



ESPE
UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA

**Diseño y construcción de una estación meteorológica portátil para predecir la
temperatura del agua en afluentes de río**

Bahamonde Torres, Ernesto David y Puetate Ulloa, Dayan Nicole

Departamento de Ciencias de la Computación

Carrera de Tecnologías de la Información

Trabajo de integración curricular, previo a la obtención del título de Ingenieros en
Tecnologías de la Información

Ing. Rodríguez Galán, Germán Eduardo, Mgtr

22 de Febrero del 2023

Reporte de verificación de contenido



TesisBahamonde

< 1%  < 1% Texto entre comillas
 Similitudes < 1% similitudes entre comillas
 < 1% Idioma no reconocido

Nombre del documento: TesisBahamonde.pdf
 ID del documento: c863897246d4f8da74c0879dda54e578183ae4ea
 Tamaño del documento original: 8,72 Mo

Depositante: Christian Alfredo Coronel Guerrero
 Fecha de depósito: 23/2/2023
 Tipo de carga: interface
 fecha de fin de análisis: 23/2/2023

Número de palabras: 40.737
 Número de caracteres: 262.206

Ubicación de las similitudes en el documento:



Fuentes principales detectadas

Nº	Descripciones	Similitudes	Ubicaciones	Datos adicionales
1	 Castillo Eddy Perez Christian UHC202251.pdf Castillo Eddy Perez Christia... #0ed139 El documento proviene de mi biblioteca de referencias	< 1%		Palabras idénticas : < 1% (65 palabras)
2	 Construcción de un prototipo inalámbrico de monitoreo meteorológico conformado... /var/dspace/bitstream/15000/19707/0/KCD-9114.pdf.txt	< 1%		Palabras idénticas : < 1% (44 palabras)
3	 faolex.fao.org http://faolex.fao.org/docs/pdf/ecu196133.pdf	< 1%		Palabras idénticas : < 1% (32 palabras)
4	 repositorio.upao.edu.pe Universidad Privada Antenor Orrego: Dashboard de proye... https://repositorio.upao.edu.pe/handle/20.500.12759/6513	< 1%		Palabras idénticas : < 1% (23 palabras)

Fuente con similitudes fortuitas

Nº	Descripciones	Similitudes	Ubicaciones	Datos adicionales
1	 www.dspace.uce.edu.ec Repositorio Digital: Análisis comparativo de algoritmos de ... http://www.dspace.uce.edu.ec/handle/25000/24228?mode=full	< 1%		Palabras idénticas : < 1% (19 palabras)

Fuentes mencionadas (sin similitudes detectadas) Estas fuentes han sido citadas en el documento sin encontrar similitudes.

-  https://script.google.com/macros/s/AKfycbyD_AnwXW6jycjCNBvm2651aQznudTUHK5tjg5
-  <https://script.google.com/macros/s/>
-  <https://www.produccion.gob.ec/wp-content/uploads/2021/05/Libro-Blanco-final>
-  <https://www.gptsachila.gob.ec/index.php/la-provincia/datos-generales>
-  <http://www.inec.edu.ar/wp>

Firma:



El presente es un certificado emitido por:
GERMÁN EDUARDO RODRÍGUEZ GALÁN

Ing. Rodríguez Galán, Germán Eduardo, Mgtr

C.C: 0603431685



DEPARTAMENTO DE CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN
CARRERA DE TECNOLOGÍAS DE LA INFORMACIÓN

CERTIFICACIÓN

Certifico que el trabajo de integración curricular, "DISEÑO Y CONSTRUCCIÓN DE UNA ESTACIÓN METEOROLÓGICA PORTÁTIL PARA PREDECIR LA TEMPERATURA DEL AGUA EN AFLUENTES DE RÍO." fue realizado por los señores Bahamonde Torres Ernesto David y Puetate Ulloa Dayan Nicole, el cual ha sido revisado y analizado en su totalidad por la herramienta de verificación de similitud de contenido; por lo tanto cumple con los requisitos legales, teóricos, científicos, técnicos y metodológicos establecidos por la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, razón por la cual me permito acreditar y autorizar para que lo sustente públicamente.

Santo Domingo de los Tsáchilas, 23 de febrero de 2023

Firma:



.....
Ing. Rodríguez Galán, Germán Eduardo, Mgtr

C.C: 0603431685



DEPARTAMENTO DE CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN
CARRERA DE TECNOLOGÍAS DE LA INFORMACIÓN

RESPONSABILIDAD DE AUTORÍA

Nosotros, Bahamonde Torres Ernesto David y Puetate Ulloa Dayan Nicole, con cédula de ciudadanía No. 1727409748 y No. 2350204620, declaramos que el contenido, ideas y criterios del trabajo de integración curricular: "DISEÑO Y CONSTRUCCIÓN DE UNA ESTACIÓN METEOROLÓGICA PORTÁTIL PARA PREDECIR LA TEMPERATURA DEL AGUA EN AFLUENTES DE RÍO" es de nuestra autoría y responsabilidad, cumpliendo con los requisitos legales, teóricos, científicos, técnicos, y metodológicos establecidos por la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, respetando los derechos intelectuales de terceros y referenciando las citas bibliográficas.

Santo Domingo de los Tsáchilas, 23 de febrero de 2023

Firmas:

Bahamonde Torres Ernesto David
C.I. 1727409748

Puetate Ulloa Dayan Nicole
C.I. 2350204620



DEPARTAMENTO DE CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN
CARRERA DE TECNOLOGÍAS DE LA INFORMACIÓN

AUTORIZACIÓN DE PUBLICACIÓN

Nosotros, Bahamonde Torres Ernesto David y Puetate Ulloa Dayan Nicole, con cédula de ciudadanía No. 1727409748 y No. 2350204620, autorizamos a la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE publicar el trabajo de integración curricular: "DISEÑO Y CONSTRUCCIÓN DE UNA ESTACIÓN METEOROLÓGICA PORTÁTIL PARA PREDECIR LA TEMPERATURA DEL AGUA EN AFLUENTES DE RÍO" en el Repositorio Institucional, cuyo contenido, ideas y criterios son de nuestra responsabilidad.

Santo Domingo de los Tsáchilas, 23 de febrero de 2023

Firmas:

Bahamonde Torres Ernesto David
C.I. 1727409748

Puetate Ulloa Dayan Nicole
C.I. 2350204620

Dedicatoria

Dedico este proyecto a mi padre, madre, hermanos, por el apoyo incondicional que me han brindado en el transcurso de mis estudios. Así como al tutor de este trabajo de integración curricular, por el soporte técnico en la elaboración del proyecto.

Ernesto David Bahamonde Torres

Dedicatoria

Agradezco a mi familia por el apoyo que me han brindado en el proceso universitario, así como la comprensión frente a las dificultades presentadas. Este logro les concedo, a mis amistades de universidad, familiares por su motivación y confianza para la realización de este proyecto.

Dayan Nicole Puetate Ulloa

Agradecimiento

Principalmente agradecemos a nuestros familiares por su tiempo y apoyo para lograr terminar este proyecto, así como sus redes de apoyo.

Al ingeniero Germán Rodríguez, que nos ha acompañado en el proceso de aprendizaje, en la generación de conocimiento y apoyo técnico en el desarrollo del proyecto.

A los docentes de la institución que nos han brindado su conocimiento técnico y experiencia, en las clases.

A nuestros compañeros, por compartirnos sus conocimientos y apoyo.

Ernesto Bahamonde y Dayan Puetate

Índice de Contenidos

Carátula	1
Reporte de verificación de contenido	2
Certificado del Director	3
Responsabilidad de Autoría	4
Autorización de Publicación	5
Dedicatoria	6
Agradecimiento	8
Índice de Contenidos	9
Índice de Tablas	14
Índice de figuras	16
Resumen	20
Abstract	21
Capítulo I	22
Introducción	22
Antecedentes	23
Planteamiento y formulación del problema	24
Justificación e importancia	25
Sistemas de Objetivos	26
Objetivo general	26
Objetivos específicos	27
Alcance	27
Capítulo II	29

	10
Marco Teórico y Estado del Arte	29
Introducción del capítulo	29
Estructura y funcionamiento de una Estación Meteorológica	30
Tipos de Estaciones Meteorológicas	31
Instrumentos de una Estación Meteorológica	31
Afluente de río	36
Workflow general para crear modelos de Machine Learning	37
Machine Learning (ML)	37
Redes neuronales artificiales (RNA)	38
Red Neuronal Recurrente (RNN)	40
Series temporales	41
Modelado de series temporales	41
Secuencias de entrada y salida	41
Función de activación	41
Long Short-Term Memory (LSTM)	42
Celdas LSTM	43
Hiperparámetros de una Red Neuronal LSTM	44
Métricas de rendimiento	46
Tecnologías y componentes	46
Sensor	48
Módulos de la familia Arduino	48
Estado del Arte	52
Revisión de propuestas similares	52

	11
Análisis comparativo	53
Capítulo III	57
Metodología, diseño e implementación	57
Introducción del capítulo	57
Análisis y Requerimientos	57
Requerimientos Funcionales	57
Requerimientos no Funcionales	58
Requerimientos del Sistema	59
Requerimientos exploratorios	59
Definición de Roles del Proyecto	59
Definición de los Sprint	61
Planificación de los Sprint	63
Sprint 1	63
Sprint 2	64
Sprint 3	65
Sprint 4	67
Sprint 5	68
Criterios de aceptación por Sprints	69
Sprint 1	69
Sprint 2	70
Sprint 3	71
Sprint 4	72
Sprint 5	75

	12
Implementación	76
Resultados del Sprint 1	76
Burndown Chart primer Sprint	84
Resultados del Sprint 2	84
Burndown Chart segundo Sprint	88
Resultados del Sprint 3	89
Burndown Chart tercer Sprint	98
Resultados del Sprint 4	99
Burndown Chart cuarto Sprint.	114
Resultados del Sprint 5	114
Burndown Chart quinto Sprint	122
Revisión y Retrospectiva	122
Capítulo IV	123
Caso de Estudio	123
Arquitectura general del Proyecto	123
Interfaces para el usuario	124
Aplicación del proyecto	126
Requerimientos del Proyecto	126
Requerimientos técnicos	126
Requerimientos mínimos de Hardware	127
Requerimientos de configuración	127
Modelo de predicción	127
Requerimientos técnicos	127

	13
Requerimientos mínimos de Hardware	127
Requerimientos mínimos de Software	127
Proceso de uso del sistema	128
Funcionamiento del menú principal	128
Funcionamiento del submenú	128
Configuración de los entornos de almacenamiento de datos	129
Instalación de la Estación Meteorológica Portátil	130
Configuración del notebook de Colab	130
Factibilidad Económica	131
Recolección de Datos	131
Pruebas de criterios de aceptación	132
Pruebas con el usuario experto	132
Trabajos futuros	132
Capítulo V	134
Conclusiones y Recomendaciones	134
Conclusiones	134
Recomendaciones	135
Referencias	136

Índice de Tablas

Tabla 1 <i>Variables de las Estaciones Meteorológicas, con su descripción y unidad de medida</i>	29
Tabla 2 <i>Tipos de Estaciones Meteorológicas con sus variables</i>	31
Tabla 3 <i>Funciones de activación</i>	42
Tabla 4 <i>Estudios relacionados con la construcción de estaciones meteorológicas y modelos predictivos</i>	53
Tabla 5 <i>Descomposición de contenido de trabajos semejantes</i>	54
Tabla 6 <i>Requerimientos funcionales del sistema</i>	57
Tabla 7 <i>Requerimientos no funcionales del sistema</i>	58
Tabla 8 <i>Requerimientos del Sistema</i>	59
Tabla 9 <i>Requerimientos exploratorios</i>	59
Tabla 10 <i>Definición de roles del proyecto</i>	60
Tabla 11 <i>Backlog del sistema de la Estación Meteorológica Portátil</i>	60
Tabla 12 <i>Concepto del Sprint 1</i>	61
Tabla 13 <i>Concepto del Sprint 2</i>	62
Tabla 14 <i>Concepto del Sprint 3</i>	62
Tabla 15 <i>Concepto del Sprint 4</i>	62
Tabla 16 <i>Concepto del Sprint 5</i>	63
Tabla 17 <i>Planificación a detalle de las tareas del Sprint 1</i>	64
Tabla 18 <i>Planificación a detalle de las tareas del Sprint 2</i>	65
Tabla 19 <i>Planificación a detalle de las tareas del Sprint 3</i>	66
Tabla 20 <i>Planificación a detalle de las tareas del Sprint 4</i>	67
Tabla 21 <i>Planificación a detalle de las tareas del Sprint 5</i>	68
Tabla 22 <i>Criterios de aceptación del primer Sprint</i>	69
Tabla 23 <i>Criterios de aceptación del segundo Sprint</i>	70
Tabla 24 <i>Criterios de aceptación del tercer Sprint</i>	71

	15
Tabla 25 <i>Criterios de aceptación del cuarto Sprint</i>	73
Tabla 26 <i>Criterios de aceptación del quinto Sprint</i>	75
Tabla 27 <i>Etiquetas y sensores utilizados en el proyecto</i>	79
Tabla 28 <i>Resumen del costo del proyecto</i>	131
Tabla 29 <i>Información del usuario experto</i>	131

Índice de figuras

Figura 1 <i>Proceso para mostrar la generación de una predicción</i>	30
Figura 2 <i>Instrumento de medición de lluvia por metro cuadrado, pluviómetro</i>	32
Figura 3 <i>Instrumento de medición de lluvia en milímetros</i>	32
Figura 4 <i>Instrumento de medición de luz directa y difusa en ohm</i>	33
Figura 5 <i>Instrumento de medición del nivel de evaporación del agua</i>	33
Figura 6 <i>Instrumento de medición de la velocidad del viento</i>	34
Figura 7 <i>Instrumento de medición de la fuerza y dirección del viento</i>	34
Figura 8 <i>Caja meteorológica que contiene el conjunto de termómetros y el barómetro</i>	35
Figura 9 <i>Instrumento de medición de la presión atmosférica</i>	35
Figura 10 <i>Instrumento de medición de temperatura (izquierda) y humedad (derecha)</i>	36
Figura 11 <i>Instrumento de medición de la luz solar (izquierda), fajos de registros (derecha)</i>	36
Figura 12 <i>Workflow general de Machine Learning</i>	37
Figura 13 <i>Estructura de una red neuronal monocapa</i>	39
Figura 14 <i>Estructura de una red neuronal multicapa</i>	40
Figura 15 <i>Estructura de una neurona recurrente</i>	40
Figura 16 <i>Estructura de una celda de una Red Neuronal LSTM</i>	43
Figura 17 <i>Sensor del módulo de control de tarjeta SD</i>	49
Figura 18 <i>Módulo GSM SIM800L</i>	49
Figura 19 <i>Módulo ESP32 utilizado en el proyecto</i>	50
Figura 20 <i>Arquitectura de funcionamiento de la Estación Meteorológica Portátil</i>	76
Figura 21 <i>Visita técnica a la estación del INAMHI "Puerto Ila"</i>	77
Figura 22 <i>Diseño base para la Estación Meteorológica Portátil</i>	77
Figura 23 <i>Versiones del diseño 3D de la Estación Meteorológica Portátil</i>	78
Figura 24 <i>Diseño 3D del anemómetro</i>	79
Figura 25 <i>Sensor DHT22 ocupado en la Estación Meteorológica Portátil</i>	80
Figura 26 <i>Sensor Moisture Sensor V1.2. ocupado en la Estación Meteorológica Portátil</i>	80

	17
Figura 27 <i>Sensor MH-RD ocupado en la Estación Meteorológica Portátil</i>	81
Figura 28 <i>Sensor LRD ocupado en la Estación Meteorológica Portátil</i>	81
Figura 29 <i>Sensor BMP208 ocupado en la Estación Meteorológica Portátil</i>	82
Figura 30 <i>Sensor MH-RD ocupado en la Estación Meteorológica Portátil</i>	82
Figura 31 <i>Sensor MH-RD ocupado en la Estación Meteorológica Portátil</i>	82
Figura 32 <i>Celda solar instalada en la Estación Meteorológica Portátil</i>	83
Figura 33 <i>Sensor infrarrojo ocupado en la Estación Meteorológica Portátil</i>	83
Figura 34 <i>Circuito para integrar los sensores con el ESP32</i>	84
Figura 35 <i>Burndown Chart del primer Sprint</i>	84
Figura 36 <i>Ubicación de elementos en el display de la Estación Meteorológica Portátil</i>	85
Figura 37 <i>Vista general de los iconos diseñados para los sensores</i>	85
Figura 38 <i>Íconos diseñados para la sección superior del display</i>	86
Figura 39 <i>Íconos en el display OLED de la Estación Meteorológica Portátil</i>	86
Figura 40 <i>Funcionamiento del módulo SD Card con el ESP32</i>	87
Figura 41 <i>Funcionamiento del menú principal y secundario de la Estación Meteorológica Portátil</i>	88
Figura 42 <i>Burndown Chart del segundo Sprint</i>	88
Figura 43 <i>Estructura y credenciales del archivo de Google Sheets</i>	89
Figura 44 <i>Contenido del script de la hoja de cálculo de Google</i>	89
Figura 45 <i>Identificación del script para el envío de datos</i>	90
Figura 46 <i>Diagrama de los elementos de la Estación Meteorológica Portátil</i>	91
Figura 47 <i>Diseño del circuito para el PCB</i>	92
Figura 48 <i>Vista 3D de la PCB con los elementos electrónicos a soldar</i>	92
Figura 49 <i>Circuito soldado en la baquelita perforada</i>	93
Figura 50 <i>Proceso de Impresión de piezas en 3D utilizando la impresora 3D del DCCO-SS</i>	93
Figura 51 <i>Piezas impresas en la impresora 3D del DCCO-SS</i>	94
Figura 52 <i>Colocación de las piezas 3D de la Estación Meteorológica Portátil</i>	95

Figura 53 <i>Ubicación de los módulos en la Estación Meteorológica Portátil</i>	95
Figura 54 <i>Pruebas de funcionamiento de la Estación Meteorológica Portátil</i>	96
Figura 55 <i>Fotografías tomadas el primer día, en el afluente del río Baba, sector El Esfuerzo</i>	97
Figura 56 <i>Fotografías tomadas en los próximos días de recolección de datos</i>	98
Figura 57 <i>Burndown Chart del tercer Sprint</i>	99
Figura 58 <i>Acceso a Google Drive desde Google Colab</i>	99
Figura 59 <i>Lectura de los datos de los sensores de Google Sheets en Colab</i>	100
Figura 60 <i>Mostrar datos del DataFrame</i>	100
Figura 61 <i>Transformación de datos</i>	101
Figura 62 <i>Transformación de Timestamp a Datetime</i>	102
Figura 63 <i>Tipos de datos iniciales</i>	102
Figura 64 <i>Tipos de datos finales</i>	102
Figura 65 <i>Transformar el DataFrame a minutos</i>	103
Figura 66 <i>Verificación de valores nulos</i>	103
Figura 67 <i>Imputación de datos usando Interpolación</i>	104
Figura 68 <i>Normalización de datos</i>	104
Figura 69 <i>Variables de entrada y salida modelo Univariante</i>	105
Figura 70 <i>Variables de entrada y salida modelo Multivariante</i>	106
Figura 71 <i>Capas de la Red Neuronal Recurrente LSTM</i>	107
Figura 72 <i>Librerías usadas para crear el Modelo de Machine Learning</i>	107
Figura 73 <i>Estructura inicial del DataFrame sin encabezado</i>	108
Figura 74 <i>Estructura inicial de los datos del DataFrame</i>	108
Figura 75 <i>Estructura final de los datos del DataFrame</i>	109
Figura 76 <i>Estructura general del proceso de entrenamiento y predicción</i>	109
Figura 77 <i>Secuencias de entrada para entrenar el modelo</i>	110
Figura 78 <i>Código del Modelo de predicción</i>	111
Figura 79 <i>Resultados del entrenamiento del Modelo de predicción</i>	112

Figura 80 <i>Resultado de las pruebas del Modelo de predicción</i>	113
Figura 81 <i>Métricas de rendimiento del Modelo de Predicción</i>	113
Figura 82 <i>Burndown Chart del cuarto Sprint</i>	114
Figura 83 <i>Generar predicciones</i>	115
Figura 84 <i>DataFrame con los resultados de la predicción</i>	115
Figura 85 <i>Gráfica de los resultados de predicción del modelo</i>	116
Figura 86 <i>Gráfica de valores nulos</i>	116
Figura 87 <i>Gráfica del sensor de temperatura ambiente</i>	117
Figura 88 <i>Gráfica del sensor de Humedad</i>	117
Figura 89 <i>Gráfica del sensor de Humedad del suelo</i>	117
Figura 90 <i>Gráfica del sensor de Lluvia</i>	118
Figura 91 <i>Gráfica del sensor de Luz</i>	118
Figura 92 <i>Gráfica del sensor de Altitud</i>	118
Figura 93 <i>Gráfica del sensor de Presión</i>	119
Figura 94 <i>Gráfica del sensor de Luz Directa</i>	119
Figura 95 <i>Gráfica del sensor de Caudal</i>	119
Figura 96 <i>Gráfica del Anemómetro</i>	120
Figura 97 <i>Gráfica del sensor de Temperatura del agua</i>	120
Figura 98 <i>Gráficas de la distribución de todos los sensores</i>	120
Figura 99 <i>Gráficas de los sensores usando Streamlit</i>	121
Figura 100 <i>Burndown Chart del quinto Sprint</i>	122
Figura 101 <i>Arquitectura general del proyecto</i>	123
Figura 102 <i>Diseño estructural del display de la Estación Meteorológica Portátil</i>	125
Figura 103 <i>Interfaces físicas para interactuar con la Estación Meteorológica Portátil</i>	126
Figura 104 <i>Sujetadores para la instalación de la Estación Meteorológica Portátil</i>	130

Resumen

En la ciudad de Santo Domingo, se han realizado estudios enfocados a analizar la calidad del agua en ríos usando índices como: Índice de Calidad de Agua (ICA-NSF, CCME-WQI), Índice de Calidad General (ICG) e Índice de Calidad de Agua de Fuentes para Consumo (ICAUCA), mediante el análisis de parámetros como: la temperatura del agua, concentración de hierro, cobre, fosfato, pH, turbidez, sólidos suspendidos, conductividad, entre otros. Usando una técnica de termometría, se ha obtenido información que ayuda a las comunidades a garantizar el bienestar de los animales y las plantas acuáticas. El presente trabajo de titulación demuestra el proceso realizado durante el diseño y construcción de una estación meteorológica portátil para predecir la temperatura del agua en afluentes de río, bajo el marco de trabajo SCRUM. Para lograr los objetivos se han utilizado tecnologías como: Colab, Arduino, Proteus, Google Sheets, Tinkercad y Streamlit. Después de evaluar el modelo de predicción utilizando los registros recolectados por la estación meteorológica portátil, se confirmó que este proporciona valores futuros precisos. El diseño de la estación es transportable y resistente a los factores ambientales, mientras que el modelo de predicción es eficiente en la entrega de resultados que cumplen con los criterios de aceptación del sistema. Además, la implementación de este enfoque ha permitido reducir significativamente los costos de recolección de datos, lo cual se evidenció durante los días de levantamiento de información en sitio, donde el modelo de predicción logró alcanzar un Error Cuadrático Medio (RMSE) de 0.01. Aunque los resultados de predicción de la temperatura del agua en un afluente del río son aceptables, es necesario contar con un historial de datos más extenso para mejorar aún más la precisión. Como recomendación, se propone mejorar el diseño de la estación meteorológica portátil para que sea adaptable a cualquier superficie.

Palabras clave: Estación Meteorológica Portátil, Predicción, Temperatura de Agua, Machine Learning, Redes Recurrentes.

Abstract

In the city of Santo Domingo, studies have been conducted focused on analyzing the water quality in rivers using indices such as: Water Quality Index (ICA-NSF, CCME-WQI), General Quality Index (ICG) and Water Quality Index for Drinking Water Sources (ICAUCA), by analyzing parameters such as: water temperature, iron concentration, copper, phosphate, pH, turbidity, suspended solids, conductivity, among others. Using a thermometry technique, information has been obtained that helps communities to guarantee the welfare of aquatic animals and plants. This graduation project demonstrates the process carried out during the design and construction of a portable weather station to predict water temperature in river tributaries, under the SCRUM framework. To achieve the objectives, technologies have been used such as: Colab, Arduino, Proteus, Google Sheets, Tinkercad and Streamlit. After evaluating the prediction model using the records collected by the portable weather station, it was confirmed that it provides accurate future values. The design of the station is portable and resistant to environmental factors, while the prediction model is efficient in delivering results that meet the acceptance criteria of the system. In addition, the implementation of this approach has significantly reduced the cost of data collection, which was evidenced during the data collection days on site, where the prediction model managed to reach a Mean Squared Error (RMSE) of 0.01. Although the prediction results of water temperature in a tributary of the river are acceptable, it is necessary to have a longer data history to further improve accuracy. As a recommendation, it is proposed to improve the design of the portable weather station so that it is adaptable to any surface.

Key Words: Portable Weather Station, Forecast, Water Temperature, Machine Learning, Recurrent Networks.

