iddan, A. G. (1999). *United States Patente nº US6607301B1*.
- Intelligence Definition. (12 de Julio de 2018). *Stanford Encyclopedia of Philosophy*. Obtenido de <https://plato.stanford.edu/entries/intelligence/>
- Kifle, D. R. (2024). *Artificial Intelligence A Systems Approach from Architecture Principles to Deployment* (MIT Lincoln Laboratory Series ed.). The MIT Press. Obtenido de <https://mitpress.mit.edu/9780262048989/artificial-intelligence/>
- Mahesh, B. (Enero 2019). Machine Learning Algorithms - A Review. *International Journal of Science and Research (IJSR)* .
- MathWorks. (1994-2024). *Machine Learning*. Obtenido de Machine Learning En MATLAB - MATLAB & Simulink - MathWorks
- Norvig, S. J. (2009). *Artificial Intelligence A Modern Approach* (Tercera ed.). Pearson.
- Norvig, S. R. (2021). *Artificial Intelligence: A Modern Approach* (Vol. 4th edition). University of California at Berkeley.
- Norvig, S. R. (8 Mayo 2020). *Artificial Intelligence: A Modern Approach* (Vol. 4th Edition). Pearson.
- Sánchez Carballido, S. (05 de 2017). *uc3m*. Obtenido de <https://e-archivo.uc3m.es/entities/publication/1b24b5f5-f7d0-46fa-9114-dfc299857d9d>
- SparkFun Electronics. (s.f.). *SparkFun Electronics*. Recuperado el 12 de 07 de 2024, de https://docs.sparkfun.com/SparkFun_DataLogger/introduction/
- SparkFun Electronics. (s.f.). *SparkFun Electronics*. Recuperado el 12 de 07 de 2024, de <https://www.sparkfun.com/products/16294>

SparkFun Electronics. (s.f.). *SparkFun Electronics*. Recuperado el 12 de 07 de 2024, de <https://www.sparkfun.com/products/13715>

SparkFun Electronics. (s.f.). *SparkFun Electronics*. Recuperado el 12 de 07 de 2024, de https://learn.sparkfun.com/tutorials/qwiic-grid-eye-infrared-array-amg88xx-hookup-guide?_gl=1*95krr0*_ga*Mzc5NTMzMzA3LjE2OTI2NDE4MDk.*_ga_T369JS7J9N*MTcwODYyNTk2NC44LjEuMTcwODYyODkzMS41Ni4wLjA.&_ga=2.39217187.1800057725.1708625968-379533307.1692641809

SparkFun Electronics. (s.f.). *SparkFun Electronics*. Recuperado el 12 de 07 de 2024, de <https://www.sparkfun.com/products/14607>

Steiger, L. G. (2006). *Spain Patente nº ES2341128T3*.

Turing, A. (2023). Computing Machinery and Intelligence Fundamentals and Applications. En F. Sabry, & O. B. Knowledgeable (Ed.). Fouad Sabry .

Vázquez Gutiérrez, J. L. (27 de 01 de 2012). *RiuNet*. Obtenido de <http://hdl.handle.net/10251/14591>

Vazquez, S. (2017). Simulación del Proceso de Combustión en un Quemador de Estufa. Celaya: Academia Journals .

Winston, P. H. (1977). *Artificial Intelligence*. Addison-Wesley Publishing Company.

Zhou, Z.-H. (6 Junio 2012). *Ensemble Methods: Foundations and Algorithms*. Chapman and Hall/CRC.

박기태. (2008). *Korea Patente nº KR20100009921A*.

Anexos

Anexo 1 - Código de Matlab

Implementación de un sistema para la caracterización del encendido de hornillas mediante técnicas de IA y modelado en 3D

Cargar Archivos

Se cargan los datos de los sensores adquiridos por el data logger en la variable datos.

1. Ubicar el archivo a cargar
2. Seleccionar "Numeric Array"; de tal forma que el resultado sea numérico.

Preprocesamiento

Separar los renglones para obtener el promedio del vector horizontal del sensor Grid Eye, es decir, de una matrix 8x8 para a un vector 8x1.

1. Modificar el nombre B0 por el del archivo cargado en el primer paso.

```
datos = B6;
```

```
R1 = datos(:, 6:13);  
R2 = datos(:, 14:21);  
R3 = datos(:, 22:29);  
R4 = datos(:, 30:37);  
R5 = datos(:, 38:45);  
R6 = datos(:, 46:53);  
R7 = datos(:, 54:61);  
R8 = datos(:, 62:69);
```

Obtener el número de renglones

```
%num_columnas = size(R1, 2);si quisiera sacar el promedio por columna  
% en la siguiente parte del codigo deberia de colocar 1 en lugar de 2  
num_filas = size(R1, 1);
```