Capítulo I

Introducción

En la actualidad, los agricultores y ganaderos tienen la oportunidad de mejorar la productividad de sus prácticas agrícolas y ganaderas gracias a la incorporación de tecnologías como el Internet de las cosas. Estas herramientas ofrecen a los agricultores y ganaderos una gran variedad de beneficios específicos, tales como: ahorro de tiempo, mejores predicciones de tiempo y mayor eficiencia en la toma de decisiones.

Este proyecto se enfoca en el diseño y construcción de una estación meteorológica portátil para recopilar datos de un afluente de río, mediante la utilización de 11 sensores. Los datos recolectados se utilizan para la generación de un modelo de predicción de Machine Learning basado en Redes neuronales recurrentes, con el fin de predecir la temperatura del agua, todo esto bajo el marco de trabajo SCRUM.

Para el desarrollo de la estación meteorológica y el modelo de predicción, se realiza una investigación que permita entender cómo funcionan y recolectan información las estaciones meteorológicas, en base a artículos científicos y haciendo una visita a la estación meteorológica “Puerto Ila” ubicada en Santo Domingo de los Tsáchilas. También se analiza el proceso de creación de un modelo de predicción usando series temporales con Redes Neuronales Recurrentes, logrando obtener una predicción precisa de la temperatura del agua.

El proyecto se divide en 2 partes principales. La primera se centra en el diseño y la creación de la estación meteorológica, incluyendo sus piezas en 3D y su circuito con sus componentes electrónicos. La segunda parte se enfoca en el desarrollo de un Modelo de Machine Learning para predecir la temperatura del agua.

En este contexto, el trabajo se estructura de la siguiente forma: en el primer capítulo se describen todos los aspectos descriptivos del proyecto, como sus antecedentes, justificación, alcance y objetivos. En el segundo capítulo se realiza un análisis de las herramientas de desarrollo a utilizar para alcanzar los objetivos. En el tercer capítulo se

detalla la aplicación del marco de trabajo SCRUM, los artefactos y los procesos iterativos, mostrando el incremento del producto final tras cada iteración. En el cuarto capítulo se muestra el caso de estudio implementando pruebas de funcionamiento y criterios de aceptación para cumplir con los requerimientos. Por último, en el quinto capítulo se presentan las conclusiones y recomendaciones tras completar el desarrollo, la ejecución y la verificación del proyecto.

Antecedentes

En el Ecuador existen varios sectores productivos que influyen en la economía nacional, por lo que son priorizados en la estrategia nacional de economía circular (Libro Blanco de Economía Circular de Ecuador, 2021). Uno de los organismos que son de apoyo para recolectar datos para los sectores productivos del país es el Instituto Nacional de Meteorología e Hidrología (INAMHI), en donde se plantea que el objetivo es “Obtener, recopilar, estudiar, procesar, publicar y divulgar los datos, informaciones y previsiones que sean necesarios para el conocimiento detallado y completo de las condiciones meteorológicas e hidrológicas de todo el territorio marítimo y continental ecuatoriano” (Anuario Hidrológico, 2014).

Según se indica en las cifras de industrias entregadas por el Ministerio de Comercio Exterior, Inversiones y Pesca, el sector de manufactura ha generado 16.3% del movimiento económico, posicionándolo en el tercer puesto de ventas totales por sector económico. Dentro de la manufactura se encuentran: agroindustria, industrias básicas, industria intermedia y petroquímica, también se ha visto incrementado el Índice de Producción de la Industria Manufacturera (IPI-M), el cual se enfoca en la medición del comportamiento de la producción real de la industria manufacturera. En el 2020 se ha tenido un valor acumulado del 41.76%, frente a un 12.17% del año 2019, indicando una elevación en los procesos manufactureros (INEC, 2020).

Actualmente el INAMHI debe autofinanciarse para la gestión, mejora y funcionamiento de su equipamiento, esto lo logra mediante el cobro por actividades y servicios que se preste a personas jurídicas, privadas o públicas. Entre los principales

servicios que el INAMHI proporciona están: información estadística, datos de geo información, información para instalación de agua potable y saneamiento (INAMHI, 2021).

El lugar en donde se ha instalado la estación meteorológica portátil se ubica cerca de Luz de América, Playita Tropical, específicamente en las coordenadas: latitud 0° 24' 14.8" S, longitud 79°16' 42.7" O, en un afluente de río que se conecta al río Baba. La estación meteorológica del INAMHI más cercana se denomina "Puerto Ila", ubicada en las coordenadas: latitud 0°29' 34.08" S, longitud 79°20' 56.04" O y con una altitud de 319 metros, estación que es mantenida y gestionada por el técnico observador Pablo León. En la visita a la estación meteorológica "Puerto Ila" se han observado los equipos que pertenecen al INAMHI, del cual se ha levantado información de 11 instrumentos meteorológicos, siendo: pluviógrafo, pluviómetro, piranómetro, tanque de evaporación tipo A, anemómetro, aspa de Wild, caja meteorológica, heliógrafo, pluviómetro tipo balancín, temperatura de suelo, sensor de temperatura y humedad.

Así también se ha determinado que la distancia entre las estaciones meteorológicas debe ser de 300 a 400 Km de línea de aire. De acuerdo con la información proporcionada por el técnico observador de "Puerto Ila", con respecto al mantenimiento de los instrumentos meteorológicos; se deben cambiar de hojas técnicas cada cierto periodo (por lo general cada 24 horas) y deben ser monitoreadas manualmente para saber si el instrumento está fallando. Solo algunos instrumentos meteorológicos han sido actualizados con sensores electrónicos, entre algunos están: heliógrafo, humedad de suelo, sensor de temperatura y humedad.

Planteamiento y formulación del problema

Santo Domingo tiene 257 ríos, entre los más importantes están: Blanco, Baba, Memé Grande, Mulaute, Toachi, Chorrera del Napa, San Jacinto del Búa y Caoní. Estos ríos y sus afluentes son utilizados para el cultivo, ganadería, turismo y pesca. Por ello es necesario realizar controles, recolectando datos y creando históricos sobre los cambios que se generan en estos ríos y sus afluentes, ya que en algunos casos, registrar el caudal de agua puede ayudar a las comunidades de sectores bajos a saber si el río está creciendo.

En este sentido, se sabe que en Santo Domingo algunos ríos han presentado problemas de desbordamiento, desabastecimiento de agua y calidad de agua, debido a una falta de control. Dado que para este proyecto es crucial medir la temperatura del agua de los afluentes del río, es importante destacar los impactos que esta puede tener en el ecosistema:

- Tiempos de reproducción y migración de organismos acuáticos.
- Cantidad de oxígeno disuelto en el agua.
- Velocidad metabólica de organismos y velocidad de fotosíntesis de las plantas acuáticas.
- Tiempos de estivación de organismos acuáticos.

Existen algunos factores que afectan la temperatura del agua, tales como: profundidad del afluente de río y turbidez del agua (sedimentación que absorbe el calor). Sin embargo, también existen factores humanos, tales como: erosión de la tierra, eliminación de vegetación, descargas de agua fría (plantas eléctricas), industrias manufactureras, siendo este último punto el más crítico, teniendo un porcentaje del 9.6% en la participación económica de la provincia.

Con la implementación de una estación meteorológica portátil, se pueden levantar datos de los cambios con respecto a la temperatura, humedad, luz solar, velocidad de viento, temperatura de agua, caudal, entre otros, con el fin de crear un conjunto de datos que sirva para crear predicciones futuras en base a las características recolectadas. El objetivo de este proyecto es construir una estación meteorológica portátil para predecir la temperatura del agua en afluentes de río, proporcionando interfaces tanto en la estación meteorológica, como para la lectura de datos, haciendo uso de herramientas de fácil acceso para los usuarios.

Justificación e importancia

Los avances tecnológicos modernos han permitido el uso de sensores para monitorear y recopilar información del medio ambiente, lo que posibilita que una estación meteorológica pueda obtener datos precisos sobre la temperatura del agua en los ríos. Esto

la convierte en una herramienta valiosa para preservar los ecosistemas fluviales, así como una fuente de datos útil para mejorar la productividad en fincas de animales y plantas.

La utilización de estaciones meteorológicas en las fincas del Ecuador puede generar mejoras significativas en la productividad. Al proporcionar información precisa sobre el clima, estas estaciones permiten a los agricultores tomar decisiones acertadas acerca de cuándo sembrar, regar y cosechar sus cultivos. Asimismo, el uso de estaciones meteorológicas puede contribuir a mejorar la calidad de la cosecha, aumentar la rentabilidad y reducir costos.

Las estaciones meteorológicas también pueden alertar a los agricultores sobre los peligros potenciales, como: la sequía, la helada, los vientos fuertes, la lluvia torrencial y los incendios forestales. Esto ayuda a los agricultores a proteger sus cultivos de los daños causados por el clima. Finalmente, las estaciones meteorológicas también pueden proporcionar información sobre la calidad del aire, lo que ayuda a los agricultores a detectar los niveles de contaminantes potencialmente dañinos para la salud humana y el medio ambiente.

Por otro lado, la tecnología de Machine Learning también es una de las áreas más emergentes y prometedoras de la ciencia de la computación moderna. Esta tecnología se ha aplicado con éxito en diferentes campos, como la medicina, los vehículos autónomos y la ciencia financiera. El uso de la tecnología de Machine Learning se ha extendido recientemente a algunos entornos naturales, como la monitorización de la temperatura del agua en los ríos. Por lo tanto, se ha utilizado para mejorar la eficiencia de las estaciones meteorológicas, lo que permite a los agricultores obtener una información más precisa sobre factores ambientales.

Sistemas de Objetivos

Objetivo general

Diseñar y construir una estación meteorológica portátil para predecir la temperatura del agua en afluentes de río.

Objetivos específicos

- Delimitar los requerimientos funcionales y no funcionales de la estación meteorológica en base a trabajos previos para añadir nuevas funcionalidades.
- Diseñar un modelo 3D de la estación meteorológica para visualizar, simular e imprimir un prototipo funcional.
- Desarrollar un modelo predictivo para determinar la temperatura del agua en el afluente del río Baba de la parroquia El Esfuerzo, en base a un conjunto de datos obtenidos con la estación meteorológica instalada en el sitio.

Alcance

Con la presente propuesta se diseñará y construirá una estación meteorológica portátil para predecir la temperatura del agua en un afluente que se conecta con el río Baba de la parroquia el Esfuerzo de la provincia de Santo Domingo de los Tsáchilas, esta estación podrá almacenar, transmitir y presentar los datos utilizando comunicación GSM y Wi-Fi, este prototipo funcional podrá predecir la temperatura del río y visualizar de forma gráfica los datos obtenidos usando Streamlit.

El sistema contará con sensores para medir los siguientes factores ambientales: velocidad del viento, humedad del suelo, temperatura del agua, presión atmosférica, altitud, presencia de luz, nivel de lluvia, caudal del río, humedad y temperatura ambiente. Así mismo, al ser una estación portátil todos los sensores se integrarán sobre un sistema embebido y estará cubierto con una estructura plástica impresa en 3D. También contará con la opción para acceder a los datos recolectados por los sensores. El sistema de comunicación se implementará con 2 tecnologías: Wi-Fi para el control local de la estación y GSM para la visualización remota de los datos.

El resultado será la predicción de la temperatura, por lo que el sistema completo proveerá los siguientes puntos:

- **Control.** El sistema permite la visualización de los datos recolectados por los diferentes sensores.

- **Portabilidad.** La mayoría de las estaciones meteorológicas son voluminosas y estáticas, por lo que esta propuesta ofrecerá un producto portable, eficiente y sustentable.
- **Comodidad.** Al ser una solución portable no necesita de recursos de transporte ni mucha energía.

Capítulo II

Marco Teórico y Estado del Arte

Introducción del capítulo

En este capítulo se exploran los conceptos teóricos relacionados con el funcionamiento de una estación meteorológica. Se estudiaron los sensores, módulos, algoritmos de Machine Learning, modelos, tecnologías y herramientas empleadas. Se presenta información detallada de cada concepto, incluyendo su definición, tipos y clasificación, ya que involucra líneas de investigación como sistemas electrónicos y de tecnologías de computación.

¿Qué es una Estación Meteorológica (EM)?

Según (Encinas, 2020), son sistemas que contienen varios sensores integrados, que sirven para medir variables meteorológicas y son enviadas a una unidad central, estos datos pueden ser procesados de forma local o remota, en la Tabla 1 se puede observar algunas variables meteorológicas que se capturan con una EM.

Tabla 1

Variables de las Estaciones Meteorológicas, con su descripción y unidad de medida

Variable	Descripción	Medida
Dirección del viento	Direcciones expresadas en términos de los puntos cardinales.	grados
Dirección de ráfaga de viento	Es el ángulo entre el norte y la dirección a la que sopla el viento.	grados
Velocidad de viento	Distancia que recorre una partícula de aire en la unidad de tiempo.	m/s
Velocidad de ráfagas de viento	Velocidad del viento máximo de muy poca duración	km/h
Temperatura ambiente	Es la temperatura del aire en un lugar.	°C
Humedad relativa	Es la cantidad de vapor de agua en el aire	%
Presión atmosférica	Presión atmosférica a nivel del mar.	hpa
Precipitación	Cantidad de agua que cae en un lugar	mm/min

Radiación

El promedio de tiempo de radiación solar global.

W/m².

Nota. Variables de una estación meteorológica y su descripción. Fuente: Elaboración

Propia.

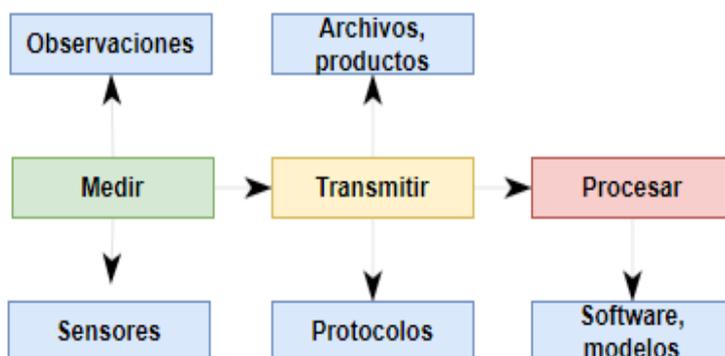
Estructura y funcionamiento de una Estación Meteorológica

La información meteorológica puede ser obtenida a través de diferentes medios como: radares, análisis de datos, mediciones locales, radiosondeos, predicción del tiempo, análisis de la información y la generación de predicción.

Se pueden realizar predicción de tiempo a corto periodo (1 a 2 días), los individuos que hacen uso de estos servicios son: aeropuertos, productores, personas en general, entre otros. Existe un proceso generalizado para la generación de la predicción del tiempo, como se muestra en la Figura 1, en observaciones se contempla: estaciones terrestres, boyas, barcos, estaciones automáticas. En sensores remotos están: radares, satélites, radiosondeos. En los productos se consideran los datos que se transmiten a los diferentes usuarios (Inet, 2012).

Figura 1

Proceso para mostrar la generación de una predicción



Nota. Secuencia de bloques de recolección, transmisión y procesamiento para generar predicción de tiempo. Fuente: Elaboración propia.

Tipos de Estaciones Meteorológicas

De acuerdo con (USAID, 2020), existen 4 tipos de estaciones meteorológicas, en la Tabla 2 se indica una descripción y las variables meteorológicas que se encuentran en cada tipo de EM.

Tabla 2

Tipos de Estaciones Meteorológicas con sus variables

Tipo	Descripción	Variables
Estación de altura	Radiosondeo (lanzamiento de globos de sonda)	Presión, temperatura, viento y humedad relativa.
Estación marina	Barcos y boyas fijas y a la deriva.	Temperatura del aire, humedad relativa, velocidad del viento, presión atmosférica, precipitación, radiación, temperatura de agua, altura, periodo de olas.
Aviones	Miden las variables en las rutas de vuelo.	Presión, temperatura, viento.
Superficie	Se encuentran en superficies, como en aeropuertos.	Todas las variables de los otros tipos de EM.

Nota. Tipos de estaciones meteorológicas, según (ISAID, 2020). Fuente: Elaboración propia.

Instrumentos de una Estación Meteorológica

Una EM debería estar lejos de edificios, arboladas o cualquier otro obstáculo y su altura no debe exceder los 10° del horizonte. El barómetro en la pared del sur junto al termohigrógrafo. El anemómetro y veleta en una torre a 10 m de altura en conjunto con el pluviómetro y el pluviógrafo a 1.5 m sobre el suelo. Dentro de una caseta blanca con persianas se coloca el sensor solar, el termógrafo y el hidrógrafo a 1.5 m de altura (Inet, 2012). La información que se detalla a continuación fue compartida por el técnico que trabaja en la EM “Puerto Ila”.

- **Publiógrafo.** Instrumento encargado de medir la intensidad de la lluvia, como se puede ver en la Figura 2, la información obtenida se plasma en una hoja de datos rectangular, logrando así clasificar la lluvia de acuerdo a 3 categorías: llovizna, lluvia y tormenta. Se ubica a 1.5 m de altura.

Figura 2

Instrumento de medición de lluvia por metro cuadrado, pluviómetro



Nota. Instrumento de medición de lluvia, pluviógrafo de “Puerto Ila”. Fuente: Elaboración propia.

- **Pluviómetro.** Instrumento encargado de medir los litros de agua que ha caído en el transcurso del día de forma directa en una probeta, como se puede ver en la Figura 3, se ubica a 1.5 m de altura.

Figura 3

Instrumento de medición de lluvia en milímetros



Nota. Instrumento de medición de lluvia, pluviómetro de “Puerto Ila”. Fuente: Elaboración propia.

- **Piranómetro.** Instrumento encargado de medir la luz directa y la luz difusa, mide en ohmios, como se observa en la Figura 4.

Figura 4

Instrumento de medición de luz directa y difusa en ohm



Nota. Instrumento de medición de luz directa, piranómetro de “Puerto Ila”. Fuente: Elaboración propia.

- **Tanque de evaporación tipo A.** Instrumento encargado de medir la evaporación del agua en el transcurso del día. Este instrumento debe tener un mantenimiento constante. Se lo coloca sobre tablas para que no le afecte la temperatura del suelo y debe ser plateado para que la luz solar no evapore el agua que contiene, tal y como se muestra en la Figura 5. Se calcula con la siguiente fórmula:

$$\text{Evaporación [mm]} = \text{lectura anterior} + \text{precipitación} - \text{lectura actual}$$

Figura 5

Instrumento de medición del nivel de evaporación del agua



Nota. Instrumento de medición de evaporación, tanque de evaporación de “Puerto Ila”. Fuente: Elaboración propia.

- **Anemómetro.** Instrumento encargado de medir la velocidad del viento, se puede registrar en metros o según el número de vueltas, se lo debe colocar a 2 m de altura, como se observa en la Figura 6.

Figura 6

Instrumento de medición de la velocidad del viento



Nota. Instrumento de medición de viento, anemómetro de “Puerto Ila”. Fuente: Elaboración propia.

- **Aspa de Wild.** Instrumento encargado de medir la dirección y fuerza del viento, se lo coloca a 10 m de altura, como se observa en la Figura 7. Está estructurado en 2 partes, una móvil y una fija, la placa mide la fuerza del viento según la escala de Beaufort.

Figura 7

Instrumento de medición de la fuerza y dirección del viento



Nota. Instrumento de medición de dirección y fuerza del viento, aspa de Wild de “Puerto Ila”. Fuente: Elaboración propia.

- **Barómetro aneroide.** Instrumento encargado de medir la presión atmosférica, su unidad de medida es en milibares, para su funcionamiento usa el mercurio. Se lo coloca a 2 m de altura, dentro de la caja meteorológica color blanco, la cual se observa en la Figura 8 y Figura 9.

Figura 8

Caja meteorológica que contiene el conjunto de termómetros y el barómetro



Nota. Caja de preservación de instrumentos, caja meteorológica “Puerto Ila”.

Elaboración propia.

Figura 9

Instrumento de medición de la presión atmosférica



Nota. Instrumento de medición de presión atmosférica, barómetro de “Puerto Ila”.

Elaboración propia.

- **Termohidrógrafo.** Instrumento encargado de medir la temperatura y humedad del ambiente, su relación de funcionamiento es la siguiente: a mayor temperatura menor humedad. Para medir la humedad se usan cabellos rubios humanos, el cual se observa en la Figura 10.

Figura 10

Instrumento de medición de temperatura (izquierda) y humedad (derecha)

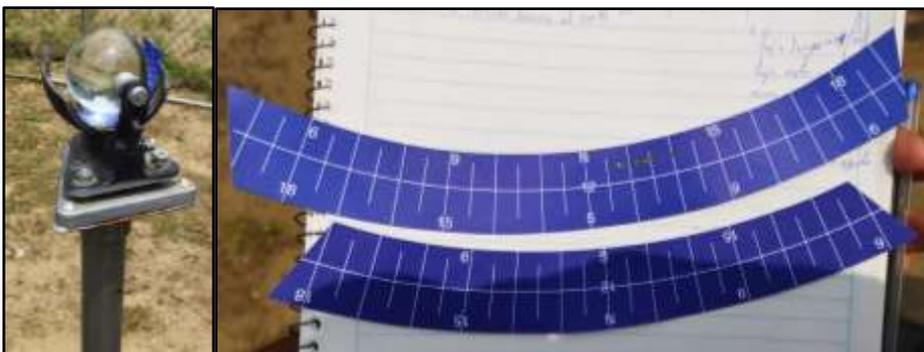


Nota. Instrumentos de medición de temperatura y humedad, termo hidrógrafo de “Puerto Ila”. Elaboración propia.

- **Heliógrafo.** Instrumento encargado de medir la luz solar, se lo coloca a 1.25 m de altura, en los fajos de registros está la hora y el día, así como la temporada en la que se coloca el registro, tal y como se observa en la Figura 11. Se lo orienta hacia el norte por los equinoccios.

Figura 11

Instrumento de medición de la luz solar (izquierda), fajos de registros (derecha)



Nota. Instrumento de medición de luz solar, heliógrafo de “Puerto Ila”. Elaboración propia.

Afluente de río

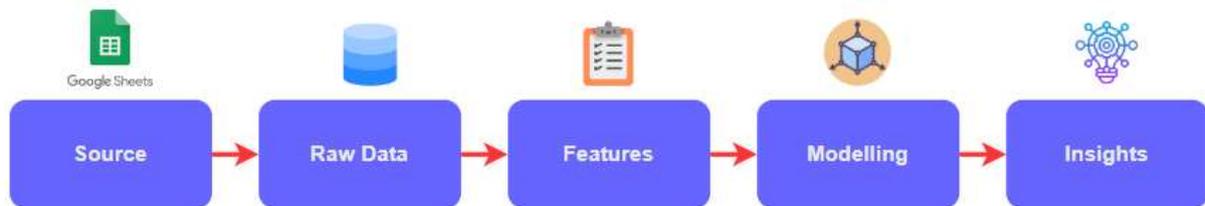
Según la RAE (2021), un afluente es un arroyo o río secundario que desemboca o desagua en otro principal.

Workflow general para crear modelos de Machine Learning

En la Figura 12, se observan las fases que se deben contemplar para la creación de un modelo de predicción en Machine Learning. Lo que es similar al proceso de minería de datos, el cual consta de 5 fases genéricas: source, raw data, features, modelling y insights.

Figura 12

Workflow general de Machine Learning



Nota. Flujo de trabajo de Machine Learning. Fuente: Elaboración propia.

- **Source o Fuente:** Es el origen de los datos utilizados en el flujo de Machine Learning. Esto puede incluir archivos de datos estáticos, bases de datos en línea, APIs de terceros, entre otros.
- **Raw Data o Datos crudos:** Estos son los datos sin procesar que se recopilan de la fuente. Estos pueden estar en un formato diferente, como: CSV, JSON, entre otros.
- **Features o Características:** Los datos se dividen en características relevantes que pueden ser utilizadas para entrenar el modelo de Machine Learning. Estas características pueden ser variables como: edad, género, entre otros.
- **Modelling o Modelado:** Se limpian, procesan y preparan para el entrenamiento del modelo de Machine Learning. Esto generalmente implica un análisis estadístico para comprender mejor los datos y entender cómo se relacionan entre sí.
- **Insights o Descubrimientos:** Se producen los descubrimientos utilizando el modelo de Machine Learning. Estos descubrimientos pueden ser patrones en los datos, tendencias, previsión, entre otros.

Machine Learning (ML)

En la actualidad ML pertenece a un área de la inteligencia artificial, donde se usan diferentes técnicas para el análisis de grandes cantidades de datos, surgiendo así el

aprendizaje automático. ML se basa en la creación de algoritmos que permiten encontrar patrones en los datos, los cuales aprenden del pasado para obtener predicciones futuras (Russo, 2016). Entre las aplicaciones en las que se ha enfocado el ML se encuentran: la medicina, finanzas, robótica, marketing, agricultura, entre otros. Además de resolver problemas para diferentes áreas de predicción, agrupación y clasificación de datos.

Aprendizaje supervisado

Es una técnica que se aplica cuando se tiene un conjunto de datos etiquetados, el cual incluye entradas y salidas; donde la salida formará parte del conjunto de datos que se utilizará para entrenar al modelo. En el aprendizaje supervisado se necesita la intervención de un operador y del algoritmo, el operador debe conocer los valores correctos de la salida, mientras que el algoritmo debe encontrar patrones en los datos, aprender de dichas observaciones y obtener la predicción. Además el operador debe realizar mejoras de forma continua al algoritmo hasta obtener los mejores resultados, como indica (Hastie, 2009).

Redes neuronales

Este tipo de algoritmos intentan replicar el comportamiento del cerebro humano, el cual está formado por un conjunto de millones de neuronas que están interconectadas. La topología que manejan las Redes neuronales está formada por un número de capas, una cierta cantidad de neuronas por capa, la conectividad y el tipo de conexión entre las neuronas (Britos, 2005).

El entrenamiento de una red neuronal se fundamenta en el aprendizaje de las relaciones que existen entre las variables de entrada y salida al realizar ajustes en los pesos y conexiones de sus neuronas (Britos, 2005). Algunas aplicaciones de Redes neuronales según (Mercado Polo, 2015), son proyectos donde se busca predecir o estimar problemas relacionados con series temporales.

Redes neuronales artificiales (RNA)

Son sistemas que están formados por un grupo de elementos conectados entre sí para el procesamiento de información y están inspirados en la estructura y funcionamiento de las Redes neuronales biológicas. Actualmente, las RNA han sido usadas en la predicción

de series temporales, ya que tienen una excelente capacidad de adaptarse a procesos no lineales y complejos, al aprender a partir de ejemplos, como lo hace el cerebro humano (Mercado Polo, 2015).

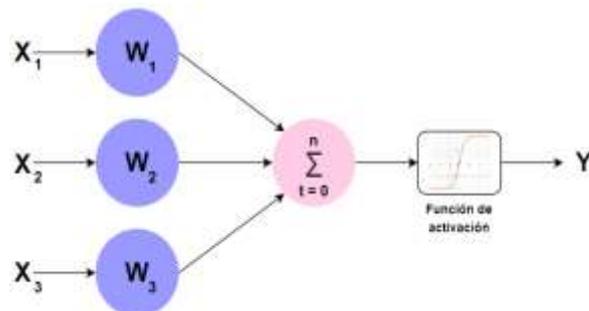
Clasificación de Redes neuronales artificiales

- **Redes neuronales monocapas (Perceptrón simple)**

Es una red sencilla de una sola capa que tiene varias entradas y una sola salida como se muestra en la Figura 13. La conexión entre las neuronas se realiza en esa única capa que forma la red, su función es dirigir la capa de entrada a la capa de salida, donde se realizan los cálculos necesarios para obtener un resultado. Son utilizadas en tareas de autoasociación donde se regenera información que se encuentra distorsionada (Ortega Constantine, 2010).

Figura 13

Estructura de una red neuronal monocapa



Nota. Se muestra la estructura de una red neuronal monocapa. Fuente: Elaboración Propia.

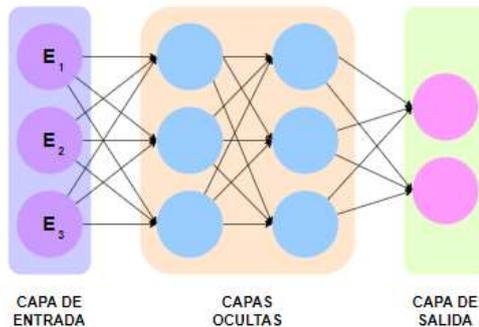
- **Redes neuronales multicapas (Perceptrón multicapa)**

Es una red que tiene una capa de entrada, una capa de salida y varias capas ocultas o intermedias, que se encuentran entre la capa de entrada y salida, como se muestra en la Figura 14. Las redes multicapa contienen un conjunto de neuronas dividido en varios niveles o capas; por lo tanto, si se necesita conocer a qué capa pertenece cada neurona, se debería tomar en cuenta de donde recibe las señales de entrada de su capa anterior y desde donde envía la señal de salida a su capa

posterior, este tipo de conexión se conoce como feedforward, pero también existe el proceso contrario denominado feedback (Matich, 2001).

Figura 14

Estructura de una red neuronal multicapa



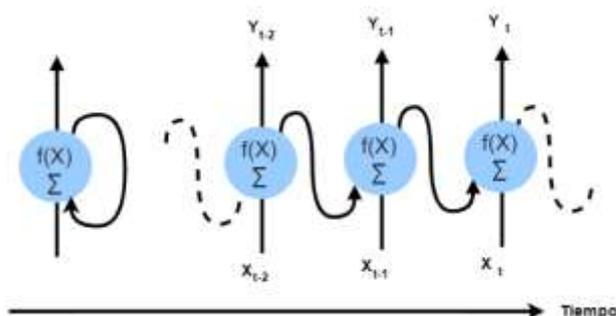
Nota. Se muestra la estructura de una red neuronal multicapa. Fuente: Elaboración Propia.

Red Neuronal Recurrente (RNN)

Las RNN son parte del aprendizaje profundo, porque sus neuronas tienen la capacidad de realizar conexiones hacia atrás; es decir, las salidas dependen de los valores que tengan las variables de entrada, los valores anteriores de la entrada y los valores anteriores de salida, por lo cual son usadas para obtener información y resolver problemas de datos secuenciales (Matich, 2001), tal y como se muestra en la Figura 15. Por ejemplo: son utilizadas para el análisis de series temporales, sistemas de identificación, procesamiento de lenguaje natural, análisis de video, entre otros.

Figura 15

Estructura de una neurona recurrente



Nota. En la figura se muestra la estructura de una neurona recurrente. Fuente: Elaboración Propia.

Series temporales

Las series temporales en ML supervisado son una forma de aprendizaje de máquina en la que se utiliza un conjunto de datos con una secuencia de tiempo para aprender y predecir el comportamiento futuro. Estos conjuntos de datos se usan para predecir el comportamiento de una variable en el tiempo. Por ejemplo, una serie temporal puede ser usada para predecir la demanda futura de determinados productos, los precios de las acciones, las temperaturas y los patrones de tráfico. Esto se logra mediante el análisis de patrones anteriores y la identificación de relaciones entre variables. Utilizando métodos de aprendizaje supervisado, el modelo resultante puede predecir con éxito el comportamiento futuro basado en los patrones anteriores.

Modelado de series temporales

El modelo de series temporales es un método matemático que se utiliza para analizar y pronosticar tendencias a partir de datos históricos de series temporales. Estos datos pueden ser cualquier cosa, desde el precio de una acción hasta la temperatura media promedio. Estos modelos se usan ampliamente en el análisis financiero, el análisis de marketing y para predecir el comportamiento de una variedad de variables.

Secuencias de entrada y salida

Las secuencias de entrada y salida para predecir valores futuros en series temporales son una técnica de aprendizaje automático para modelar datos en el tiempo. Esta técnica se usa para predecir valores futuros usando datos pasados. Esto se logra mediante el uso de RNN, que reciben secuencias de datos en forma de matrices, junto con la información de tiempo. A partir de la entrada, la RNN calcula la salida, que es una predicción de los valores futuros.

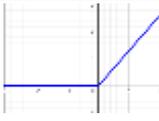
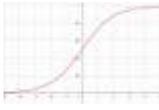
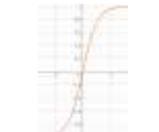
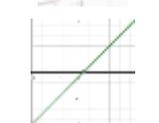
Función de activación

La función de activación tiene como objetivo modificar la salida de una neurona, asignando un límite que debe superarse para poder pasar a la siguiente neurona,

haciendo que los modelos no sean lineales y pudiendo ajustarse a datos más complejos. Generalmente el conjunto de valores de salida que devuelve la función de activación es de (0,1) o (-1,1) (Otero, 2019), ya que se usan funciones de las derivadas simples para reducir el costo o carga computacional que requiere ejecutar la red neuronal (Moreno, 2019). La Tabla 3 muestra las funciones de activación más usadas.

Tabla 3

Funciones de activación

	Función	Rango	Gráfica
Rectified Linear Unit (ReLU)	$f(x)=\max(0, x)$		
Sigmoide (Sigmoid)	$y = 1/(1+e^{-x})$	$[0, +1]$ [-1,+1]	
Tangent Hyperbolic (Tanh)	$f(x)=(2/(1+e^{-2x}))-1$	$(-1, +1)$	
Identidad (Lineal)	$f(x)=x$	$(-\infty, +\infty)$	

Nota. Tipos de funciones de activación más comunes usadas en algoritmos de Redes neuronales. Fuente: Elaboración propia.

Long Short-Term Memory (LSTM)

LSTM es un tipo de RNN que puede aprender de dependencias a largo plazo, es empleada para resolver problemas de Deep Learning ya que permite procesar grandes cantidades de datos (Gallego Sánchez, 2021), además tiene la capacidad de mantener la información usando bucles en la red, es decir puede recordar su estado previo y utilizar dicha información para determinar el siguiente valor. Este tipo de funcionamiento les permite trabajar con datos secuenciales o series temporales y generalmente son usadas en reconocimiento y predicción (Alcalde Escobedo, 2020).

Celdas LSTM

Una celda LSTM es una unidad de memoria a largo plazo en una RNN. Está diseñada para capturar y recordar información asociada con el contexto a largo plazo más allá de la información que se proporciona a la red en un momento dado. Esta capacidad de memoria a largo plazo es la clave para el comportamiento de las RNN, lo que les permite llegar a conclusiones sobre patrones complejos en los datos de entrada.

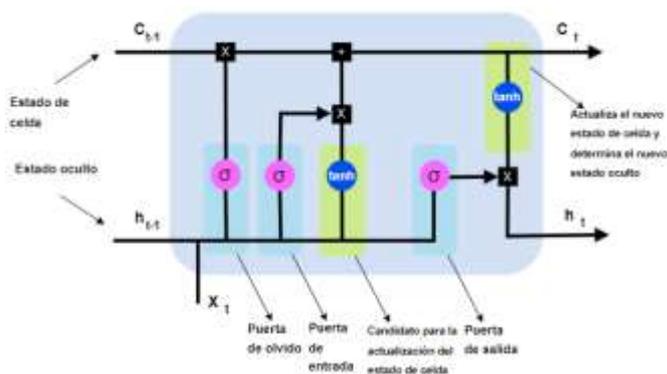
- **Estructura de una celda de estado en LSTM**

LSTM está compuesto por una celda de estado con 3 compuertas que le ayudan a añadir o eliminar datos de su memoria, las cuales son: puerta de olvido, puerta de entrada y puerta de salida, como se muestra en la Figura 16. Las celdas en LSTM contienen una entrada y una salida adicional en comparación de las RNN, dicha celda funciona como una banda transportadora que permite añadir o remover datos que no se necesitan en memoria.

Dentro de la estructura de las celdas de estado, la puerta de entrada controla qué información se almacena en la memoria, mientras que la puerta de salida controla qué información se almacena en la memoria. Finalmente, la puerta de olvido controla qué información se escribe en la memoria. Además de las puertas de memoria, la celda de estado LSTM también contiene una unidad de memoria interna que se utiliza para retener la información anterior durante el tiempo. Esta memoria interna se actualiza a medida que se procesa información nueva (Fernández, 2021).

Figura 16

Estructura de una celda de una Red Neuronal LSTM



Nota. Estructura interna de una celda Long-Short Term Memory, con el nombre de sus partes. Fuente: Elaboración propia.

Hiperparámetros de una Red Neuronal LSTM

Los hiperparámetros son parámetros que afectan la forma en que un algoritmo de aprendizaje automático funciona, pero que no se pueden aprender directamente de los datos. En el caso de una red neuronal recurrente LSTM, los hiperparámetros incluyen el tamaño de la capa oculta, el número de capas, el tamaño del lote, la tasa de aprendizaje, el número de épocas, el método de optimización, el tiempo de retraso, entre otros. El ajuste de estos hiperparámetros es crítico para lograr un buen rendimiento de la red LSTM.

Los hiperparámetros principales para un modelo LSTM son:

- **Número de capas:** Es el número de capas ocultas que se emplean en la red. Estas capas ocultas contienen unidades de memoria a largo plazo que permiten al modelo aprender patrones a largo plazo en los datos. Mientras mayor sea el número de capas, más profunda será la red y más capaz de aprender patrones complejos.
- **Tamaño de la capa:** Es el número de unidades de memoria para cada capa de LSTM. Para especificar el tamaño de la capa en un modelo LSTM y RNN, se necesita usar el parámetro "units".

Las unidades (units) son una forma de medir la profundidad de una RNN. Estas unidades representan el número de celdas LSTM en la capa. Cada unidad contiene una celda LSTM completa con una entrada, una salida y una memoria a largo plazo.

- **Función de activación:** La función de activación es una función de activación no lineal que se aplica al resultado de la suma ponderada de los inputs de la red. Esta función se utiliza para regular el flujo de información entre los diferentes nodos de la red. Esto permite a la red aprender patrones complejos a partir de los datos de entrada. Estas funciones de activación típicamente incluyen funciones como: la función sigmoide, la tangente hiperbólica y la función ReLU.

- **La activación recurrente.** En LSTM se utiliza para permitir que la red neuronal mantenga memoria a largo plazo. Esto significa que los valores anteriores se mantienen en la memoria de la red y se consideran al realizar predicciones para una entrada futura. Esto es útil para problemas que requieren considerar los patrones anteriores al realizar predicciones, como predicciones de series temporales.
- **Optimizador:** Sirve para actualizar los pesos del modelo durante el entrenamiento, por lo tanto es responsable de encontrar los parámetros óptimos de los pesos de la red para que sea capaz de realizar sus tareas con el mejor desempeño posible.
- **Tasa de aprendizaje:** La tasa de aprendizaje para actualizar los pesos del modelo. La tasa de aprendizaje Adam es una tasa de aprendizaje predeterminada. Por defecto, la tasa de aprendizaje de Adam es de 0.001, aunque esto se puede cambiar al compilar el modelo. El parámetro de tasa de aprendizaje se establece con el argumento "learning_rate" (Adam, 2020).
- **Dropout:** El porcentaje de unidades de memoria a descartar durante el entrenamiento para prevenir el sobreajuste, es decir consiste en desactivar aleatoriamente una fracción de unidades de una capa de la red neuronal en cada iteración de entrenamiento. Esto evita que la red se ajuste demasiado a los datos de entrenamiento, lo que mejora la generalización.
- **Función de pérdida:** La función de pérdida es una forma de medir la exactitud de un modelo de aprendizaje automático. Por ejemplo: la variable `loss='mean_squared_error'` que se usa en LSTM, es una función de pérdida que mide el error entre los valores reales (y_{real}) y los predichos por el modelo (y_{pred}), calculando la diferencia entre los valores pronosticados y los valores reales y luego promedia los resultados. Esta función se suele utilizar para problemas de regresión cuando se desea optimizar el modelo.

La fórmula de la función de pérdida del Error Cuadrático Medio en LSTM es:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2$$

Métricas de rendimiento

- **Error Cuadrático Medio (MSE):** Representa el promedio de los errores al cuadrado de la predicción respecto a los valores observados.
- **Error Cuadrático Medio Raíz (RMSE):** Representa la raíz cuadrada del promedio de los errores al cuadrado de la predicción respecto a los valores observados y se utiliza para medir la precisión de un modelo de ML.
- **Error Absoluto Medio (MAE):** Es una métrica de evaluación de los errores de predicción en una serie temporal. Representa el promedio de los errores absolutos de la predicción respecto a los valores observados.
- **Porcentaje de Error Absoluto Medio (MAPE):** Representa el promedio de los errores absolutos de la predicción dividido por el valor observado, multiplicado por 100 para obtener el porcentaje de error.
- **Puntaje (SCORE):** Representa el promedio de los errores de la predicción en un valor de 0 a 1, donde 0 es el mayor error y 1 el menor.
- **Exactitud (ACCURACY):** Representa el porcentaje de predicciones correctas realizadas por el modelo respecto al valor observado.

Tecnologías y componentes

Para implementar el proyecto, se seleccionaron una variedad de herramientas e interfaces de programación de aplicaciones (API) que incluyen funcionalidades de entornos de desarrollo integrado (IDE), herramientas y plataformas.

Python. Es un lenguaje de programación interactivo, orientado a objetos e interpretado, el cual contiene librerías, módulos y diferentes tipos de datos. Su principal característica es que admite varios paradigmas de programación y se puede ejecutar en varios sistemas operativos, tales como: Linux, MacOS, Windows (Python, 2020).

Keras. Es una API de alto nivel escrita en Python para entrenar modelos usando TensorFlow. Está diseñada para ser simple, minimizando el peso cognitivo para el

desarrollador, flexible para que se pueda trabajar con facilidad y rapidez y al mismo tiempo potente, ya que es eficiente y escalable. (Keras, 2020).

Scikit-Learn. Es una biblioteca de código abierto para aprendizaje automático de Python. Proporciona herramientas para la construcción y entrenamiento de modelos de aprendizaje automático, como: regresión lineal, regresión logística, árboles de decisión y máquinas de vectores de soporte. Los modelos entrenados con sklearn pueden ser aplicados para hacer predicciones en datos no observados.

Colab. Es una plataforma de Google, que permite ejecutar código de Python sin la necesidad de tener recursos físicos, debido a que brinda servicios de procesamiento de la nube. Es decir, que brinda servicios de notebooks, por lo que se pueden realizar implementaciones de modelos de aprendizaje automático, análisis de datos, entre otros (Google, 2022).

Google Sheets. Es un servicio en la nube, lo que significa que se puede trabajar en línea y colaborativamente, está enfocado para crear y modificar hojas de cálculo. También contiene otras funcionalidades o complementos, tales como: generación de gráficos, automatización de hojas de cálculo, esta última función permite enviar datos directamente a la hoja de cálculo (Google, 2022).

Tinkercad. Es una plataforma web gratuita que contiene funcionalidades de diseño de objetos 3D, creación de circuitos y programación en Arduino. Está enfocada principalmente a aprendices sobre el diseño 3D, electrónica y codificación, también tiene funciones de exportar e importar sus componentes, siendo compatible con los formatos para el diseño 3D: stl, obj y gltf (Tinkercad, 2020).

Proteus. Es una herramienta para diseñar, simular circuitos electrónicos, así como microcontroladores. Es un software completo y avanzado, en el cual se pueden crear esquemas, componentes y diseños personalizados, es desarrollado por Labcenter Electronics, lo que lo convierte en software comercial. Admite 3 entornos para elaborar diseños de electrónica, el primero que es de diagramas, el segundo es el diseño de componentes sobre la PCB y el tercero es la visualización 3D del diseño PCB.

Streamlit. Es una biblioteca que facilita la creación de aplicaciones web bajo el lenguaje de programación Python, al igual que en un notebook se pueden realizar gráficas y análisis de datos. Proporciona una serie de componentes, entre los más comunes están: gráficas estadísticas, módulo de autenticación, discusiones, tableros, mapas, barra de navegación, entre otros (Streamlit, 2020).

Software Arduino. Es un IDE de software libre, ha sido estructurado con el lenguaje de C++, este permite programar microcontroladores, módulos y sensores de la familia de Arduino. Las librerías de arduino también son compatibles con el editor de texto Visual Studio Code, si se añade una extensión denominada PlatformIO IDE (PlatformIO, 2022).

Sensor

Componente electrónico que permite transformar valores ambientales en valores lógicos, se caracterizan por el bajo consumo energético y su aplicación en sistemas embebidos o de control de áreas. Existen sensores con características determinadas. Para visualizar con más detalle sus características electrónicas, se puede consultar el Anexo 3, en donde se detallan los siguientes sensores:

- DS18B20: Temperatura de Agua.
- DTH22 y DTH11: Temperatura y humedad relativa ambiente.
- Moisture Sensor: Humedad del suelo.
- Anemómetro: Velocidad del viento.
- BMP280: Altitud y presión atmosférica.
- LDR: Presencia de luz.
- YF-S201: Flujo de líquidos.
- FC-37 y YL-83: Sensor de lluvia.

Módulos de la familia Arduino

Los módulos de arduino son placas que sirven como extensiones con más funcionalidades, por lo general este tipo de módulos tienen sus pines ya preestablecidos para ser conectados a las placas de Arduino. Existen módulos que permiten controlar otros periféricos, como pueden ser: USB, SD, micro SD, también se puede incorporar Wi-Fi,

bluetooth, señal GSM, entre otros. A continuación se muestran algunos módulos que se incorporan en el proyecto:

- **Lector SD:** El módulo de tarjeta SD (Figura 17) contiene librerías en Arduino para configurar su funcionamiento y gestionar los datos. Tiene funciones para: inicializar la tarjeta, verificar la existencia de un archivo, determinar el espacio disponible, gestionar directorios y archivos.

Figura 17

Sensor del módulo de control de tarjeta SD



Nota. Módulo conseguido en el mercado en aproximadamente \$2.50. Fuente:

Elaboración propia.

- **GSM:** El módulo GSM utiliza una tarjeta SIM y un chip RF para conectarse a la red telefónica o a internet, para ello se usan comandos de Terminal de Acceso (AT) para la gestión de los mensajes como de la señal a internet. Existen algunos modelos en el mercado como es el SIM800L o SIM900, los cuales trabajan sobre la red 2G, su voltaje de alimentación es de 3.4 a 4.4V. El SIM800 (Figura 18) tiene más funcionalidades, es más compacto, es de bajo costo y tiene recepción FM.

Figura 18

Módulo GSM SIM800L



Nota. Módulo conseguido en el mercado en aproximadamente \$10.25. Fuente:

Elaboración propia.

- **Wi-Fi:** El módulo Wi-Fi integrado, como su nombre lo indica, permite conectarse a la señal Wi-Fi, aunque también a la señal bluetooth (dependiendo el modelo de ESP).
- **Módulo ESP32:** Es un dispositivo de computación de bajo costo y consumo de energía basado en la arquitectura de procesadores Wi-Fi y Bluetooth de baja potencia de la familia ESP de Espressif Systems. Se trata de una plataforma de desarrollo de hardware completa, con una CPU de doble núcleo, una memoria flash, una serie de periféricos de entrada/salida (I/O) de alto rendimiento y una amplia variedad de protocolos de comunicación inalámbrica, como se muestra en la Figura 19. El ESP32 es ideal para proyectos de IoT (Internet of Things), domótica, robótica, drones, etc. Las características electrónicas de este módulo se encuentran en el Anexo 3.

Figura 19

Módulo ESP32 utilizado en el proyecto



Nota. Módulo conseguido en el mercado en aproximadamente \$13.00. Fuente:

Elaboración propia.

Metodología Ágil

Es una mejora a las metodologías tradicionales frente a eventos donde los requerimientos tienen variaciones, lo que implica una mejor respuesta al cambio. Se caracteriza por que realiza entregables frecuentes, se basa en el trabajo colaborativo entre el cliente y los desarrolladores, lo que influye directamente en el producto final y los tiempos de mejora. Es sencillo de comprender y aplicar por el equipo de trabajo, se adapta a

cambios de últimos instantes. Por lo tanto, se enfoca más en el producto final que en la documentación rigurosa, algunas de sus ventajas son:

- Pocos recursos y tiempo.
- Menor tiempo de entrega.
- Entregas periódicas al cliente.
- Menos fases.
- Flexible a cambios del cliente.
- Equipo de trabajo distribuido.
- Basada en normas y estándares.
- Menos controles.

SCRUM

Es un conjunto de buenas prácticas para el trabajo colaborativo que asegura óptimos resultados y productividad. Esto se logra controlando los imprevistos y cambios del cliente, entregando los resultados en el menor tiempo posible y ajustándose a sus necesidades. Esta metodología es ideal para entornos cambiantes y complejos, buscando aumentar la innovación y la competitividad para mejorar la productividad del equipo. Las fases del marco de trabajo SCRUM son las siguientes:

- **Planificación del Sprint.** Se describen las tareas asignadas a cada miembro del equipo de trabajo y los tiempos de entrega.
- **Reunión del equipo de trabajo.** Por lo general se realiza diariamente, no debe durar mucho tiempo, el objetivo es evaluar el avance del trabajo y analizar los problemas encontrados. Debe estar basado en las siguientes preguntas: ¿Qué se ha realizado? ¿Qué se hará? ¿Qué problemas han tenido?
- **Refinamiento del Backlog.** Se verifican las tareas y su desarrollo por parte del Product Owner, el objetivo es evaluar el tiempo y la eficiencia del equipo de trabajo en cada tarea, de tal forma que se solventen los problemas encontrados en el desarrollo de la tarea asignada.

- **Revisión del Sprint.** Se exponen los resultados al cliente, es necesaria la presencia del cliente para que realice un feedback del entregable, de tal forma que se hagan mejoras si así se lo requiere.
- **Retrospectiva del Sprint.** Se realiza en la finalización del proyecto, el objetivo es revisar el histórico de eventos del Sprint, de tal forma que se genere conocimiento para mejoras futuras en otros proyectos. Las preguntas que suelen ser abordadas son: ¿Qué se hizo bien? ¿Qué se hizo mal? ¿Qué principales dificultades se han generado? ¿Qué y cómo se pueden mejorar dichas dificultades?

En Scrum se pueden encontrar algunos perfiles y roles que deben adquirir algunas personas inmersas en el proyecto, los principales son:

- **Development Team.** Es el equipo de desarrolladores, se encargan de realizar las tareas y procesos del proyecto.
- **Product Owner.** Es la persona encargada de verificar que se cumplan los objetivos del producto y del proyecto, hace referencia a los requerimientos del cliente y que sean cumplidos.
- **Scrum Master.** Es la persona encargada de garantizar la continuidad del proyecto, por lo que debe ayudar al equipo de trabajo a completar los objetivos establecidos.