Obtener el promedio de los vectores del sensor grid eye

```
preR1 = mean(R1, 2);  
preR2 = mean(R2, 2);  
preR3 = mean(R3, 2);  
preR4 = mean(R4, 2);  
preR5 = mean(R5, 2);  
preR6 = mean(R6, 2);  
preR7 = mean(R7, 2);  
preR8 = mean(R8, 2);
```

```
%C1 = datos(:, 1);
```

```
C2 = datos(:, 2);
C3 = datos(:, 3);
C4 = datos(:, 4);
C5 = datos(:, 5);
C70 = datos(:, 70);
```

Resultado del preprocesado:

```
Morigi = [C2,C3,C4,C5,preR1,preR2,preR3,preR4,preR5,preR6,preR7,preR8,C70];
tablaM = array2table(Morigi);
```

Limpar variables innecesarias

```
files={'B0', 'C1', 'C2', 'C3', 'C4', 'C5', 'C70', 'datos', 'Morigi', 'num_filas', 'preR1', 'preR2', 'preR3', 'preR4', 'preR5', 'preR6', 'preR7', 'preR8', 'R1', 'R2', 'R3', 'R4', 'R5', 'R6', 'R7', 'R8'};
clear (files{:});
```

Anexo 2 - PROGRAMA PARA ANDROID PARA CLASIFICAR LAS ETIQUETAS

Al comienzo de hacer las pruebas del sistema se utilizaba una aplicación que permita generar etiquetas manuales, su funcionamiento consiste en renombrar los recuadros grises dependiendo la etiqueta que contemplemos utilizar posteriormente cuando se quiere comenzar a registrar los datos se presiona el botón activar pero se deja presionado hasta que nos aparezca un mensaje de que ya se comenzó a registrar, luego de comenzado el registro, en nuestro caso las 3 etiquetas nos indican el estado en el que se encuentra la llama de la estufa siendo encendido, apagado y enfriando como se puede ver en la Figura 108, dependiendo que selección escojamos esta opción se guardara en el archivo de texto donde comenzara a registrar el tiempo con el nombre de esa etiqueta y ya terminado el uso de la estufa para poder guardar adecuadamente el archivo es necesario volver a presionar y dejar presionado el botón activar pero con la diferencia de que ahora el mensaje que nos aparecerá será uno que indica que se finalizó la acción, lo que indica que se guardó adecuadamente. alguna complicación de esta aplicación radica en que no existe un guardado automático de los datos, por lo que si el teléfono se apaga o sales de la aplicación sin guardar los datos estos se perderán.

Esta aplicación fue proporcionada por nuestro el asesor Luis Humberto Sánchez Medel, ya que en trabajos previos utilizo esta misma para una de sus investigaciones, en donde yo comencé a familiarizarme con el trabajo relacionado a las bases de conocimientos y a los etiquetados de los datos en mi periodo de servicio social.

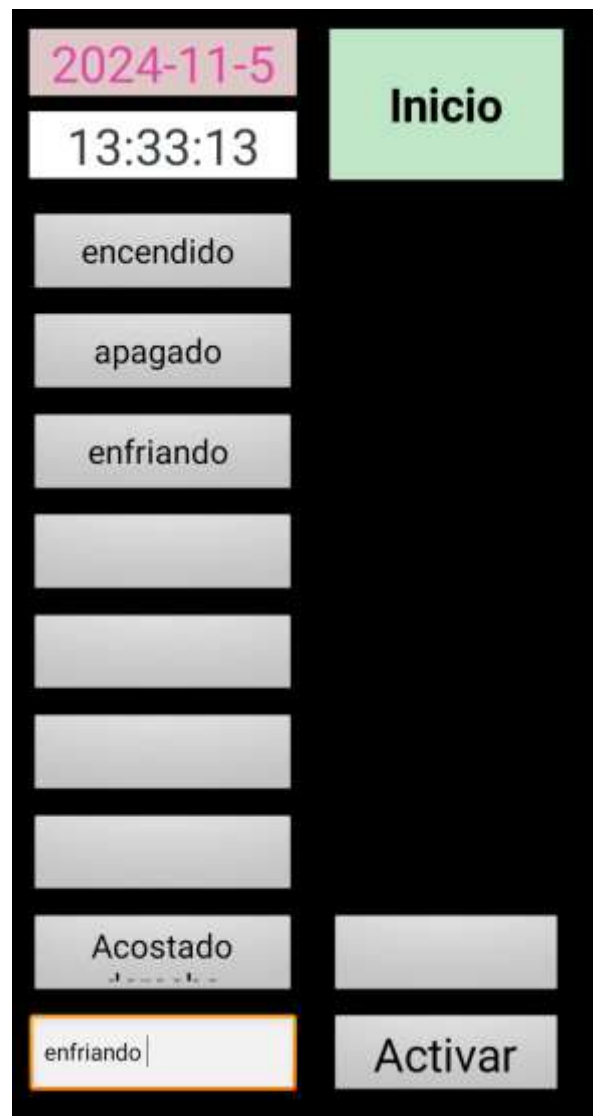


Figura 108 PROGRAMA PARA ANDROID PARA CLASIFICAR LAS ETIQUETAS