Estado del Arte

Para comprender el estado actual del proyecto, se ha realizado un análisis exhaustivo de trabajos relacionados que aborden la implementación de una estación meteorológica (EM) y un modelo de predicción. El objetivo es generar conocimiento nuevo y valioso para la comunidad universitaria, áreas de investigación climática y apoyar con la sustentación del presente proyecto. En este sentido, se ha considerado que la EM debe contar con características de fácil transportación, interfaces de control y la capacidad de predecir la temperatura del agua utilizando modelos estadísticos.

Revisión de propuestas similares

Tanto para la configuración, construcción, así como para los modelos de predicción se han encontrado algunos métodos, herramientas y funcionalidades que ayudan a predecir

la temperatura del agua, al igual que proporcionan información de lo que se puede lograr a través de la configuración de sistemas embebidos, de tal forma que se añadan funcionalidades a las presentadas en las propuestas similares. En este sentido se puede revisar la Tabla 4, en donde se muestran los estudios que tienen un enfoque de construcción de una EM y aplicación de modelos predictivos.

Tabla 4

Estudios relacionados con la construcción de estaciones meteorológicas y modelos predictivos

Código	Título
T1	Construcción de un prototipo inalámbrico de monitoreo meteorológico conformado por plataformas de hardware y software libre, asociado al análisis de sus datos para la predicción de temperatura mediante un método basado en ML
T2	Diseño de un modelo predictivo basado en técnicas de ML que permita determinar la temperatura usando los datos de una mini EM en la ciudad de Guayaquil
T3	Filtro combinado Kriging-Kalman para estimar y predecir la evolución de estados climáticos en algunas EM del Ecuador
T4	Desarrollo de un APP para la lectura de un sistema arduino con sensores y actuadores para la predicción de temperatura
T5	Estimación de la temperatura mensual del aire usando imágenes satelitales en una zona de topografía muy variable en los Andes del sur del Ecuador
T6	Técnicas estadísticas para la modelación y predicción de la temperatura y velocidad de viento en la provincia de Chimborazo.
T7	Diseño de un prototipo cuadricóptero con sensores para lectura de temperatura y humedad en el aire mediante telemetría XBee

Nota. Estudios recuperados de repositorios de universidades como: UNACH, EPN,

Universidad de Guayaquil y UNAL, que están relacionados con la creación de estaciones meteorológicas y aplicación de modelos predictivos. Fuente: Elaboración propia.

Análisis comparativo

Los trabajos seleccionados para esta investigación se han elegido en función de las características principales de este proyecto, que incluyen la construcción de una EM y la generación de modelos predictivos. Estos trabajos se detallan en la Tabla 5 y se utilizan

para identificar el punto de investigación del tema y contribuir con este trabajo de integración curricular a otras investigaciones.

Tabla 5

Descomposición de contenido de trabajos semejantes

Código	Resumen	Técnicas	Tecnologías	Métricas de rendimiento
T1	Emula las características del funcionamiento de una EM de la Red GNSS de Monitoreo Continuo del Ecuador (REGME), mediante el sensor de temperatura DHT22, así como el sensor de presión BMP180, este último ha tenido un error porcentual de 0.33%. Lenguajes como: PHP, HTML. Para la visualización de los datos se ha ocupado Weka para realizar la predicción de la temperatura en Quito con 5 días, con los valores de cada 10 minutos, al final del proceso de recolección se guardan en archivos que son subidos a un servidor FTP	IBK y M5RULES	- Arduino -Raspberry Pi - Sensores: DTH22, BMP180 - Módulo de comunicación GSM	N/A
T2	Para predecir la evolución del estado climático en una EM del Ecuador se ha implementado la unión de 2 filtros: FKU y FK, dado que estos sirven para casos de espacio temporales y predicción espacial. Se han usado datos del INAMHI, de 3 sitios recolectados durante 30 años, específicamente 10958 registros. Sin embargo, al encontrarse problemas en el análisis de los componentes espaciales los datos no se ajustaron correctamente, por ello se ha utilizado una matriz unitaria.	- FKU (Filtro Kriging Universal) - FK (Filtro de Kalman)		RMSE
T3	Se presentó una metodología basada en el KKF para la estimación y predicción de tendencias a largo plazo con datos espacio-temporales, se procesaron registros de 30 años. El estudio incluye la edición y limpieza de los datos meteorológicos brutos, así como el análisis exploratorio para obtener medidas descriptivas y	- KKF		RMSE

gráficos.

T4	<p>Emplea la metodología RUP, que permite el control de variables y mantener un orden en el diseño de la aplicación. La información que recolecta este sistema será almacenada en una base de datos y utilizada por una Raspberry Pi 2 para la predicción de temperatura y posterior visualización en la aplicación Android.</p>	- RUP	<ul style="list-style-type: none"> - Raspberry Pi - Arduino Uno - BMP180 - DTH11 	N/A
T5	<p>Los resultados demostraron que el uso de variables auxiliares, como la altitud y la temperatura de la superficie terrestre (LST) en los modelos de regresión, aumentó la exactitud de las estimaciones de la temperatura del aire en comparación con el uso de la altitud únicamente. Además, el uso de regresión de bosques aleatorios mostró un mejor rendimiento que la regresión lineal. Estas estimaciones pueden ser usadas para obtener mapas mensuales de la temperatura del aire en la cuenca del río Paute con exactitudes aceptables en diferentes aplicaciones.</p>	<ul style="list-style-type: none"> - Bosques aleatorios. - Regresión lineal. - Regresión Kriging 		- RMSE
T6	<p>Se han utilizado 3 técnicas para predecir valores desde el 2014 al 2017, en donde se ha obtenido una precisión del 95%, con el soporte de software como: R, Tisean y Excel. Se indica que las variables meteorológicas como la temperatura son complejas, ya que no siguen un patrón específico.</p>	<ul style="list-style-type: none"> - Box-Jenkins (ARIMA) - Teoría del caos - Redes Neuronales Recurrentes 		<ul style="list-style-type: none"> - MSE - MdaE - MdAPE - RMSPE - RMdSPE - SMAPE - SMdAPE - MAE
T7	<p>Monitorea la temperatura y humedad en lugares del Ecuador y pretende determinar efectos del cambio climático y realizar prevenciones en tiempo real. Para ello se ha ocupado el sensor DHT22 y con la comunicación inalámbrica Xbee que puede llegar hasta 1.2 km. Las tecnologías que se han usado son: Python, PHP, JavaScript, CSS y MySQL. En donde el objetivo secundario es el desarrollo de una página web</p>		<ul style="list-style-type: none"> - DTH22 - XBee 	N/A

responsiva, para el control y registro de las variables de forma automática que se muestran en tiempo real mediante gráficos

Nota. En la tabla se muestra el resumen de los trabajos analizados para comprender trabajos similares. Fuente: Elaboración propia.

Capítulo III

Metodología, diseño e implementación

Introducción del capítulo

El propósito de este capítulo es desglosar la metodología aplicada en el diseño y construcción de una Estación Meteorológica Portátil (EMP), para predecir la temperatura en afluentes de río, desde los requerimientos, diagramas, diseños, selección de tecnologías, configuración del entorno de trabajo y los entregables de cada fase.

Análisis y Requerimientos

El objetivo del proyecto es construir una estación meteorológica portátil (EMP) capaz de predecir la temperatura del agua en los afluentes del río. Para lograrlo, se han seleccionado los sensores y se han incorporado en la EMP para recopilar datos confiables y precisos que puedan ser utilizados por el usuario final.

A partir de trabajos anteriores con enfoques similares, se han identificado los principales requisitos funcionales y no funcionales necesarios para que el sistema recolecte datos y realice predicciones. Para la recopilación de requisitos, se ha utilizado el documento de Especificaciones de Requisitos de Software (SRS), que corresponde al estándar IEEE 830 (IEEE, 1993).

Requerimientos Funcionales

En la Tabla 6, se describen los requerimientos funcionales tomados en cuenta para el desarrollo del proyecto, tanto para la EMP como para el modelo de predicción.

Tabla 6

Requerimientos funcionales del sistema

ID	Descripción
RF1	La caja de la EMP debe ser compacta para fácil transportación.
RF2	El sistema proporciona una interfaz gráfica para el control de los sensores de la EMP.
RF3	Se puede elegir el modo de funcionamiento de la EMP, entre recolección de datos por tarjeta SD, Wi-Fi, o GSM.

RF4	La EMP consta de 11 sensores: anemómetro, temperatura ambiente, temperatura agua, humedad, radiación solar, presión atmosférica, entre otros.
RF5	Los datos se pueden ver de forma remota, siempre y cuando esté en modo Wi-Fi o GSM.
RF6	Los datos se guardan en la tarjeta SD de la EMP.
RF7	La EMP es de fácil transportación.
RF8	La EMP tiene una fuente de energía acoplada, como una batería.
RF9	Preparar los datos recolectados de la EMP.
RF10	Obtener la predicción de la temperatura del agua en n horas.
RF11	En el modelo de predicción la métrica de score debe ser mayor o igual a 0,7
RF12	El modelo puede acceder a los datos recolectados por los sensores, cuando la EMP esté en modo Wi-Fi o GSM.
RF13	Mostrar gráficas con los datos de los sensores, para ver su comportamiento usando Streamlit
RF14	En el manual de usuario debe constar la forma de uso de la EMP y del modelo de predicción.

Nota. En la tabla se muestran los requerimientos funcionales creados a partir de las funcionalidades de otros trabajos de titulación. Fuente: Elaboración propia.

Requerimientos no Funcionales

En la Tabla 7, se describen los requerimientos no funcionales tomados en cuenta para el desarrollo del proyecto, tanto para la EMP como para el modelo de predicción.

Tabla 7

Requerimientos no funcionales del sistema

ID	Nombre	Descripción
RNF1	Persistencia de datos	Los datos deben almacenarse en el SD de la EMP en modo local, en modo Wi-Fi o GSM debe almacenarse en un lugar remoto.
RNF2	Re Conexión Wi-Fi	Si el centro de mando pierde conexión con la red Wi-Fi, se intentará reconectar cada 5 segundos.
RNF3	Interfaz intuitiva	Los sistemas deben poseer: interfaz intuitiva, debe proveer indicadores.
RNF4	Actualización de datos	El sistema debe permitir la actualización de datos en tiempo real en la hoja de cálculo.
RNF5	Escalabilidad	El prototipo debe permitir el desarrollo de nuevas funcionalidades, es decir debe ser modular.
RNF6	Integridad	El sistema debe tener protección para el circuito frente a estados climáticos.

RNF7	Indicadores	La EMP debe proporcionar indicadores, de control de SD, sensores conectados, señales conectadas (GSM y Wi-Fi)
------	-------------	---

Nota. Tabla que muestran los requerimientos no funcionales que se han obtenido a partir de los requerimientos funcionales. Fuente: Elaboración propia.

Requerimientos del Sistema

En la Tabla 8, se describen los requerimientos del sistema tomados en cuenta para el desarrollo del proyecto, tanto para la EMP como para el modelo de predicción.

Tabla 8

Requerimientos del Sistema

ID	Descripción
RS1	La EMP debe proveer una interfaz para seleccionar el modo de operación.
RS2	La EMP debe proveer al usuario de mensajes con errores de los sensores, en el caso de que se desconecten o tengan problemas.

Nota. En la tabla se hace mención al correcto funcionamiento de la EMP. Fuente:

Elaboración propia.

Requerimientos exploratorios

En la Tabla 9, se observan los requerimientos exploratorios para el diseño de la EMP y el modelo de predicción.

Tabla 9

Requerimientos exploratorios

ID	Descripción
RE1	Consultar la estructura y ubicación de los instrumentos de una EMP.
RE2	Recabar información de las condiciones climáticas por las que el equipo debe pasar.
RE3	Obtener las características funcionales de otros proyectos similares al de este proyecto.
RE4	Investigar las características de los modelos a implementar, LSTM y RNN.

Nota. Tabla que muestra los requerimientos exploratorios que son necesarios cumplir para una estructura correcta del proyecto. Fuente: Elaboración propia.

Definición de Roles del Proyecto

Dado que se trabaja con el marco de trabajo SCRUM, se han determinado los roles y las entidades que son parte del proyecto.

Tabla 10*Definición de roles del proyecto*

Responsabilidad	Asignación
Product Owner	Ing. Rodríguez Galán Germán Eduardo, Mgtr
SCRUM Master	Ing. Rodríguez Galán Germán Eduardo, Mgtr Ernesto David Bahamonde Torres
Development Team	Dayan Nicole Puetate Ulloa

Nota. Tabla que muestra los roles asignados a los miembros y entidades que conforman el proyecto, bajo el marco de trabajo SCRUM. Fuente: Elaboración propia.

Planificación del Backlog del Sistema

A continuación se presenta un listado de las actividades basadas en los requerimientos funcionales del sistema, indicando el tiempo en días y el nivel de importancia de cada tarea. Este listado permitirá priorizar las actividades para la construcción de la EMP y el modelo de predicción.

Tabla 11*Backlog del sistema de la Estación Meteorológica Portátil*

Código	Descripción	Prioridad	Estimación en días	Orden
RF1	El diseño de la EMP debe ser compacto para fácil transportación.	ALTA	11	1
RF7	Estructura de los datos a guardar en los diferentes métodos de almacenamiento.	MEDIA	5	2
RF4	La EMP consta de 11 sensores: anemómetro, temperatura ambiente, temperatura agua, humedad, radiación solar, presión atmosférica, entre otros.	ALTA	15	3
RF2	El sistema proporciona una interfaz gráfica para el control de los sensores de la EMP.	ALTA	15	4
RF6	Los datos se guardan en la tarjeta SD de la EMP.	ALTA	5	5
RF3	Se puede elegir el modo de funcionamiento de la EMP, entre recolección de datos por tarjeta SD, Wi-Fi o GSM.	ALTA	15	6
RF5	Los datos se pueden ver de forma remota, siempre y cuando esté en modo Wi-Fi o GSM.	ALTA	5	7
RF8	La EMP tiene una fuente de energía acoplada, como una batería, para lugares apartados.	ALTA	15	8

RF12	El modelo puede acceder a los datos recolectados por los sensores, cuando la EMP está en modo Wi-Fi o GSM.	ALTA	5	9
RF9	Preparar los datos recolectados por la EMP.	ALTA	5	10
RF11	En el modelo de predicción la métrica de score debe ser mayor o igual a 0,7	ALTA	5	11
RF10	Obtener la predicción de la temperatura del agua en n horas.	ALTA	5	12
RF13	Mostrar gráficas de los datos de los sensores en un dashboard.	MEDIA	2	13
RF14	En el manual de usuario debe constar la forma de uso de la EMP y del modelo de predicción.	MEDIA	5	14

Nota. A partir de la tabla presentada, se pueden establecer las prioridades de las tareas. Se ha dado mayor importancia a aquellas que están relacionadas con la construcción del sistema de la EMP, y finalmente, se considerarán las tareas relacionadas con la creación del modelo de predicción. Fuente: Elaboración propia.

Definición de los Sprint

En base al orden de prioridad de los requerimientos funcionales del sistema de la EMP, se han determinado 5 Sprints, los cuales tienen una duración máxima de 35 días con un máximo de 6 horas diarias. En las Tablas 12, 13, 14, 15, 16 se observan los diferentes Sprints que se han creado de acuerdo a la Tabla 25, la cual contiene la importancia de los requerimientos funcionales.

Tabla 12

Concepto del Sprint 1

Sprint 1			
Duración del Sprint			31
Días de trabajo			31
Miembro del Equipo	Días laborales del Sprint	Horas laborales por día	Horas laborales por Sprint
Ernesto David Bahamonde Torres	31	6	186
Dayan Nicole Puetate Ulloa	31	6	186
	Total		372

Nota. La tabla muestra el tiempo de desarrollo de las tareas del Sprint 1. Fuente:

Elaboración propia.

Tabla 13

Concepto del Sprint 2

Sprint 2			
Duración del Sprint			35
Días de trabajo			35
Miembro del Equipo	Días laborales del Sprint	Horas laborales por día	Horas laborales por Sprint
Ernesto David Bahamonde Torres	35	6	210
Dayan Nicole Puetate Ulloa	35	6	210
Total			420

Nota. La tabla muestra el tiempo de desarrollo de las tareas del Sprint 2. Fuente:

Elaboración propia.

Tabla 14

Concepto del Sprint 3

Sprint 3			
Duración del Sprint			40
Días de trabajo			40
Miembro del Equipo	Días laborales del Sprint	Horas laborales por día	Horas laborales por Sprint
Ernesto David Bahamonde Torres	40	6	240
Dayan Nicole Puetate Ulloa	40	6	240
Total			480

Nota. La tabla muestra el tiempo de desarrollo de las tareas del Sprint 3. Fuente:

Elaboración propia.

Tabla 15

Concepto del Sprint 4

Sprint 4	
Duración del Sprint	30

Días de trabajo	30		
Miembro del Equipo	Días laborales del Sprint	Horas laborales por día	Horas laborales por Sprint
Ernesto David Bahamonde Torres	30	6	180
Dayan Nicole Puetate Ulloa	30	6	180
Total			360

Nota. La tabla muestra el tiempo de desarrollo de las tareas del Sprint 4. Fuente:

Elaboración propia.

Tabla 16

Concepto del Sprint 5

Sprint 5			
Duración del Sprint	37		
Días de trabajo	37		
Miembro del Equipo	Días laborales del Sprint	Horas laborales por día	Horas laborales por Sprint
Ernesto David Bahamonde Torres	37	6	222
Dayan Nicole Puetate Ulloa	37	6	222
Total			444

Nota. La tabla muestra el tiempo de desarrollo de las tareas del Sprint 5. Fuente:

Elaboración propia.

Planificación de los Sprint

Partiendo de las horas de trabajo de cada integrante del equipo se designan las tareas en base a los requerimientos y objetivos para completar el proyecto.

Sprint 1

En el primer Sprint se planifican las tareas a realizar, tal como el diseño de la EMP, el encabezado de los datos, los sensores a implementar, así también las librerías necesarias para el funcionamiento de cada sensor. En toda esta fase se trabaja sobre un entorno de pruebas, para la estructura del circuito y los módulos de la EMP.

Tabla 17

Planificación a detalle de las tareas del Sprint 1

Sprint N°	1		
Fecha de Inicio:	24/10/2022		
Fecha de Finalización:	24/11/2022		
Código	Descripción	Tareas	Tiempo estimado en días
RF1	El diseño de la EMP debe ser compacto para fácil transportación.	<ul style="list-style-type: none"> - Investigar la estructura y funcionamiento de las EM, así como los tipos. - Realizar una visita técnica a la EM "Puerto Ila". - Investigar el uso de Tinkercad en el diseño 3D. - Realizar las primeras versiones de la EMP en Tinkercad. 	11
RF7	Estructura de los datos a guardar en los diferentes métodos de almacenamiento.	<ul style="list-style-type: none"> - Investigar la estructura que deberían tener los datos de una EM. - Asignar una etiqueta a cada sensor. - Determinar el formato de datos de cada sensor. 	5
RF4	La EMP consta de 11 sensores: anemómetro, temperatura ambiente, temperatura agua, humedad, radiación solar, presión atmosférica.	<ul style="list-style-type: none"> - Investigar las librerías que utiliza cada sensor. - Investigar los componentes electrónicos necesarios para el correcto funcionamiento de cada sensor. - Implementar cada sensor sobre el microcontrolador ESP32. 	15

Nota. La tabla describe a mayor detalle las tareas a realizar en el Sprint 1, así como el tiempo de desarrollo, conforme al orden de importancia de los requerimientos. Fuente: Elaboración propia.

Sprint 2

En el segundo Sprint se planifican las tareas relacionadas con la interfaz gráfica de la EMP, así como la implementación de las modalidades de funcionamiento del mismo, las

cuales consisten en las 3 formas de trabajo para el guardado/envío de datos, estas son: local (tarjeta SD), Wi-Fi y GSM. Las actividades de cada requerimiento se detallan en la Tabla 18.

Tabla 18

Planificación a detalle de las tareas del Sprint 2

Código	Descripción	Tareas	Tiempo estimado en días
RF2	El sistema proporciona una interfaz gráfica para el control de los sensores de la EMP.	<ul style="list-style-type: none"> - Determinar el mockup para el display de la EMP. - Crear los íconos para los elementos de la EMP. - Programar la ubicación de los elementos en el ESP32, para ser mostrados en el display. 	15
RF6	Los datos se guardan en la tarjeta SD de la EMP	<ul style="list-style-type: none"> - Hacer pruebas de guardado de datos de los sensores con el módulo SD usando el ESP32. - Crear un menú de opciones para la selección entre los modos de operación. 	5
RF3	Se puede elegir el modo de funcionamiento de la EMP, entre recolección de datos por tarjeta SD, Wi-Fi o GSM.	<ul style="list-style-type: none"> - Verificar el funcionamiento de cada módulo de guardado de datos. - Crear una pantalla general para el calibrado de sensores y muestra de todos los datos obtenidos. 	15

Nota. La tabla describe a mayor detalle las tareas a realizar en el Sprint 2, así como el tiempo de desarrollo, conforme al orden de importancia de los requerimientos. Fuente: Elaboración propia.

Sprint 3

En el tercer Sprint se planifican las tareas relacionadas con la configuración de la hoja de Google Sheets para la recepción de datos de forma remota, así como el armado de

la EMP con todos los instrumentos y módulos necesarios para la recolección de datos. Las actividades de cada requerimiento se detallan en la Tabla 19.

Tabla 19

Planificación a detalle de las tareas del Sprint 3

Sprint N°	3		
Fecha de Inicio:	31/12/2022		
Fecha de Finalización:	20/1/2023		
Código	Descripción	Tareas	Tiempo estimado en días
RF5	Los datos se pueden ver de forma remota, siempre y cuando esté en modo Wi-Fi o GSM.	<ul style="list-style-type: none"> - Configurar el script de Google Sheets para que admita el registro de datos por internet. - Programar la EMP con las credenciales del script de Google Sheets para el envío de datos de los sensores. - Soldar la placa con los componentes electrónicos para que sean reemplazables los módulos. - Imprimir las piezas de la EMP. - Organizar los componentes electrónicos dentro de la caja de la EMP para colocar la batería. 	5
RF8	La EMP tiene una fuente de energía acoplada, como una batería, para lugares apartados.	<ul style="list-style-type: none"> - Realizar las pruebas de la EMP al recolectar datos en un ambiente controlado. - Colocar los instrumentos y la EMP en un afluente del río para la recolección de datos. 	15

Nota. La tabla describe a mayor detalle las tareas a realizar en el Sprint 3, así como el tiempo de desarrollo, conforme al orden de importancia de los requerimientos. Fuente: Elaboración propia.

Sprint 4

En el cuarto Sprint se planifican las tareas relacionadas con el modelo de predicción, específicamente la extracción de datos de Google Sheets al notebook de Colab, preparación de datos y creación del modelo de predicción, tal como se muestra en la Tabla 20. Cabe destacar que en esta fase se ocupan tanto los datos de prueba como los datos reales recolectados por la EMP.

Tabla 20

Planificación a detalle de las tareas del Sprint 4

Código	Descripción	Tareas	Tiempo estimado en días
RF12	El modelo puede acceder a los datos recolectados por los sensores de la EMP estando en modo Wi-Fi o GSM.	<ul style="list-style-type: none"> - Crear la conexión entre Google Sheets y Google Colab. - Verificar que los datos de los sensores se hayan cargado correctamente en Google Colab. 	1
RF9	Preparar los datos recolectados por la EMP para entrenar el modelo de predicción.	<ul style="list-style-type: none"> - Realizar la gestión de valores nulos que se encuentren en los datos recolectados por la EMP. - Verificar los tipos de datos de cada sensor y transformarlos a valores flotantes. - Realizar la normalización de los valores numéricos. - Determinar las entradas y salidas del modelo. 	6
RF11	En el modelo de predicción la métrica de score debe ser mayor o igual a 0,7	<ul style="list-style-type: none"> - Diseño y desarrollo del modelo para la predicción de la temperatura del agua. - Entrenar el modelo de predicción de la temperatura del agua. - Realizar la validación del 	8

modelo de predicción
mediante pruebas.
- Calcular las métricas de
rendimiento del modelo
de predicción.

Nota. La tabla describe a mayor detalle las tareas a realizar en el Sprint 4, así como el tiempo de desarrollo, conforme al orden de importancia de los requerimientos. Fuente: Elaboración propia.

Sprint 5

En el quinto Sprint se planifican las tareas relacionadas con la predicción de la temperatura del agua, en base a los datos obtenidos en la recolección de datos de la EMP en un afluente de río, también se muestra el comportamiento de los valores leídos por los sensores y finalmente se crea el manual de usuario, tanto para el uso de la EMP, como para el modelo de predicción.

Tabla 21

Planificación a detalle de las tareas del Sprint 5

Código	Descripción	Tareas	Tiempo estimado en días
RF10	Obtener la predicción de la temperatura del agua en n horas.	- Generar la predicción usando el modelo de predicción. - Organizar los resultados de la predicción de la temperatura del agua en un marco de datos.	5
RF13	Mostrar gráficas con los datos de los sensores, para ver su comportamiento.	- Realizar gráficas de los valores nulos de cada sensor de la EMP. - Realizar una gráfica por cada sensor de la EMP. - Visualización de los datos en un dashboard creado con Streamlit.	2
RF14	En el manual de usuario debe constar la forma de uso de la	- Realizar el manual de usuario de la EMP.	5

EMP y del modelo de predicción.

- Realizar el manual de uso del modelo de predicción.

Nota. La tabla describe a mayor detalle las tareas a realizar en el Sprint 5, así como el tiempo de desarrollo, conforme al orden de importancia de los requerimientos. Fuente: Elaboración propia.

Criterios de aceptación por Sprints

Sprint 1

Los criterios de aceptación expuestos por las partes interesadas para aceptar el resultado de la EMP del primer Sprint se detallan en la Tabla 22.

Tabla 22

Criterios de aceptación del primer Sprint

Código del Requerimiento	ID del Criterio	Criterio de aceptación	Contexto	Evento	Resultado esperado
RF1	CAS1-1	Diseño de la EMP en piezas separadas.	Para reducir el tiempo de impresión de las piezas en la impresora 3D.	Cuando se diseñe las piezas de la EMP en tinkercad.	Las piezas 3D de la EMP tendrán un tiempo de impresión menor a 8 horas diarias.
	CAS1-2	Encajar los sensores de luminosidad y lluvia en la tapa superior de la EMP.	Para que los sensores detecten con mayor facilidad los valores ambientales de luz y lluvia.	Cuando se coloque el sensor de lluvia, los paneles y el sensor LDR.	Los sensores de lluvia y luminosidad quedarán fijos en la pieza superior de la EMP.
	CAS1-3	Proteger el circuito de la EMP de la lluvia.	Para que no entre agua al circuito y se produzca un daño en su funcionamiento	Cuando haya temporada de lluvia.	La estructura plástica de la EMP deberá proteger al circuito de la lluvia.
RF7	CAS1-4	Estructurar el encabezado para los datos de los sensores.	Se debe crear un encabezado para diferenciar los valores obtenidos de cada sensor.	Al almacenar datos recogidos por la EMP en la tarjeta SD.	Se creará un encabezado en el archivo de texto que permitirá diferenciar los valores obtenidos de los sensores.

RF4	CAS1-5	Correcto funcionamiento de los sensores de temperatura y humedad.	Los sensores de temperatura y humedad deben entregar datos parecidos a otros datos de referencia.	Cuando se lean los valores de los sensores.	Los sensores entregarán valores similares al de otros sistemas que ofrecen información del clima (Clima de internet).
-----	--------	---	---	---	---

Nota. La tabla describe los principales criterios de aceptación para los entregables del primer Sprint, de acuerdo a las tareas de los requerimientos. Fuente: Elaboración propia.

Sprint 2

Los criterios de aceptación expuestos por las partes interesadas para aceptar el resultado de la EMP del segundo Sprint se detallan en la Tabla 23.

Tabla 23

Criterios de aceptación del segundo Sprint

Código del Requerimiento	ID del Criterio	Criterio de aceptación	Contexto	Evento	Resultado esperado
RF2	CAS2-1	Muestra de íconos.	La EMP debe mostrar los íconos con los módulos funcionales.	Cuando se enciende la EMP	Se mostrarán íconos que indiquen las funciones activas (Tarjeta SD, Wi-Fi o GSM) en la EMP.
RF6	CAS2-2	Guardar datos correctamente.	Los datos se deben guardar correctamente en la tarjeta SD.	Cuando se seleccione el método de guardado de datos en modo local (SD).	Se creará un archivo con un encabezado que contenga los registros de los sensores en el transcurso de un tiempo específico.
RF3	CAS2-3	Crear un menú para la selección de los modos de operación de la EMP.	Para poder seleccionar el método de guardado de datos.	Cuando se navegue, se puede escoger entre 3 modos de guardado de datos: local (SD), Wi-Fi o GSM.	- Si se selecciona la SD, se almacenará localmente. - Si se selecciona Wi-Fi o GSM se enviará los datos a una hoja de cálculo de Google Sheets.

CAS2-4	Mostrar datos de todos los sensores en la EMP.	Para mirar los datos que están registrando los sensores en tiempo real.	Cuando se encienda la EMP.	Se mostrará todos los valores que registren los sensores en una pantalla OLED.
--------	--	---	----------------------------	--

Nota. La tabla describe los principales criterios de aceptación para los entregables del segundo Sprint, de acuerdo a las tareas de los requerimientos. Fuente: Elaboración propia.

Sprint 3

Los criterios de aceptación expuestos por las partes interesadas para aceptar el resultado de la EMP del tercer Sprint se detallan en la Tabla 24.

Tabla 24

Criterios de aceptación del tercer Sprint

Código del Requerimiento	ID del Criterio	Criterio de aceptación	Contexto	Evento	Resultado esperado
RF5	CAS3-1	Registrar datos de la EMP usando Google Sheets.	Para registrar los datos de los sensores en la hoja de cálculo.	Cuando se seleccione el método de funcionamiento GSM o Wi-Fi de la EMP.	Se registran los valores de los sensores de la EMP en una hoja de cálculo de Google Sheets.
RF8	CAS3-2	Diseño del diagrama del circuito.	Para conocer la distribución de pines conectados del ESP32 a los sensores, módulos y demás componentes electrónicos de la EMP.	Cuando se crea el diagrama en Proteus.	Se tendrá el diseño del esquema del circuito de la EMP.
	CAS3-3	Soldar los componentes electrónicos sobre una baquelita.	Para tener un circuito compacto con los componentes y módulos electrónicos de la EMP.	Cuando se suelden los componentes electrónicos en la baquelita perforada.	Se tendrá el circuito para colocar los sensores, módulos y componentes electrónicos de la EMP.
	CAS3-4	Colocar los módulos electrónicos de la EMP.	Para verificar las conexiones del circuito.	Al conectar los módulos en las regletas de pines macho/hembra.	Los módulos funcionarán correctamente y se mostrarán datos en la pantalla OLED.

CAS3-5	Armar la EMP y colocar los sensores.	Para verificar el correcto funcionamiento de los sensores y de la EMP.	Al encender la EMP.	Los sensores deberán entregar lecturas y se deben mostrar los diferentes módulos conectados por la pantalla OLED.
CAS3-6	Verificar las lecturas de los sensores de la EMP.	Para determinar si están funcionando sin anomalías y calibrar los sensores.	Al encender la EMP.	Los sensores entregarán lecturas correctas según se calibre.
CAS3-7	Selección del método de almacenamiento de datos.	Para seleccionar si la forma de guardado de datos es de forma local (SD), remota (Wi-Fi y GSM).	Cuando se posicione el potenciómetro en el valor de 9 para acceder al menú de opciones principal.	Tendrá un menú con las opciones: local, Wi-Fi y GSM.
CAS3-8	Mostrar los valores mínimos y máximos de cada sensor.	Para mostrar el valor mínimo y máximo de un sensor en el tiempo de funcionamiento de la EMP.	Al regular el potenciómetro y navegar por los diferentes sensores, sin llegar a un valor mayor o igual a 12.	Se podrá navegar entre las vistas individuales de cada sensor de la EMP.
CAS3-9	Salir del modo de recolección de datos.	Para terminar un modo de recolección de datos y volver al inicio.	Al colocar el potenciómetro a un valor mayor o igual a 12, cuando esté seleccionado algún método de guardado de datos.	Se detendrá la recolección de datos y volverá al menú principal.

Nota. La tabla describe los principales criterios de aceptación para los entregables del tercer Sprint, de acuerdo a las tareas de los requerimientos. Fuente: Elaboración propia.

Sprint 4

Los criterios de aceptación del cuarto Sprint expuestos por las partes interesadas para aceptar los resultados de la implementación del modelo de predicción se detallan en la Tabla 25.

Tabla 25

Criterios de aceptación del cuarto Sprint

Código del Requerimiento	ID del Criterio	Criterio de aceptación	Contexto	Evento	Resultado esperado
RF12	CAS4-1	Conexión entre Google Sheets y Google Colab.	Para obtener los datos recogidos por los sensores de la EMP.	Cuando se ejecute el proceso de carga de datos en el entorno de desarrollo de Colab.	Se pedirá el permiso de acceso a Google Drive desde el cuaderno de Colab y se obtendrán los datos de los sensores.
	CAS4-2	Crear un DataFrame con los datos de los sensores.	Para poder verificar y mostrar que se obtuvieron datos de los sensores.	Cuando se ejecute la visualización de datos del DataFrame.	Se mostrará en una tabla los datos recolectados por los sensores.
RF9	CAS4-3	Verificar la existencia de valores nulos.	Al momento de almacenar los datos de los sensores en el DataFrame estos pueden contener valores nulos.	Cuando se ejecute la verificación de valores nulos en Colab.	Se mostrarán los campos que contienen valores nulos dentro del DataFrame
	CAS4-4	Realizar tratamiento de los valores nulos.	Los valores nulos deben ser reemplazados para completar la limpieza de los datos.	Cuando se ejecute la función de interpolación en los datos del DataFrame.	Se reemplazarán los valores nulos con la interpolación de puntos de datos conocidos.
	CAS4-5	Transformar los datos	Los datos deben estar transformados a un tipo de dato que pueda entender el modelo de predicción	Al ejecutar la función to_numeric en cada campo del DataFrame.	Los datos obtenidos por los sensores se transformarán a valores de tipo int y float.
	CAS4-6	Normalizar los datos	Para mejorar los tiempos de entrenamiento y colocar los datos a una misma escala, de tal forma que se conserve y encuentre	Cuando se ejecute la función MinMaxScaler en los datos del DataFrame.	Obtener los valores de los campos del DataFrame en un rango de de -1 a 1.

		fácilmente las relaciones entre ellos.			
RF11	CAS4-7	Identificar el algoritmo de predicción adecuado.	Se necesita escoger el algoritmo de ML que sea adecuado para predecir la temperatura del agua usando series de tiempo.	Al implementar el modelo de ML.	Se determinó que algoritmo se usará para realizar la predicción de la temperatura del agua.
	CAS4-8	Determinar los mejores hiperparámetros para el modelo de predicción.	Para mejorar las métricas de rendimiento del modelo de ML.	Al realizar la optimización de hiperparámetros.	Se obtendrán los mejores hiperparámetros para el modelo de predicción.
	CAS4-9	Entrenar el modelo de predicción.	Para que el modelo encuentre patrones en los valores recolectados de la temperatura del agua.	Cuando se inicie el proceso de entrenamiento del modelo.	Se obtendrá el modelo entrenado con los datos de entrenamiento y probado con los datos de testeo recolectados por los sensores de la EMP.
	CAS4-10	Calcular las métricas de rendimiento del modelo.	Para evaluar el modelo de predicción.	Al ejecutar el cálculo de las métricas de rendimiento.	Se obtendrán las métricas de rendimiento (MSE, RMSE, MAE, MAPE, SCORE y ACCURACY) del modelo implementado para la predicción de la temperatura del agua.

Nota. La tabla describe los principales criterios de aceptación para los entregables del

cuarto Sprint, de acuerdo a las tareas de los requerimientos. Fuente: Elaboración propia.

Sprint 5

Los criterios de aceptación del quinto Sprint expuestos por las partes interesadas para aceptar el resultado del Modelo de predicción, se detallan en la Tabla 26.

Tabla 26

Criterios de aceptación del quinto Sprint

Código del Requerimiento	ID del Criterio	Criterio de aceptación	Contexto	Evento	Resultado esperado
RF10	CAS5-1	Predecir la temperatura del agua en n horas.	Para obtener valores futuros de la temperatura del agua en un afluente de río.	Al usar la función de predicción del modelo "model.predict".	Crear una gráfica de la temperatura del agua con los valores futuros en el número de horas especificado.
	CAS5-2	Organizar los datos de la predicción en un DataFrame	Para obtener directamente el valor predicho	Al ejecutar la función flatten sobre la variable dependiente.	Se obtendrá un dataframe con el valor de la predicción en el formato de °C.
RF13	CAS5-3	Graficar los valores nulos de cada sensor.	Para conocer los tiempos de desconexión o pérdida de datos de la EMP.	Cuando se grafique los valores faltantes de los sensores	Se espera tener las gráficas con la muestra del tiempo en donde se han generado los valores nulos.
	CAS5-4	Graficar los datos de cada sensor.	Para ver las variaciones de los sensores a través del tiempo.	Cuando se grafique los registros de los sensores.	Se obtendrá una gráfica en función del tiempo con los valores generados por los sensores de la EMP.
RF14	CAS5-5	Hacer el manual de usuario	Para que se comprenda el funcionamiento de la EMP y del modelo de predicción por parte de otros usuarios.	Cuando se termine de recoger datos y los modelos se hayan ejecutado con éxito.	Tener el manual de usuario de la EMP y del modelo de predicción.

Nota. La tabla describe los principales criterios de aceptación para los entregables del quinto Sprint, de acuerdo a las tareas de los requerimientos. Fuente: Elaboración propia.

Implementación

Después de finalizar cada Sprint, se pueden observar los resultados y entregables obtenidos, los cuales se detallan en los informes correspondientes. Estos informes describen el proceso de desarrollo y los problemas que se han presentado durante el proyecto.

Resultados del Sprint 1

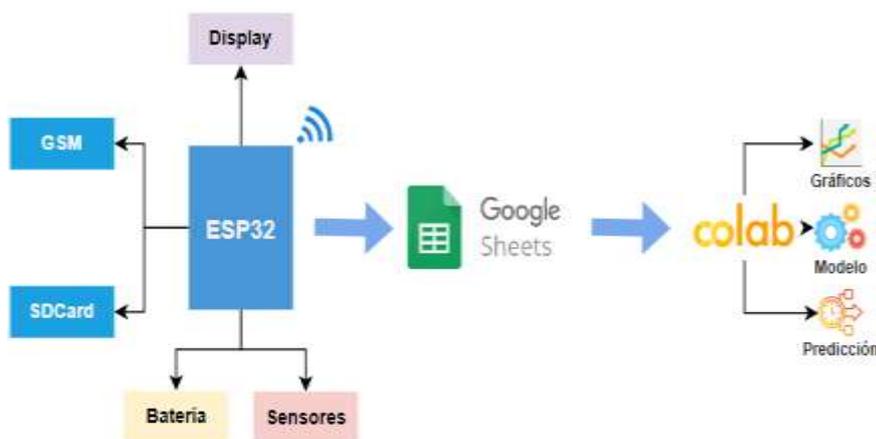
Al finalizar las tareas del primer Sprint, de acuerdo a la planificación se alcanzaron los siguientes resultados:

Estructura del sistema de la Estación Meteorológica Portátil.

La EMP está enfocada a la recolección de datos con los sensores, siendo el sensor de la temperatura del agua (DS18B20) el más importante. Para el proyecto se ha considerado la utilización del módulo Wi-Fi ESP32, conectado a los módulos GSM, SDCard, Display y a los sensores, tal como se muestra en la Figura 20. Cuando se encuentre en el método de funcionamiento GSM o Wi-Fi, los datos se almacenan en una hoja de cálculo de Google Sheets. La herramienta para implementar el modelo de predicción es Colab, ya que facilita recursos de procesamiento y se puede conectar directamente con la hoja de cálculo que contiene los datos de los sensores.

Figura 20

Arquitectura de funcionamiento de la Estación Meteorológica Portátil



Nota. En la figura se señala la arquitectura considerada para la EMP con el modelo de predicción. Fuente: Elaboración propia.

Visita técnica a la estación de meteorología “Puerto Ila”. En la visita técnica se observaron los instrumentos que se utilizan para medir los factores ambientales, los cuales se detallan en el marco teórico, específicamente en “Instrumentos de una Estación Meteorológica”. El técnico observador de la EM brindó al equipo desarrollador una inducción al funcionamiento, ubicación y gestión de los instrumentos de medición, los cuales sirvieron de base para estructurar y diseñar la EMP.

Figura 21

Visita técnica a la estación del INAMHI “Puerto Ila”



Nota. La visita técnica se realizó el 22 de noviembre de 2022, en la cual se comprendió el funcionamiento de algunos instrumentos de medición de factores climáticos. Fuente: Elaboración propia.

Diseño 3D de la Estación Meteorológica Portátil. La herramienta utilizada para realizar el diseño de la EMP ha sido Tinkercad, en la cual se hizo el diseño de la caja de la EMP, del anemómetro y un sujetador para el sensor de caudal. Tomando como referencia el diseño de una caja de una EMP la cual se muestra en la Figura 22.

Figura 22

Diseño base para la Estación Meteorológica Portátil



Nota. Se ha tomado como referencia el diseño de la figura para el modelo de la EMP.

Fuente: Tomado de (Castronovo, 2019).

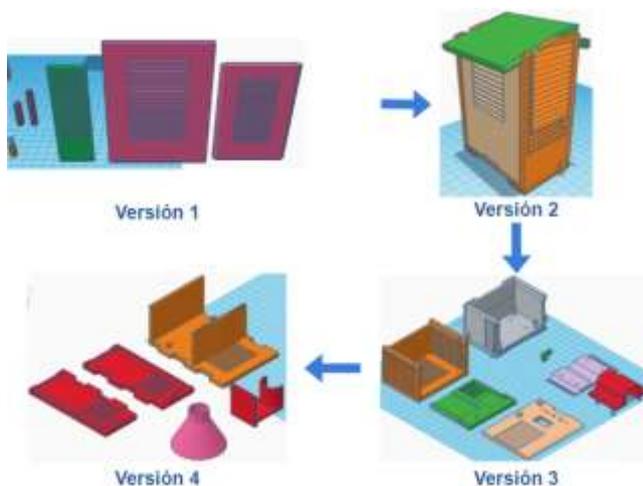
En la primera versión se separan y se crean las paredes principales de la EMP, de acuerdo con las medidas iniciales que eran de 90mm[X]x50mm[Z]x120mm[Y]. El problema de esta versión es que al estar todas las partes separadas no se podría armar la estructura con facilidad, por lo que se optó en la segunda versión hacer un diseño en donde las partes se puedan desprender y acoplar a la base anaranjada como se muestra en la Figura 23.

De tal manera que al sacar la tapa superior pueda salir la tapa frontal y en la zona baja de la caja se tendría unos sujetadores para acoplar más módulos físicos a la caja principal, sin embargo en esta versión se tuvo el inconveniente por los tiempos de impresión, ya que superan las 8 horas. Por lo tanto, se separó la caja principal en más piezas, quedando dividida por la mitad, lo que influyó en problemas de acoplamiento.

Por ello en la cuarta versión se conserva la estructura central e interna de la caja en una sola pieza, para que las paredes laterales se acoplen a la caja y a las demás piezas, siguiendo el diseño inicial, teniendo una variación de altura de 133 mm.

Figura 23

Versiones del diseño 3D de la Estación Meteorológica Portátil



Nota. La última versión de la EMP contempla los siguientes factores: menor tiempo de impresión, armado de la estructura y acoplamiento de las piezas. Fuente: Elaboración propia.

Anemómetro. Para el diseño del anemómetro se ha realizado un diseño capaz de cortar la vista entre un diodo emisor con un diodo receptor, es por esto que la pieza central tiene forma de cruz, el diseño final se muestra en la Figura 24.

Figura 24

Diseño 3D del anemómetro



Nota. El diseño se ha realizado en la herramienta Tinkercad. Fuente: Elaboración propia.

Etiqueta de los datos. Las etiquetas colocadas son en base a las características de cada sensor, las cuales se detallan en la Tabla 27. En donde las características corresponden al factor ambiental de medición, la etiqueta es el nombre que se le colocan a las columnas de los datos, la medida es la unidad de medición del sensor y también se muestra el sensor utilizado para medir el factor ambiental, en total son 11 sensores que se han acoplado a la EMP.

Tabla 27

Etiquetas y sensores utilizados en el proyecto

Característica	Etiqueta	Medida	Sensor
Temperatura	Temperatura	°C	DTH22
Humedad	Humedad	%	DTH22
Humedad Suelo	HumSuelo	%	Moisture Sensor V1.2
Precipitación	Lluvia	mm	MH-RD
Luminosidad	Luz	ohm	LDR
Altitud	Altitud	m	BMP280
Presión	Presión	mb	BMP280
Temperatura de Agua	TempAgua	°C	DS18B20
Panel Solar	LuzDirecta	V	CELDA Solar
Caudal	Caudal	L/min	YF-S201
Anemómetro	Anemómetro		Diodos

Nota. La tabla muestra los factores ambientales medidos, las etiquetas de los datos

asignados, las unidades de las medidas por cada sensor y los sensores ocupados. Fuente:

Elaboración propia.

El tipo de dato colocado a cada sensor es:

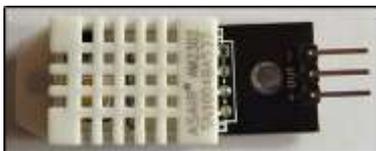
- **Flotante.** Temperatura, Humedad, Altitud, Presión, Temperatura de agua y Caudal
- **Entero.** Humedad de suelo, Lluvia, Luminosidad, Panel solar y Anemómetro.

Librerías y funcionamiento de cada sensor. En este apartado se describen los componentes electrónicos y librerías utilizados para los sensores, de acuerdo al orden de la Tabla 27.

- **DTH22.** No necesita de otros componentes externos del que provee el sensor que se muestra en la Figura 25. La librería que ocupa es: DHT.h para leer las lecturas que proporciona el sensor.

Figura 25

Sensor DHT22 ocupado en la Estación Meteorológica Portátil



Nota. El sensor que se muestra en la figura es el sensor que se ha ocupado en el proyecto. Fuente: Elaboración propia.

- **Moisture Sensor V1.2.** No necesita de otros componentes electrónicos ya que este se convertiría en un instrumento de la EMP y no necesita librerías, su estructura se muestra en la Figura 26.

Figura 26

Sensor Moisture Sensor V1.2. ocupado en la Estación Meteorológica Portátil

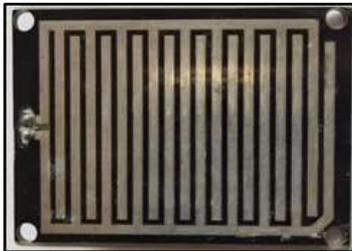


Nota. El sensor que se muestra en la figura es el sensor que se ha ocupado en el proyecto. Fuente: Elaboración propia.

- **MH-RD.** No necesita de otros componentes electrónicos para funcionar, ni librerías para reconocer los datos, ya que el propio sensor contiene un regulador de corriente tal como se muestra en la Figura 27.

Figura 27

Sensor MH-RD ocupado en la Estación Meteorológica Portátil



Nota. El sensor que se muestra en la figura es el sensor que se ha ocupado en el proyecto. Fuente: Elaboración propia.

- **LDR.** Este sensor si necesita de componentes electrónicos, tal como se muestra en la Figura 28, en el cual consta una resistencia de 100K ohm, aunque este no necesita de librerías para la lectura de datos.

Figura 28

Sensor LRD ocupado en la Estación Meteorológica Portátil



Nota. El sensor que se muestra en la figura es el sensor que se ha ocupado en el proyecto. Fuente: Elaboración propia.

- **BMP280.** Este componente electrónico puede medir la temperatura, presión y altitud. Se muestra en la Figura 29, para su utilización se ocupa la librería “Adafruit_BMP280.h” con el Driver “Adafruit_BMP280” y no es necesario añadir más elementos electrónicos para que funcione.

Figura 29

Sensor BMP208 ocupado en la Estación Meteorológica Portátil



Nota. El sensor que se muestra en la figura es el sensor que se ha ocupado en el proyecto. Fuente: Elaboración propia.

- **DS18B20.** Este sensor hace uso de la librería “DallasTemperature.h”, para su uso es necesario inicializar la clase “DallasTemperature” en el cual se envía la clase oneWire que sirve para el envío y recepción de datos por un solo cable. Así también se le incluye una resistencia de 4.7Kohms, tal como se muestra en la Figura 30.

Figura 30

Sensor MH-RD ocupado en la Estación Meteorológica Portátil



Nota. El sensor que se muestra en la figura es el sensor que se ha ocupado en el proyecto. Fuente: Elaboración propia.

- **YF-S201.** Este componente electrónico no necesita de librerías ni de otros componentes para funcionar, tal como se muestra en la Figura 31.

Figura 31

Sensor MH-RD ocupado en la Estación Meteorológica Portátil

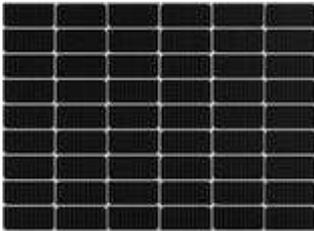


Nota. El sensor que se muestra en la figura es el sensor que se ha ocupado en el proyecto. Fuente: Elaboración propia.

- **Celda Solar.** El componente electrónico que se muestra en la Figura 32, no necesita de librerías ni de otros componentes para funcionar.

Figura 32

Celda solar instalada en la Estación Meteorológica Portátil



Nota. Se muestra el sensor que se ha ocupado en el proyecto para medir la luz directa. Fuente: Elaboración propia.

- **Infrarrojo.** Para este sensor se ha tomado como referencia el funcionamiento de un anemómetro convencional, aunque para este se usa un infrarrojo emisor y un receptor como se muestra en la Figura 33, para que al corte de visualización se realice un conteo del número de vueltas.

Figura 33

Sensor infrarrojo ocupado en la Estación Meteorológica Portátil

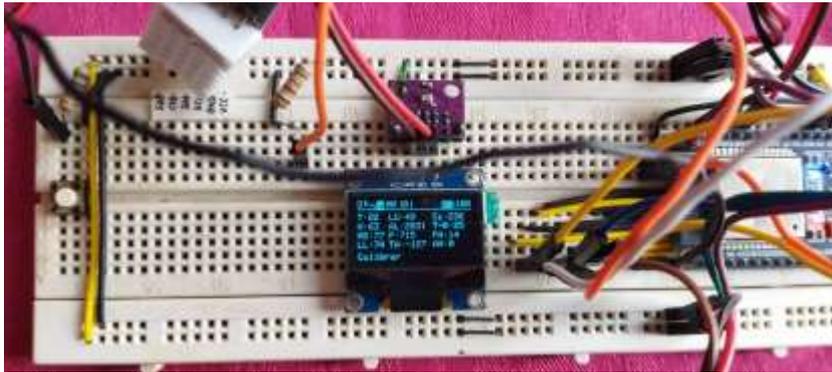


Nota. El sensor que se muestra en la figura es el sensor que se ha ocupado en el proyecto para el anemómetro. Fuente: Elaboración propia.

Implementación de sensores sobre el ESP32. Para esta fase se han implementado los sensores con el ESP32 sobre un protoboard y jumpers, tal como se muestra en la Figura 34.

Figura 34

Circuito para integrar los sensores con el ESP32



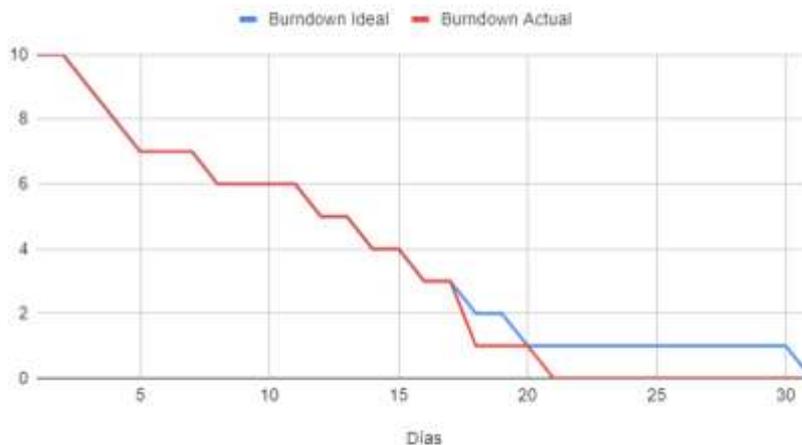
Nota. Implementación de los sensores con el ESP32 para la lectura de datos de los sensores. Fuente: Elaboración propia.

Burndown Chart primer Sprint

En la Figura 35 se muestra la gráfica de la ejecución del primer Sprint, en donde se ha cumplido las tareas de acuerdo a la planificación.

Figura 35

Burndown Chart del primer Sprint



Nota. Se muestra el avance de las tareas de acuerdo a la planificación con las horas aplicadas a la realización real en función del tiempo. Fuente: Elaboración propia.

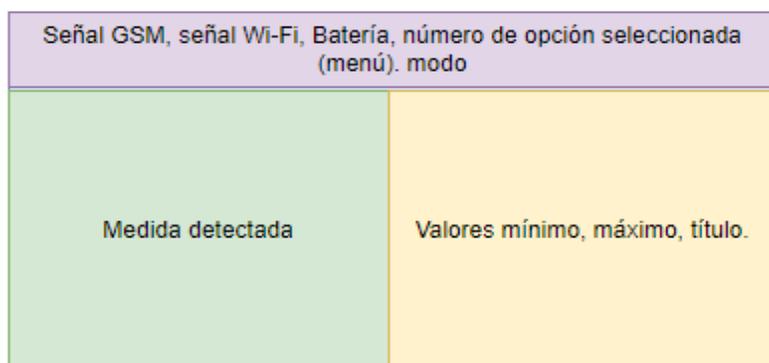
Resultados del Sprint 2

Al finalizar las tareas del segundo Sprint, de acuerdo a la planificación se alcanzaron los siguientes resultados:

Mockup del display de la EMP. En la Figura 36, se muestra la ubicación generalizada de los elementos a mostrarse en el display de la EMP, de acuerdo a las especificaciones.

Figura 36

Ubicación de elementos en el display de la Estación Meteorológica Portátil



Nota. Para la ubicación de elementos se ha considerado la muestra de la opción de la vista por sensor, conexión de la tarjeta SD y señales (Wi-Fi y GSM). Fuente: Elaboración Propia.

Íconos para el display de la Estación Meteorológica Portátil. Para los íconos considerados para la EMP se tienen para las vistas individuales por sensor y para los indicadores de la sección superior del display. Los íconos de las vistas individuales se muestran en la Figura 37 y los íconos de la sección superior del display se muestran en la Figura 38.

Figura 37

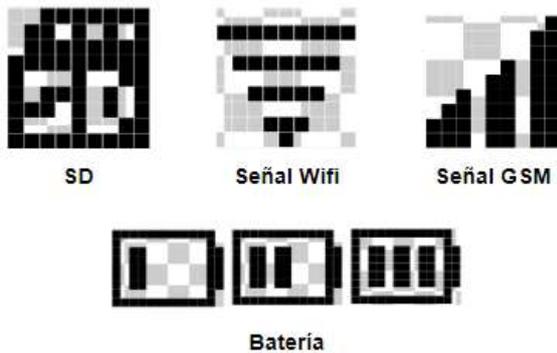
Vista general de los iconos diseñados para los sensores



Nota. Estos íconos son mostrados en las vistas individuales de los sensores, estas vistas corresponden a la muestra de datos de un solo sensor. Fuente: Elaboración propia.

Figura 38

Íconos diseñados para la sección superior del display



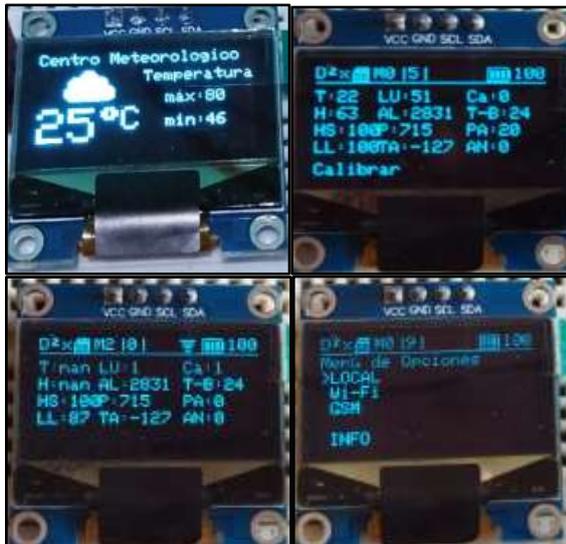
Nota. Para la creación de los íconos superiores se utilizó la siguiente herramienta online:

“xiconeditor.com”, que permite realizar gráficos matriciales. Fuente: Elaboración propia.

Muestra de elementos en el display. Los íconos mostrados anteriormente se muestran directamente en el display, para ello se ha utilizado la siguiente página: “diyusthad.com/image2cpp” en la que se convierte a las imágenes en mapas de bits, tal como se muestra en la Figura 39.

Figura 39

Íconos en el display OLED de la Estación Meteorológica Portátil



Nota. Muestra de las diferentes pantallas con los íconos y el contenido de las lecturas de los sensores en las pantallas individuales. Fuente: Elaboración propia.

Almacenamiento de datos en el módulo SD. Para utilizar el módulo SD es necesario que la tarjeta SD esté formateada en formato FAT. Así también, es indispensable

la utilización de la librería correcta, específicamente para el ESP32, ya que por defecto la librería está enfocada para Arduino Uno. Como se muestra en la Figura 40, el módulo SD permite crear un archivo guardando los datos de los sensores.

Figura 40

Funcionamiento del módulo SD Card con el ESP32



Nombre	Fecha de modificación	Tipo	Tamaño	Fecha de creación
dataESP32_I.txt	30/1/2023 22:49	Documento de te...	15 KB	30/1/2023 20:58
dataESP32_H.txt	30/1/2023 9:59	Documento de te...	1 KB	1/1/1980 5:02
dataESP32_G.txt	28/1/2023 20:42	Documento de te...	2 KB	1/1/1980 5:02
PRUEBA.TXT	1/1/2000 1:00	Documento de te...	1 KB	1/1/2000 1:00

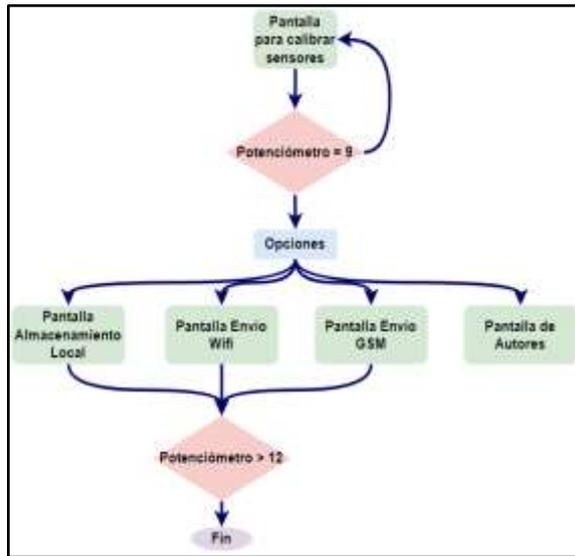
Nota. Funcionamiento del módulo SD Card en la creación de la cabecera del archivo y en el envío de datos. Fuente: Elaboración propia.

Menú de opciones. Para el menú de opciones se ha considerado 2 menús, el principal permite escoger el modo de funcionamiento de la EMP (Local, Wi-Fi o GSM) y el segundo menú se enfoca en las distintas vistas individuales de los sensores. El primer menú se controla con el botón, mientras que para ingresar al segundo menú se controla con un potenciómetro.

El funcionamiento del menú a detalle se muestra en la Figura 41, en donde consta el botón para el control del menú principal, al tenerlo aplastado al botón permite entrar en el sub menú de las opciones, si se coloca el valor del potenciómetro en 9 se podrá ingresar a este menú.

Figura 41

Funcionamiento del menú principal y secundario de la Estación Meteorológica Portátil



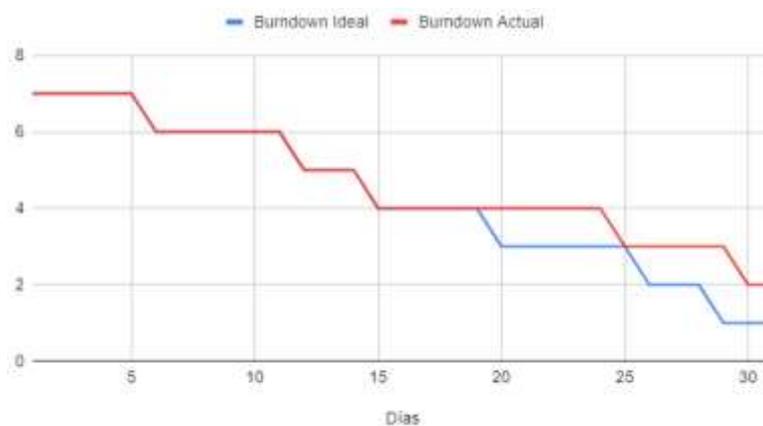
Nota. Funcionamiento del menú principal y secundario de la EMP. Fuente: Elaboración propia.

Burndown Chart segundo Sprint

En la Figura 42 se muestra la gráfica de la realización del segundo Sprint, en donde se ha cumplido las tareas de acuerdo a la planificación, teniendo un retraso de casi 5 días por problemas con el módulo SD.

Figura 42

Burndown Chart del segundo Sprint



Nota. Avance de las tareas de acuerdo a la planificación con las horas aplicadas a la realización real en función del tiempo. Fuente: Elaboración propia.

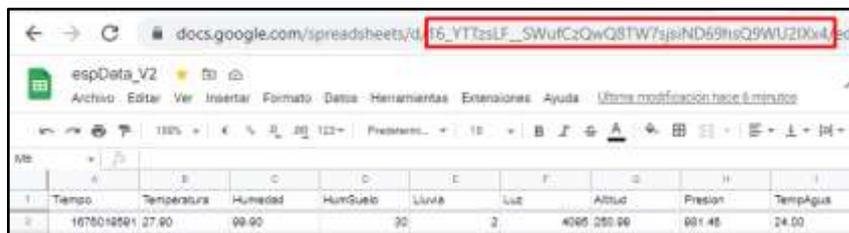
Resultados del Sprint 3

Al finalizar las tareas del tercer Sprint, de acuerdo a la planificación se alcanzaron los siguientes resultados:

Script de Google Sheets. Para el guardado de datos en la hoja de cálculo desde un origen remoto se lo realiza por medio de los scripts de Google Sheets, en el cual se colocan las credenciales de la hoja de cálculo en donde se hará el guardado de los sensores, tal como se muestra en la Figura 43. El contenido del archivo del script que se muestra en la Figura 44, se detalla el nombre de la hoja de cálculo, el id del archivo y los nombres de las columnas que corresponden a los 11 sensores y una columna del tiempo para lograr hacer la predicción.

Figura 43

Estructura y credenciales del archivo de Google Sheets



Nota. Estructura del archivo de cálculo de Google, en donde consta el nombre de las columnas de los sensores, tal como se ha definido en el encabezado del archivo para el guardado de los registros de sensores. Fuente: Elaboración propia.

Figura 44

Contenido del script de la hoja de cálculo de Google

```
var sheet_id =
"16_YTTzSLF_SWufCzQwQ8TW7sjsiND69hsQ9WU2IXx4";
var sheet_name = "espData";
function doGet(e) {
  var ss = SpreadsheetApp.openById(sheet_id);
  var sheet = ss.getSheetByName(sheet_name);
  var Tiempo = String(e.parameter.Tiempo);
  var Temperatura = String(e.parameter.Temperatura);
  var Humedad = String(e.parameter.Humedad);
  var HumSuelo = String(e.parameter.HumSuelo);
  var Lluvia = String(e.parameter.Lluvia);
  var Luz = String(e.parameter.Luz);
  var Altitud = String(e.parameter.Altitud);
  var Presion = String(e.parameter.Presion);
  var TempAgua = String(e.parameter.TempAgua);
  var LuzDirecta = String(e.parameter.LuzDirecta);
  var Caudal = String(e.parameter.Caudal);
  var Anemometro = String(e.parameter.Anemometro);
  sheet.appendRow([Tiempo, Temperatura, Humedad, HumSuelo,
Lluvia, Luz, Altitud, Presion, TempAgua, LuzDirecta, Caudal,
Anemometro]);
}
```

Nota. En el script se debe colocar el identificador de la hoja de cálculo, el nombre de la hoja en donde se guardarán los datos y los nombres de las columnas. Fuente: Elaboración propia.

Google Sheets en la Estación Meteorológica Portátil. El código que se coloca en el código de la EMP debe tener la estructura para el envío de datos a la hoja de cálculo, el cual es el siguiente:

“https://script.google.com/macros/s/AKfycbyD_AnwXW6JycjCNBvm265IaQznudTUHK5tJg55LnnMueZmxzuVGXs566DnSJOsCmCZ/exec?Tiempo=2&Temperatura=2&Humedad=2&HumSuelo=2&Lluvia=2&Luz=2&Altitud=2&Presion=2&TempAgua=2&LuzDirecta=2&Caudal=2&Anemometro=2”. Por lo cual se obtiene el ID del script para el envío de datos que se muestra en la Figura 45, el mismo que es ocupado en el código para el envío de datos de los sensores.

Figura 45

Identificación del script para el envío de datos

```
135 //Google Sheets
136 String GOOGLE_SCRIPT_ID = "AKfycbyD_AnwXW6JycjCNBvm265IaQznudTUHK5tJg55LnnMueZmxzuVGXs566DnSJOsCmCZ";
```

Nota. Variable que contiene el identificador del script de la hoja de cálculo de Google para el envío de datos de los sensores.

Código de Arduino que permite enviar los registros de los sensores a la hoja de cálculo de Google, determinando la columna a la que se enviarán los datos.

```
String urlFinal = "https://script.google.com/macros/s/" +
GOOGLE_SCRIPT_ID + "/exec?" + "Tiempo=" + String(timestamp) +
"&Temperatura=" + String(TEMPERATURA) + "&Humedad=" +
String(HUMEDAD) + "&HumSuelo=" + String(SUELO) + "&Lluvia=" +
String(LLUVIANALOG) + "&Luz=" + String(LUZ) + "&Altitud=" +
String(ALTITUD) + "&Presion=" + String(PRESION) + "&TempAgua=" +
String(TEMP_AGUA) + "&LuzDirecta=" + String(LUZ_DIRECTA) +
```

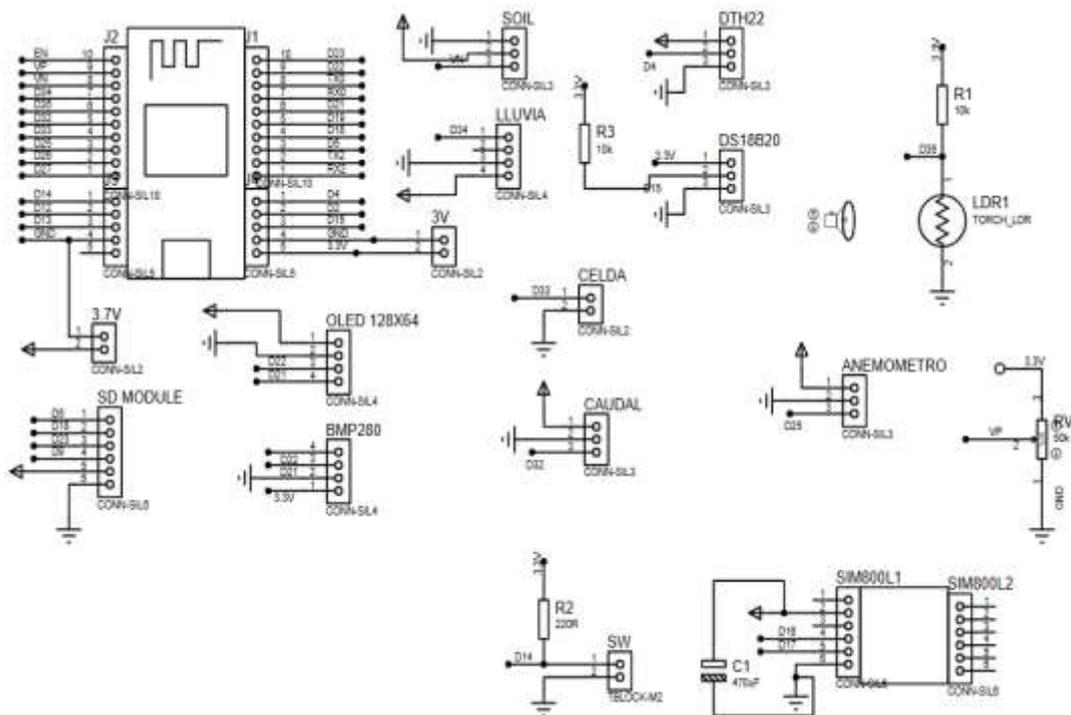
```
"&Caudal=" + String(caudal_L_m) + "&Anemometro=" +
String(ANEMOMETRO) ;
```

Diseño y soldadura del circuito. Se ha diseñado el circuito con base en el comportamiento de los sensores y sus componentes electrónicos, como se muestra en la Figura 46, utilizando el software Proteus. Para el diseño del PCB también se usó Proteus y se presenta en la Figura 47. Mientras que en la Figura 48 se muestra una vista tridimensional del circuito.

Al soldar el circuito en la baquelita perforada se ha tomado como referencia la estructura de la caja, por lo que el diseño final es diferente al diseñado en el software Proteus. En la Figura 49 se muestra el circuito soldado con los principales componentes electrónicos para los sensores.

Figura 46

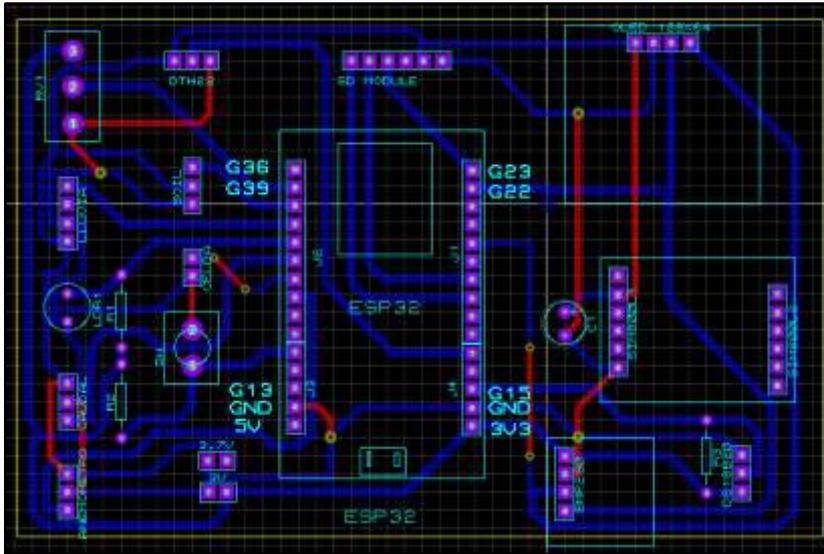
Diagrama de los elementos de la Estación Meteorológica Portátil



Nota. El diseño del diagrama ha sido realizado en el software Proteus, con conexiones externas para que el circuito sea modular. Fuente: Elaboración propia.

Figura 47

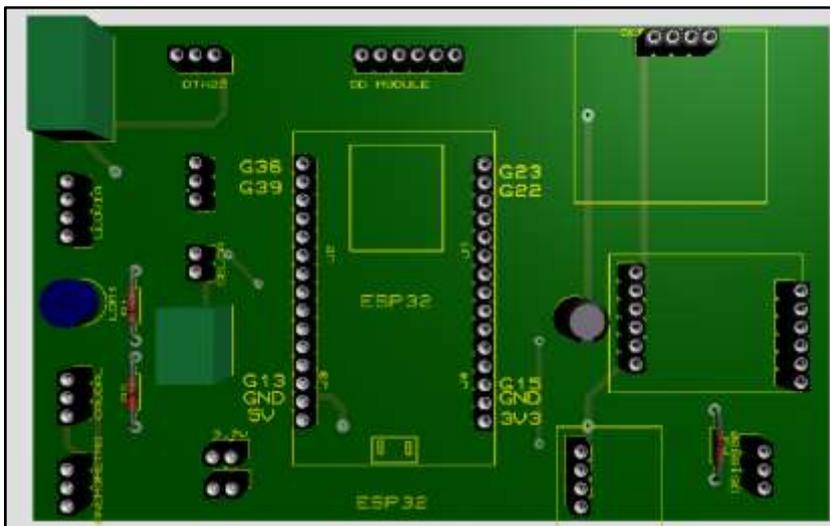
Diseño del circuito para el PCB



Nota. El diseño del circuito para el PCB ha sido realizado en el software Proteus, con conexiones de pines para que el circuito sea modular. Fuente: Elaboración propia.

Figura 48

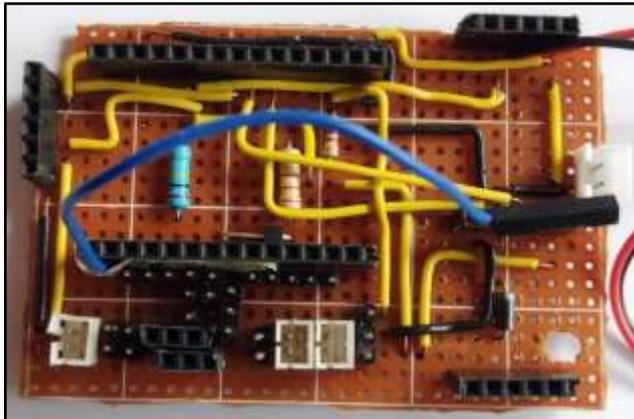
Vista 3D de la PCB con los elementos electrónicos a soldar



Nota. La vista 3D del circuito ha sido generada con el software Proteus, en la cual se muestran todos los componentes electrónicos y módulos en el circuito, así como los conectores hembra para lograr desprender los módulos del circuito. Fuente: Elaboración propia.

Figura 49

Circuito soldado en la baquelita perforada



Nota. Se muestran los componentes electrónicos usados en el soldado del circuito de la EMP. Fuente: Elaboración propia.

Impresión de las Piezas 3D. Las piezas han sido impresas con la impresora “Creality CR-10S PRO V2”, el tiempo de duración de las piezas ha sido de casi 2 semanas, en donde en algunas ocasiones por día se ha tenido que imprimir una sola pieza, para cumplir las máximo 8 horas de impresión. En la Figura 50, se observa la utilización de la impresora para imprimir una pieza base de la EMP.

Figura 50

Proceso de Impresión de piezas en 3D utilizando la impresora 3D del DCCO-SS



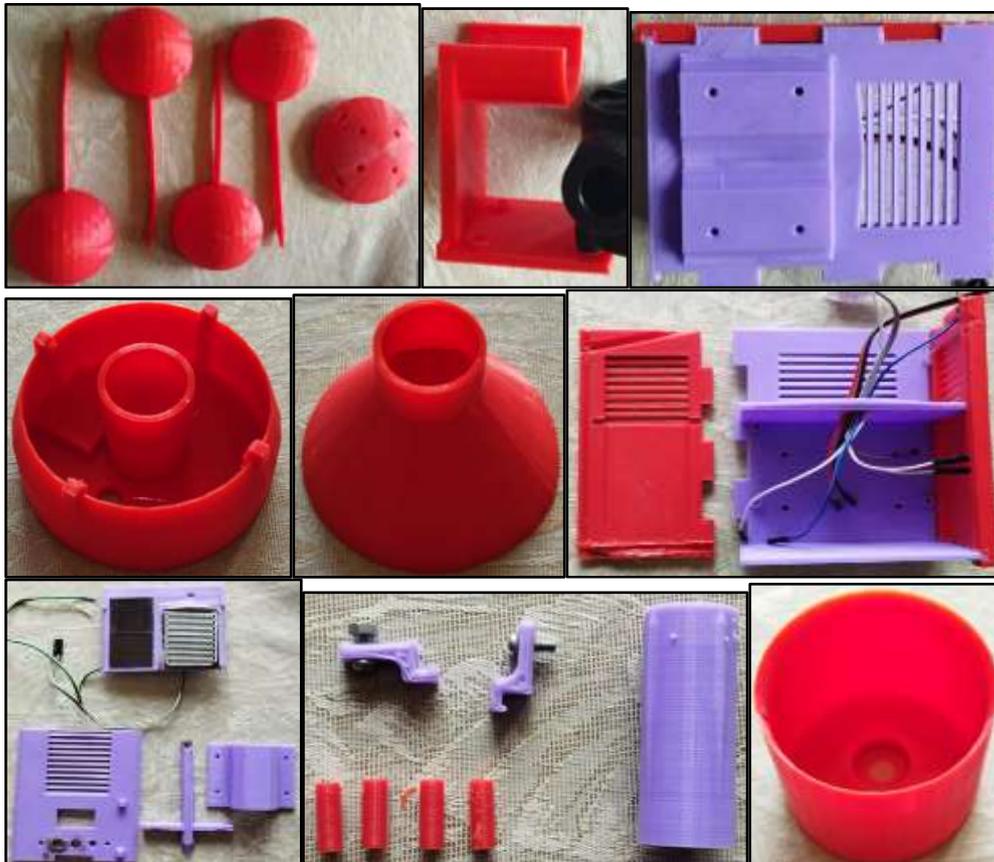
Nota. Se observa en la figura el proceso de impresión de la pieza 3D, así como el terminado de la pieza impresa, sobre la impresora 3D de la universidad. Fuente: Elaboración propia.

Construcción de la Estación Meteorológica Portátil. Para la construcción final de la EMP se han seguido las siguientes etapas: armado de la estructura con las piezas 3D, colocación de los módulos en el circuito con los componentes electrónicos de los sensores y ensamblaje de la estructura plástica. Estas etapas se ven reflejadas en las Figuras 51, 52 y 53.

- Piezas 3D impresas de la EMP.

Figura 51

Piezas impresas en la impresora 3D del DCCO-SS



Nota. En la impresión 3D se han agrupado algunas piezas para minimizar los tiempos de impresión, para la impresión se ha ocupado una impresora 3D "Creality CR-10S PRO V2". Fuente: Elaboración propia.

- Ensamblaje de las piezas y componentes electrónicos. En las Figuras 52 y 53, se muestran las etapas del proceso de colocación de los módulos de la EMP.

Figura 52

Colocación de las piezas 3D de la Estación Meteorológica Portátil

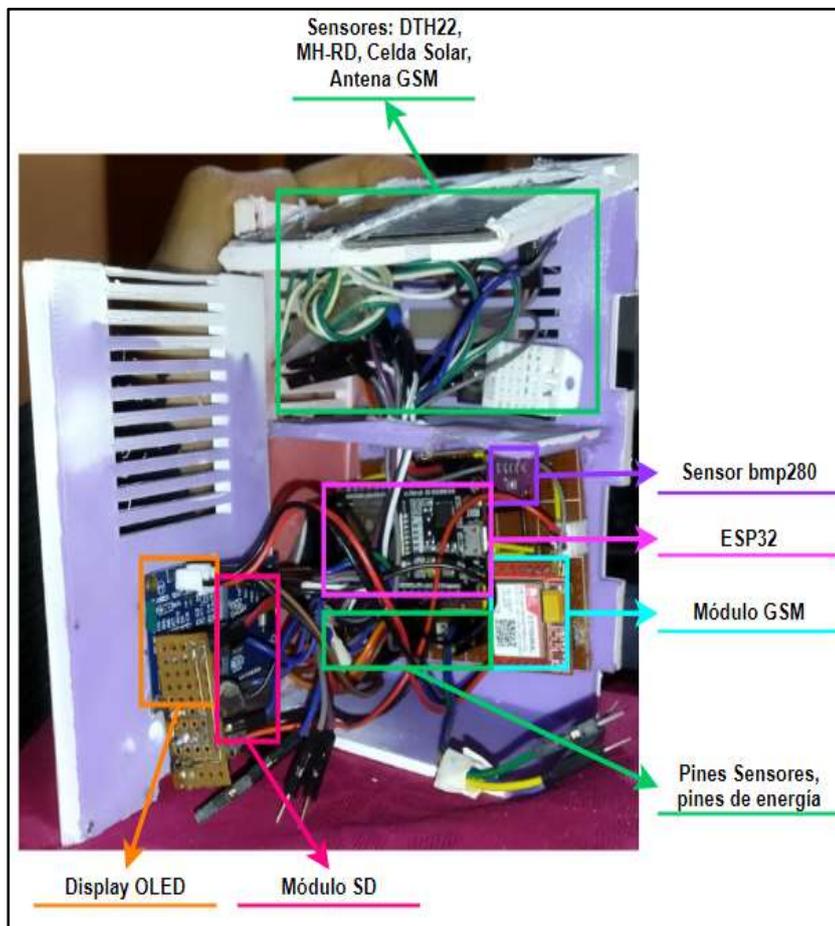


Nota. El armado de las piezas 3D son una referencia de cómo se arma la EMP.

Fuente: Elaboración propia.

Figura 53

Ubicación de los módulos en la Estación Meteorológica Portátil



Nota. Ubicación de los módulos y los instrumentos de la EMP. Fuente: Elaboración propia.

Pruebas de la Estación Meteorológica Portátil. Se han realizado pruebas de funcionamiento de la EMP en un entorno controlado para determinar el tiempo máximo de funcionamiento autónomo. Los resultados mostraron que la EMP puede funcionar hasta 15 horas con todos los módulos encendidos y enviando datos cada 30 segundos. Además, se ha comprobado que la EMP es capaz de soportar viento y lluvia, según se muestra en las Figuras 54 y 55.

Figura 54

Pruebas de funcionamiento de la Estación Meteorológica Portátil



Nota. Se muestran las pruebas de funcionamiento realizadas a la EMP en un entorno controlado y al exterior. Fuente: Elaboración propia.

Implementación de la Estación Meteorológica Portátil. La EMP fue instalada en un afluente del río Baba en la provincia de Santo Domingo de los Tsáchilas, ubicada en las coordenadas latitud $0^{\circ}24'14.8''S$, longitud $79^{\circ}16'42.7''O$. Se realizaron pruebas en el entorno real durante 3 días para verificar su funcionamiento. Después, se recolectaron datos durante una semana, desde el viernes 10 de febrero de 2023 a las 9 am, hasta el sábado 18 de febrero de 2023, con un rango de datos de 5 horas por día. Algunas de las fotografías tomadas durante la recolección de datos se muestran en la Figura 55.

Figura 55

Fotografías tomadas el primer día, en el afluente del río Baba, sector El Esfuerzo



Nota. Se muestran fotografías de la EMP tomadas en el afluente del río Baba el primer día de recolección de datos. Fuente: Elaboración propia.

Figura 56

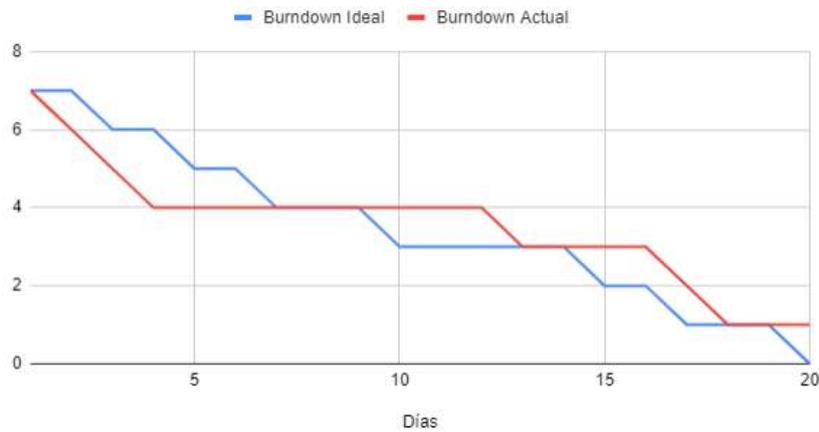
Fotografías tomadas en los próximos días de recolección de datos



Nota. Se muestran fotografías de la EMP tomadas los días posteriores, al momento de recolectar datos en el afluente del río Baba. Fuente: Elaboración propia.

Burndown Chart tercer Sprint

En la Figura 57 se muestra la gráfica de la realización del tercer Sprint, en donde se ha cumplido las primeras tareas de acuerdo a la planificación, se tuvo un retraso de 3 días por problemas al soldar la placa, ocupar más tiempo en la impresión de las piezas 3D y por realizar pruebas de funcionamiento de la EMP.

Figura 57*Burndown Chart del tercer Sprint*

Nota. Se muestra el avance de las tareas de acuerdo a la planificación con las horas aplicadas a la realización en función del tiempo. Fuente: Elaboración propia.

Resultados del Sprint 4

Al finalizar las tareas del cuarto Sprint, de acuerdo a la planificación se alcanzaron los siguientes resultados:

Conexión entre Google Sheets y Google Colab. Este proceso es necesario para acceder a los datos recolectados por los sensores de la EMP, cuando se realiza el almacenamiento en modo Wi-Fi o GSM. Para realizar la conexión primero se debe permitir la interacción del cuaderno de Google Colab con los archivos de Google Drive, como se muestra en la Figura 58 y después se realiza la autenticación del usuario para permitir el acceso a los datos almacenados en la hoja de cálculo de Google Sheets.

Figura 58*Acceso a Google Drive desde Google Colab*

```
[2] from google.colab import drive
drive.mount('/content/drive')

Mounted at /content/drive

[3] from google.colab import auth
auth.authenticate_user()

import gspread
from google.auth import default
creds, _ = default()

gc = gspread.authorize(creds)
```

Nota. Proceso para acceder y realizar la autorización de la conexión entre Google Sheets y Google Colab. Fuente: Elaboración propia.

Importar datos. Al permitir el acceso a Google Drive, se obtienen los datos de la hoja de cálculo denominada “espData_V2”, la cual contiene los valores recolectados por los sensores, que sirven para crear el DataFrame.

Figura 59

Lectura de los datos de los sensores de Google Sheets en Colab

```

✓ 2s
▶ worksheet = gc.open('espData_V2').sheet1

# get_all_values gives a list of rows.
rows = worksheet.get_all_values()
print(rows)

import pandas as pd
df = pd.DataFrame.from_records(rows)

✕ [['Tiempo', 'Temperatura', 'Humedad', 'TempSuelo',

```

Nota. En la variable worksheet se almacena la hoja de cálculo, luego se extrae todos sus valores en la variable rows para crear un DataFrame “df”. Fuente Elaboración Propia.

Dentro de la Figura 60, se pueden observar los datos del DataFrame, el cual contiene los nombres de los sensores y sus valores a través del tiempo. El encabezado contiene: tiempo, temperatura ambiente, humedad, humedad del suelo, lluvia, intensidad de la luz, altitud, presión, temperatura del agua, luz directa, caudal y el número de vueltas del anemómetro.

Figura 60

Mostrar datos del DataFrame

Tiempo	Temperatura	Humedad	HumSuelo	Lluvia	Luz	Altitud	Presion	TempAgua	LuzDirecta	Caudal	Anemometro
2023-02-10 08:59:51	27.9	99.9	30	2	4095	250.99	981.46	24.00	21	0.67	0
2023-02-10 09:00:24	27.8	99.9	24	3	4095	250.73	981.49	24.06	21	0.80	0
2023-02-10 09:00:56	27.7	99.9	49	1	4095	250.75	981.48	24.06	21	0.67	0
2023-02-10 09:01:28	27.6	99.9	50	1	4095	250.93	981.46	24.12	21	0.80	0
2023-02-10 09:02:00	27.6	99.9	50	1	4095	250.95	981.46	24.06	21	0.80	0

Nota. La figura muestra los primeros registros del DataFrame que contiene los datos recogidos por los sensores de la EMP. Fuente: Elaboración propia.

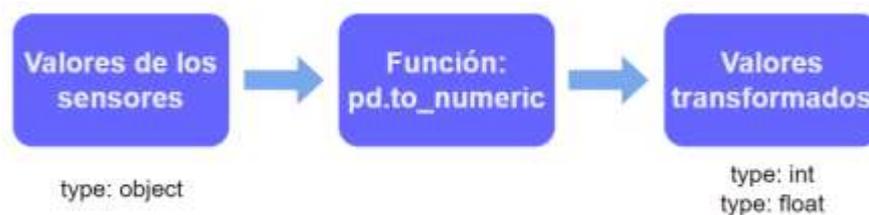
Preparar datos. En esta sección se realiza la limpieza de los datos necesarios para el entrenamiento del modelo de ML. Esto incluye la gestión de valores nulos, como se muestra en las Figuras 66 y 67. También se lleva a cabo la normalización de los datos, la transformación de los valores de los sensores y la selección de las variables de entrada y salida.

- **Transformar datos**

El proceso de transformación de datos consiste en convertir los datos en un formato adecuado para poder entrenar el modelo de ML, tal y como se muestra en la Figura 61, se transforman los valores de tipo object a tipo numérico usando la función `to_numeric` de la librería de Pandas. Los resultados de este proceso están representados por las Figuras 61, 62, 63, 64 y 65.

Figura 61

Transformación de datos



Nota. Se muestra el proceso para la transformación de datos de tipo object a tipo int, float o datetime. Fuente: Elaboración propia.

Transformación del tiempo

Los datos recolectados por los sensores incluyen una etiqueta de marca de tiempo de tipo timestamp denominada “Tiempo”, la cual establece la fecha y hora exacta en la que se registraron. Esta etiqueta fue transformada al tipo de datos de Pandas datetime para facilitar su representación en Python. Esta transformación permite que la variable se pueda utilizar con mayor facilidad en el modelo.

Figura 62*Transformación de Timestamp a Datetime*

```
dfn["Tiempo"] = pd.to_datetime(dfn['Tiempo'], unit='s')
dfn.set_index('Tiempo',inplace=True)
dfn.index = pd.to_datetime(dfn.index)

print(dfn.index.dtype)

datetime64[ns]
```

Nota. Proceso de transformación del tipo de dato Timestamp a Datetime usando la Función “to_datetime” de la Librería Pandas. Fuente: Elaboración Propia.

Figura 63*Tipos de datos iniciales*

Column	Non-Null Count	Dtype
Tiempo	3777 non-null	object
TempAgua	3777 non-null	object

Nota. Tipos de datos sin el proceso de transformación. Fuente: Elaboración propia.

Figura 64*Tipos de datos finales*

Column	Non-Null Count	Dtype
Tiempo	3777 non-null	datetime64[ns]
TempAgua	3777 non-null	float64

Nota. Resultados del proceso de transformación aplicado a la temperatura del agua y al tiempo. Fuente: Elaboración propia.

Transformar el tiempo a un registro por minuto

El código de la Figura 65 remuestrea la columna 'dfn' para cada minuto y luego rellena los valores faltantes con la interpolación. Esto devuelve un nuevo marco de datos con una fila para cada minuto, con la interpolación añadiendo los valores intermedios. El resultado es un marco de datos con la misma cantidad de columnas que el original, pero con una fila para cada minuto.

Figura 65

Transformar el DataFrame a minutos

```
dfn_resample = dfn.resample('min').interpolate()
dfn_resample.shape
```

Nota. Transformar el DataFrame a un intervalo de un registro por minuto. Fuente: Elaboración propia.

- **Gestión de valores nulos**

La gestión de valores nulos es una técnica usada para tratar los datos faltantes en el DataFrame. Esta técnica asigna valores a los datos faltantes o los elimina por completo. Los datos faltantes pueden ser causados por errores de entrada, falta de información o un proceso de recolección de datos incompleto de los sensores de la EMP.

Figura 66

Verificación de valores nulos

```

✓ 0s ▶ for var in dfn.columns:
        if dfn[var].isnull().sum() > 1:
            print(var, dfn[var].isnull().sum())

Temperatura 58
Humedad 60
Caudal 2

```

Nota. La verificación de valores nulos recorre todas las columnas del DataFrame y muestra como resultado aquellas que contienen valores perdidos (nan). Fuente: Elaboración Propia.

Imputación de datos

Una vez verificado los valores nulos, se reemplazan mediante un proceso de imputación de datos llamado interpolación, que consiste en estimar valores desconocidos a partir de otros valores conocidos y reemplazarlos con valores calculados mediante una función de interpolación.

Figura 67

Imputación de datos usando Interpolación

```

0s ▶ for j in range(0,11):
    dfn.iloc[:,j]=dfn.iloc[:,j].interpolate()
  
```

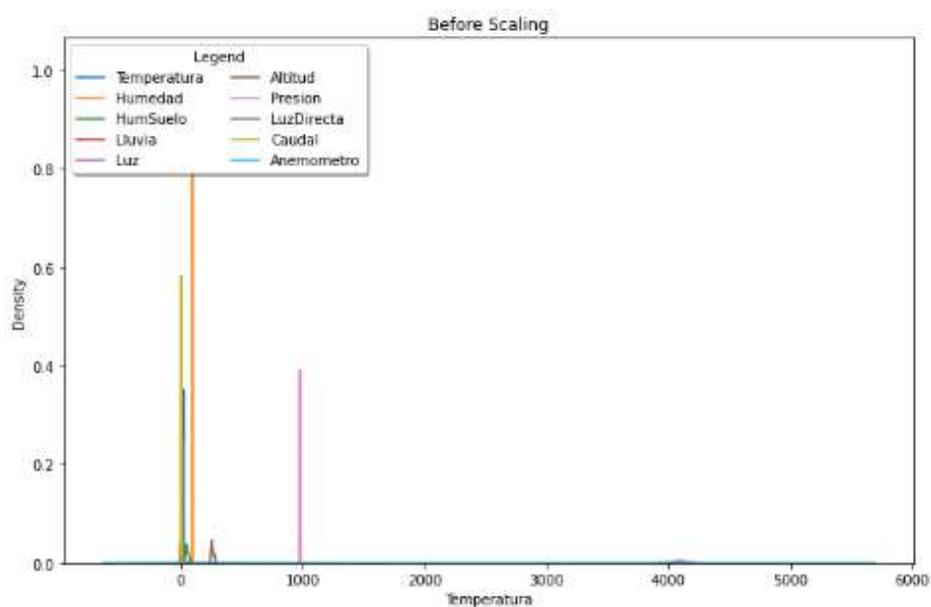
Nota. La figura muestra cómo se buscan las posiciones de los valores nulos en el DataFrame y se reemplazan por los valores calculados por la función de interpolación. Fuente: Elaboración propia.

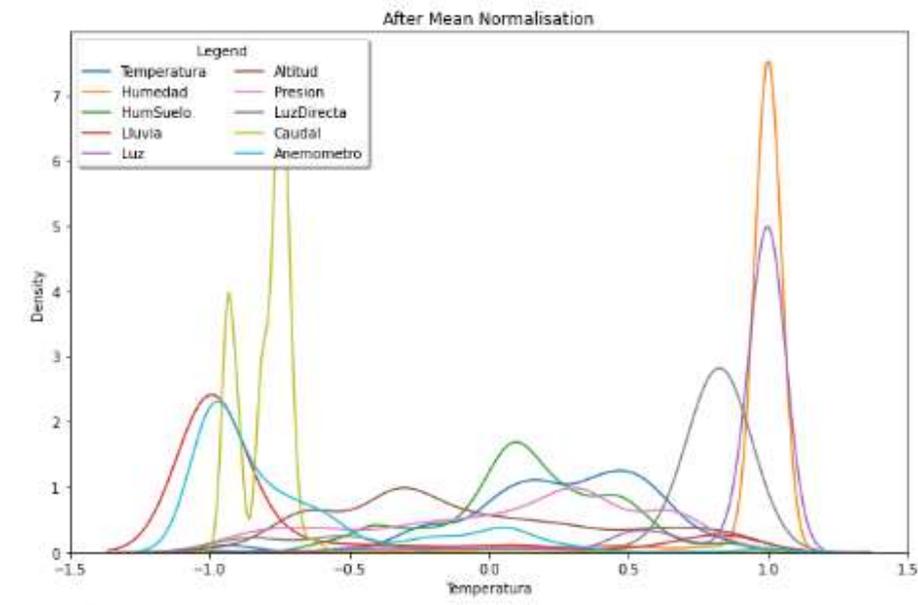
- **Normalizar datos**

El proceso de normalización se lleva a cabo con la función `MinMaxScaler` de la librería de Pandas. Al normalizar los valores quedarán en una escala de -1 a 1 pero las distribuciones no están cerradas, como se muestra en la Figura 68. Esto garantiza que los datos estén en la misma escala y sean comparables entre sí. Este proceso ayuda a mejorar la precisión y la convergencia del modelo y reduce la sensibilidad a los valores atípicos. Normalizar los datos también ayuda a acelerar el entrenamiento, reduciendo el tiempo de ejecución.

Figura 68

Normalización de datos





Nota. Se muestra la distribución de los datos antes y después de la normalización usando Máximos y Mínimos. Fuente: Elaboración propia.

- **Variable de entrada y salida**

Al seleccionar las variables de entrada y salida se tomó en cuenta que el modelo implementado es supervisado y univariante; por lo tanto, sólo se tiene una variable de entrada y una variable de salida como se muestra en la Figura 69, donde la variable de entrada o independiente es el tiempo (x) y la variable de salida o dependiente (y) es la temperatura del agua. Por otro lado, en la Figura 70 se muestran las variables para el modelo con el cual se va a comparar.

Figura 69

Variables de entrada y salida modelo Univariante



Nota. Selección de variables de entrada y salida del Modelo Univariante. Fuente: Elaboración propia.

Figura 70

Variables de entrada y salida modelo Multivariante



Nota. Selección de variables de entrada y salida del Modelo Multivariante. Fuente: Elaboración propia.

Modelo de Predicción

En este apartado se muestran los resultados del diseño e implementación del Modelo de Machine Learning LSTM usado para la predicción de la temperatura del agua, utilizando los datos recolectados por la EMP. También se incluyen las gráficas obtenidas del proceso de entrenamiento y las métricas de rendimiento del modelo de predicción.

- **Diseño del Modelo de Machine Learning**

En este proyecto se usa el algoritmo de Redes Neuronales Recurrentes LSTM univariante usando series temporales, para predecir la temperatura del agua en afluentes de río, el cual tiene como variable de entrada el tiempo en el que fueron recolectados los datos y como salida se obtiene la temperatura del agua en un número de horas determinado.

Arquitectura de la Red Neuronal LSTM

El modelo está compuesto de 2 capas LSTM y una capa Densa, la primera capa tiene un tamaño de 100 unidades, con función de activación ReLU y activación recurrente Tanh, también tiene activado el retorno de secuencias (`return_sequences`) para que devuelva todas las salidas por cada paso de tiempo, la segunda capa contiene 70 unidades, función de activación ReLU y una tasa de dropout de 0.2. Finalmente la capa Densa tiene sus unidades en función de los valores que se busca predecir (`n_forecast`), con una función de activación lineal por defecto.

Figura 71*Capas de la Red Neuronal Recurrente LSTM*

Layer (type)	Output Shape	Param #
lstm (LSTM)	(None, 2, 100)	40800
dropout (Dropout)	(None, 2, 100)	0
lstm_1 (LSTM)	(None, 70)	47880
dropout_1 (Dropout)	(None, 70)	0
dense (Dense)	(None, 1)	71

=====
 Total params: 88,751
 Trainable params: 88,751
 Non-trainable params: 0

Nota. Se muestra el diseño de la Red Neuronal Recurrente LSTM que está formada por 2 capas LSTM y una Densa. Fuente: Elaboración Propia.

- **Desarrollo del Modelo de predicción**

El modelo de predicción fue realizado con el lenguaje de programación Python en la herramienta de desarrollo Google Colab, con la ayuda de diversas librerías para el pre-procesamiento de la información y para la programación de Redes Neuronales Recurrentes, tales como: pandas, numpy, itertools, plotly, seaborn, matplotlib, sklearn, keras y datetime.

Figura 72*Librerías usadas para crear el Modelo de Machine Learning*

```
import sys
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
from sklearn.pipeline import Pipeline
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn import metrics
from sklearn.metrics import mean_squared_error, r2_score, mean_absolute_percentage_error
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
from sklearn.metrics import mean_absolute_error, recall_score, precision_score
import keras
from keras.layers import Dense
from keras.models import Sequential
import itertools
from keras.layers import LSTM, SimpleRNN
from keras.layers import Dropout
from datetime import datetime
from matplotlib import pyplot
from datetime import datetime, date
import plotly.express as px
import joblib
```

Nota. Se muestran las librerías para desarrollar el Modelo de ML. Fuente: Elaboración propia.

Información del DataFrame

El DataFrame inicial contiene 3778 registros basados en los datos recolectados por los sensores de la EMP. Estos datos se usan para entrenar un modelo de predicción; por lo tanto, el DataFrame debe cumplir con los siguientes requerimientos:

- Los datos deben pasar por el proceso de preparación para que tengan la estructura correcta para entrenar el modelo.
- Los datos deben estar organizados en una tabla con filas y columnas. Cada columna debe contener un nombre de campo y cada fila debe contener los datos correspondientes a ese campo, etiquetados de forma clara para una mejor lectura y comprensión, tal y como se muestra en la Figura 73.
- Los datos deben ser compatibles con el lenguaje de programación Python, en este proyecto el DataFrame debe estar en formato CSV o TXT.

Figura 73

Estructura inicial del DataFrame sin encabezado

	Tiempo	Temperatura
1	1676019591	27.90
2	1676019624	27.80

Nota. La tabla muestra los 2 primeros registros del DataFrame cuando no se contaba con un encabezado y el tiempo se mostraba en formato Timestamp.

Fuente: Elaboración Propia.

Figura 74

Estructura inicial de los datos del DataFrame

	Tiempo	Temperatura
	2023-02-10 08:59:51	27.9
	2023-02-10 09:00:24	27.8

Nota. La tabla muestra los 2 primeros registros del DataFrame con el tiempo en formato Datetime. Fuente: Elaboración propia.

Figura 75

Estructura final de los datos del DataFrame

	Temperatura
Tiempo	
2023-01-31 10:17:00	27.85
2023-01-31 10:18:00	27.75

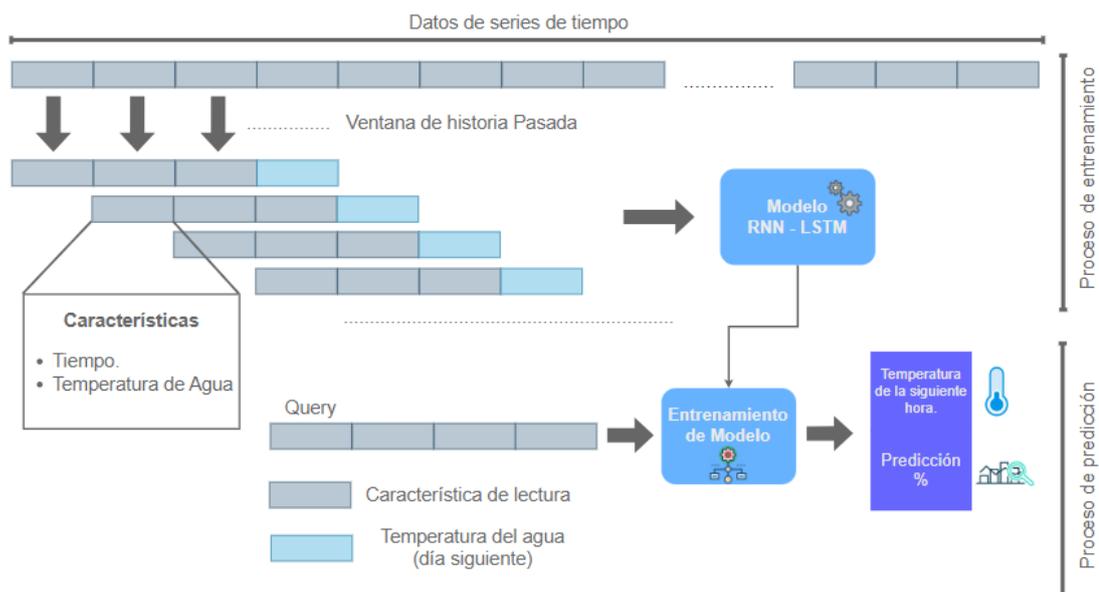
Nota. Tabla final con los 2 primeros registros del DataFrame creado para entrenar el modelo de predicción. Fuente: Elaboración Propia.

- **Entrenamiento del Modelo de Predicción**

Este modelo de predicción se ha entrenado utilizando Google Colab 1.0.0, que proporciona GPUs y CPUs gratuitas con un límite de uso de 12 horas por sesión de trabajo. Para preparar el entorno, se han importado librerías como: keras, sklearn, numpy, matplotlib, joblib y pandas para la creación de Redes neuronales.

Figura 76

Estructura general del proceso de entrenamiento y predicción



Nota. Muestra del proceso básico de entrenamiento y predicción del modelo. Fuente: Elaboración propia.

Generar secuencias de entrada

Para generar las secuencias de entrada y salida con las que se entrena al modelo de predicción, se toma un conjunto de datos de entrada y se divide en secuencias de longitud n lookback, cada una de las cuales se usa como entrada para predecir la secuencia de salida de longitud n forecast. Llevar a cabo este proceso permite predecir valores futuros dado un conjunto de datos de entrada. En la Figura 77 se muestran las secuencias de entrada para el conjunto de entrenamiento (X_{train} , Y_{train}) y para el conjunto de pruebas (X_{test} , Y_{test}).

Figura 77

Secuencias de entrada para entrenar el modelo

X	Y
array([[0.89939005], [0.89976734]],	array([[0.90014463]],
[[0.89976734], [0.90014463]],	[[0.89976734]],
[[0.90014463], [0.89976734]],	[[0.89976734]],
...	...
[[0.98704647], [0.98704647]],	[[0.98666918]],
[[0.98704647], [0.98666918]],	[[0.98629189]],
[[0.98666918], [0.98629189]])	[[0.98629189]])

Nota. Secuencias de entrada generadas a partir de los datos de entrada. Fuente:

Elaboración propia.

Dividir el conjunto de datos

Después de generar las secuencias de entrada se dividen los datos en un conjunto de datos de entrenamiento y uno de prueba. El conjunto de datos de entrenamiento consta del 70% de los datos totales, mientras que el 30% restante se reserva para el conjunto de datos de prueba. El entrenamiento se lleva a cabo para construir el modelo con los datos de entrenamiento, mientras que los datos de prueba se usan para evaluar la precisión del modelo de predicción.

Elementos usados en el entrenamiento

Los parámetros en el entrenamiento de una red neuronal LSTM se usan para configurar el aprendizaje de la red. Estos parámetros también se usan para controlar la cantidad de información que se almacena en la memoria y afectan la forma en que la red neuronal LSTM aprende. Los parámetros e hiperparámetros usados son los siguientes:

Parámetros:

- Tipo de modelo: Secuencial
- Capas: 2 LSTM, 1 Dropout y 1 Densa
- Número de unidades: 100 y 70
- Activación: ReLU y Tanh
- Número de lookback: 10
- Número de predicciones: 1, para predecir una hora.

Hiperparámetros:

- Función de pérdida: Mean Squared Error
- Optimizador: Adam
- Epochs: 100
- Batch size: 32

Figura 78

Código del Modelo de predicción

```

model3 = Sequential()
model3.add(LSTM(units=100, activation="relu", recurrent_activation="tanh",
                return_sequences=True, input_shape=(n_lookback, 1)))
model3.add(Dropout(0.2))
model3.add(LSTM(units=70, activation="relu"))
model3.add(Dropout(0.2))
model3.add(Dense(n_forecast))
model3.compile(loss='mean_squared_error', optimizer='adam')

history = model3.fit(Xtrain,Ytrain,epochs=100, batch_size=32,
                    validation_data=(Xtest, Ytest), verbose=2)

```

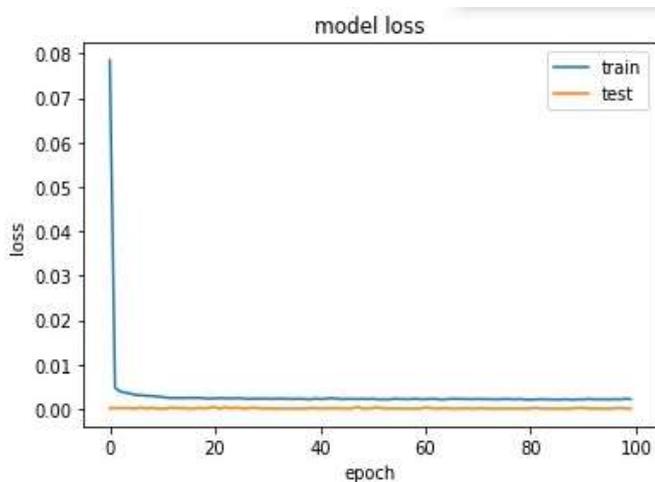
Nota. Parámetros e hiperparámetros usados para el entrenamiento del Modelo de predicción. Fuente: Elaboración propia.

Resultado del entrenamiento

La Figura 79 muestra una comparación entre la pérdida del modelo durante el entrenamiento y la validación. Estas líneas se grafican en el eje y para indicar la cantidad de pérdida durante cada etapa. La línea del entrenamiento (train) muestra la pérdida del modelo durante el entrenamiento, mientras que la línea de validación (test) muestra la pérdida del modelo durante la validación. Esta figura permite identificar cuán bien el modelo está aprendiendo y proporciona una indicación de si el modelo está sobreajustado.

Figura 79

Resultados del entrenamiento del Modelo de predicción



Nota. La línea de pérdida durante el entrenamiento es de color azul y la línea de pérdida durante en test es color naranja. Fuente: Elaboración Propia.

Si la línea de pérdida durante el entrenamiento se encuentra mucho más baja que la línea de pérdida de validación, esto indica que el modelo está sobreajustado a los datos de entrenamiento, lo que puede causar que el modelo no funcione bien con datos nuevos.

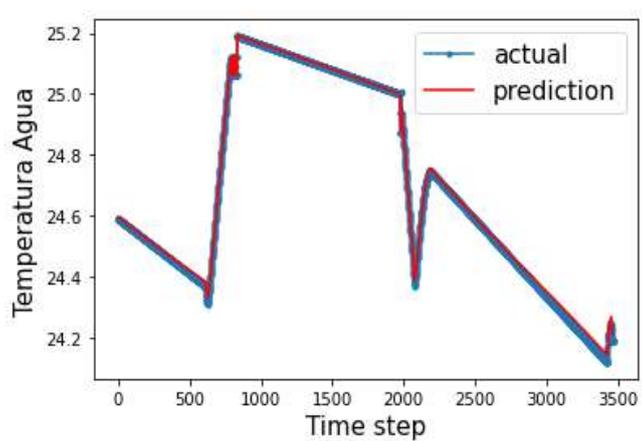
Resultado de las pruebas

La Figura 80, muestra 2 líneas que representan los datos reales y predichos a lo largo del tiempo. Estas líneas se usan para comparar la precisión de los datos

predichos con los datos reales. La línea azul representa los datos reales y la línea roja representa los datos predichos.

Figura 80

Resultado de las pruebas del Modelo de predicción



Nota. Comparación entre los valores reales y los predichos por el modelo de predicción. Fuente: Elaboración propia.

Métricas de rendimiento del Modelo de Predicción

Las métricas de rendimiento son una herramienta útil para evaluar el desempeño de un modelo de predicción. En este proyecto se utilizaron varias métricas, entre ellas: MSE, RMSE, MAE, MAPE, SCORE y ACCURACY. Los resultados obtenidos se pueden observar en la Figura 81.

Figura 81

Métricas de rendimiento del Modelo de Predicción

		Details
Machine Learning Regression Method	LSTM UNIVARIANTE	
MSE	0.000069	
RMSE	0.008306	
MAE	0.006194	
MAPE	0.02657	
SCORE	0.998124	
ACURRACY	0.97343	

Machine Learning Regression Method	RNN UNIVARIANTE
MSE	0.000206
RMSE	0.014344
MAE	0.009804
MAPE	0.045621
SCORE	0.994406
ACURRACY	0.954379

Nota. La figura muestra el nombre de la métrica de rendimiento y el valor obtenido por el modelo de principal LSTM y el de comparación RNN. Fuente: Elaboración Propia.

Burndown Chart cuarto Sprint.

En la Figura 82 se muestra la gráfica de la realización del cuarto Sprint, en donde se ha cumplido las tareas de acuerdo a la planificación. Fuente: Elaboración propia.

Figura 82

Burndown Chart del cuarto Sprint



Nota. Se muestra el avance de las tareas de acuerdo a la planificación con las horas aplicadas a la realización real en función del tiempo. Fuente: Elaboración Propia.

Resultados del Sprint 5

Al finalizar las tareas del quinto Sprint, de acuerdo a la planificación se alcanzaron los siguientes resultados:

Generación de predicción.

El modelo LSTM previamente entrenado se utiliza para generar predicción. El código de la Figura 83 muestra la creación de la predicción usando los últimos datos de entrada

disponibles (X_{-}) como entrada en el modelo. El modelo genera una predicción para el próximo paso (Y_{-}), que se reescala para obtener una predicción en los valores originales.

Figura 83

Generar predicciones

```
X_ = y[- n_lookback1:]
X_ = X_.reshape(1, n_lookback1, 1)
Y_ = model3.predict(X_).reshape(-1, 1)
Y_ = scaler.inverse_transform(Y_)

1/1 [=====] - 0s 27ms/step
```

Nota. El código muestra cómo se usa el modelo de ML para generar predicciones. Fuente: Elaboración Propia.

Organización de los resultados de la predicción

En las Figuras 84 y 85 se muestran los resultados de predicción, la primera muestra el DataFrame que contiene los resultados, el cual está organizado en 3 columnas: Tiempo, Actual y Forecast. La columna Tiempo contiene fechas y es el índice del DataFrame, la columna Actual contiene valores reales de la temperatura del agua y la columna Forecast contiene valores nuevos predichos por el modelo. La segunda muestra los resultados obtenidos de la predicción en comparación con los valores actuales.

Figura 84

DataFrame con los resultados de la predicción

	Actual	Forecast
2023-02-10 08:59:00	24.783197	NaN
2023-02-10 09:00:00	24.783197	NaN
2023-02-10 09:01:00	24.783197	NaN
2023-02-10 09:02:00	24.060000	NaN
2023-02-10 09:03:00	24.065000	NaN
...
2023-02-18 09:54:00	24.190000	NaN
2023-02-18 09:55:00	24.190000	NaN
2023-02-18 09:56:00	24.190000	NaN
2023-02-18 09:57:00	24.190000	24.190000
2023-02-18 10:57:00	NaN	24.195438

Nota. Se muestran los resultados organizados en un DataFrame. Fuente: Elaboración Propia.

Figura 85

Gráfica de los resultados de predicción del modelo



Nota. La gráfica muestra los resultados obtenidos de la predicción de la temperatura del agua en comparación con los valores actuales. Fuente: Elaboración Propia.

Gráficas de los valores de sensores.

A continuación se muestran las gráficas de todos los sensores usados en la EMP.

Figura 86

Gráfica de valores nulos



Nota. La gráfica muestra los valores faltantes de los sensores. Fuente: Elaboración Propia.

Figura 87

Gráfica del sensor de temperatura ambiente



Nota. Se muestran los datos recolectados de la temperatura a través del tiempo. Fuente: Elaboración propia.

Figura 88

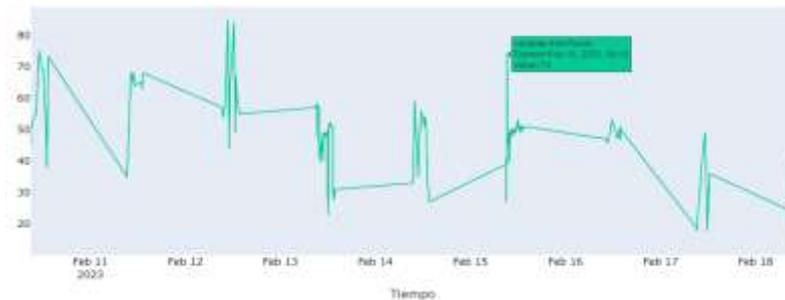
Gráfica del sensor de Humedad



Nota. Se muestran los datos recolectados de la humedad a través del tiempo. Fuente: Elaboración propia.

Figura 89

Gráfica del sensor de Humedad del suelo

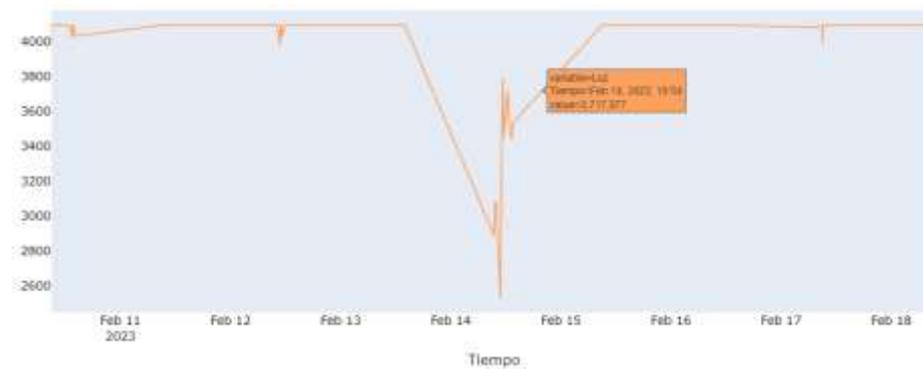


Nota. Se muestran los datos recolectados de la humedad del suelo a través del tiempo. Fuente: Elaboración propia.

Figura 90*Gráfica del sensor de Lluvia*

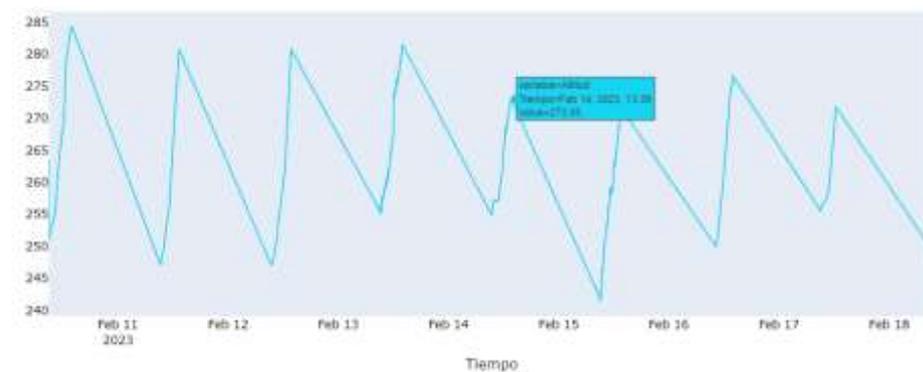
Nota. Se muestran los datos recolectados del sensor de lluvia a través del tiempo. Fuente:

Elaboración propia.

Figura 91*Gráfica del sensor de Luz*

Nota. Se muestran los datos recolectados del sensor de luz a través del tiempo. Fuente:

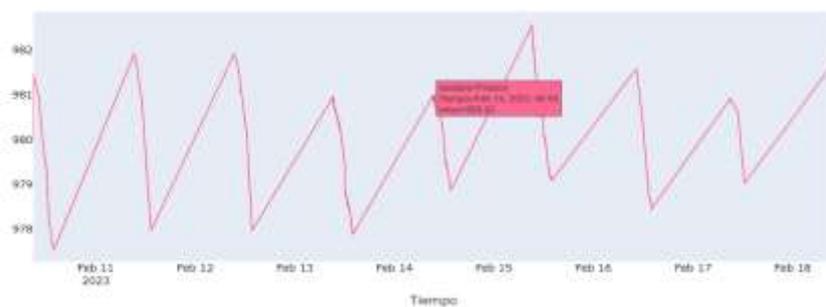
Elaboración propia.

Figura 92*Gráfica del sensor de Altitud*

Nota. Se muestran los datos recolectados del sensor de altitud a través del tiempo. Fuente: Elaboración propia.

Figura 93

Gráfica del sensor de Presión

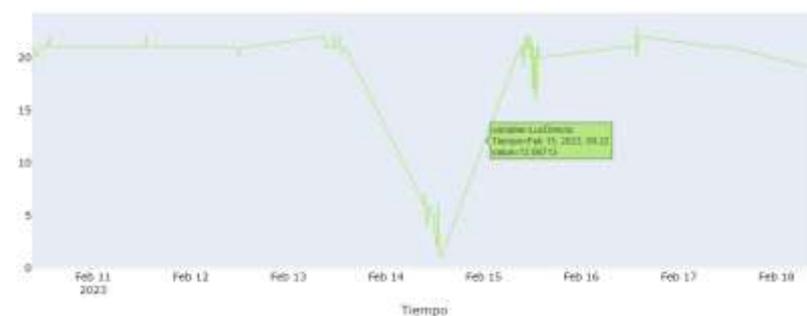


Nota. Se muestran los datos recolectados del sensor de presión a través del tiempo.

Fuente: Elaboración propia.

Figura 94

Gráfica del sensor de Luz Directa



Nota. Se muestran los datos recolectados del sensor que mide la luz directa a través del tiempo. Fuente: Elaboración propia.

Figura 95

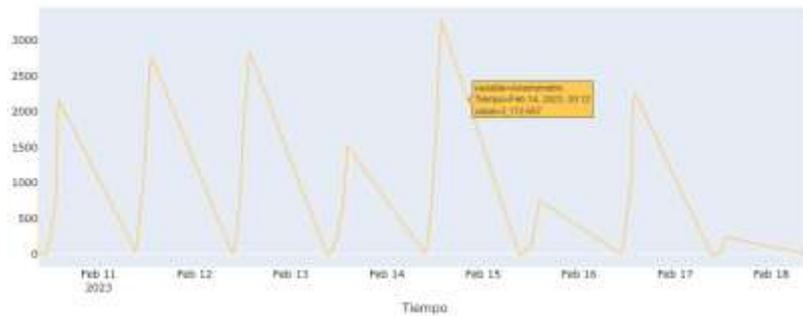
Gráfica del sensor de Caudal



Nota. Se muestran los datos recolectados del sensor de caudal a través del tiempo. Fuente: Elaboración propia.

Figura 96

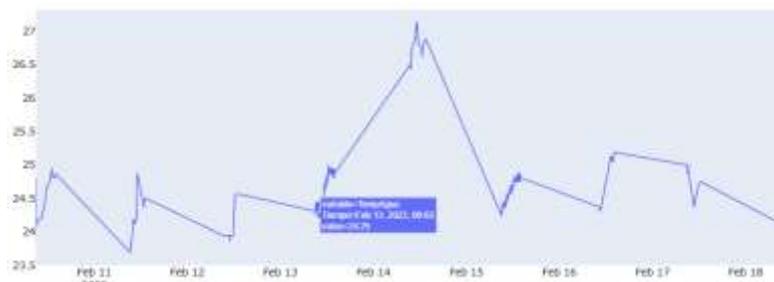
Gráfica del Anemómetro



Nota. Se muestran los datos recolectados por el anemómetro a través del tiempo. Fuente: Elaboración propia.

Figura 97

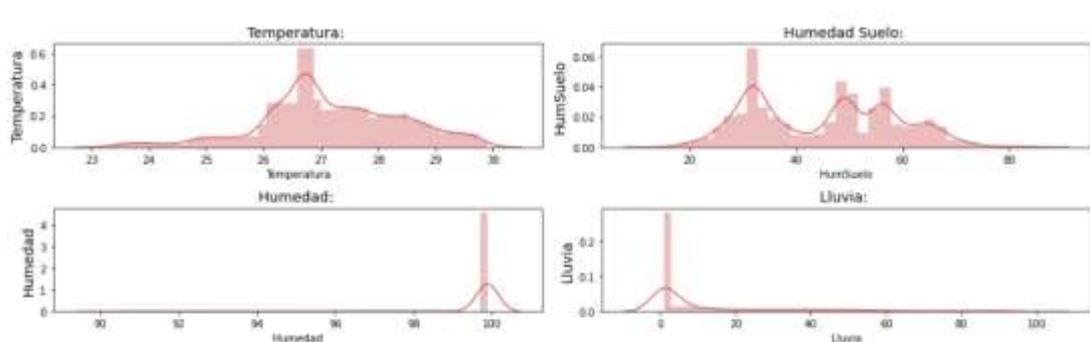
Gráfica del sensor de Temperatura del agua

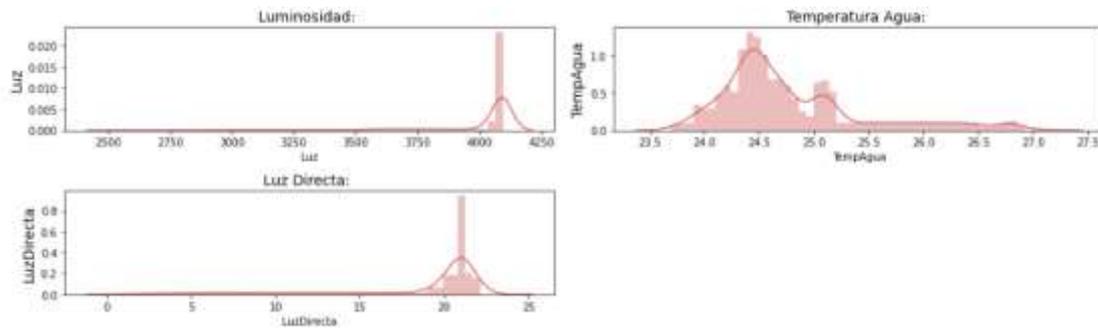


Nota. Se muestran los datos recolectados por el sensor de temperatura del agua a través del tiempo. Fuente: Elaboración propia.

Figura 98

Gráficas de la distribución de todos los sensores

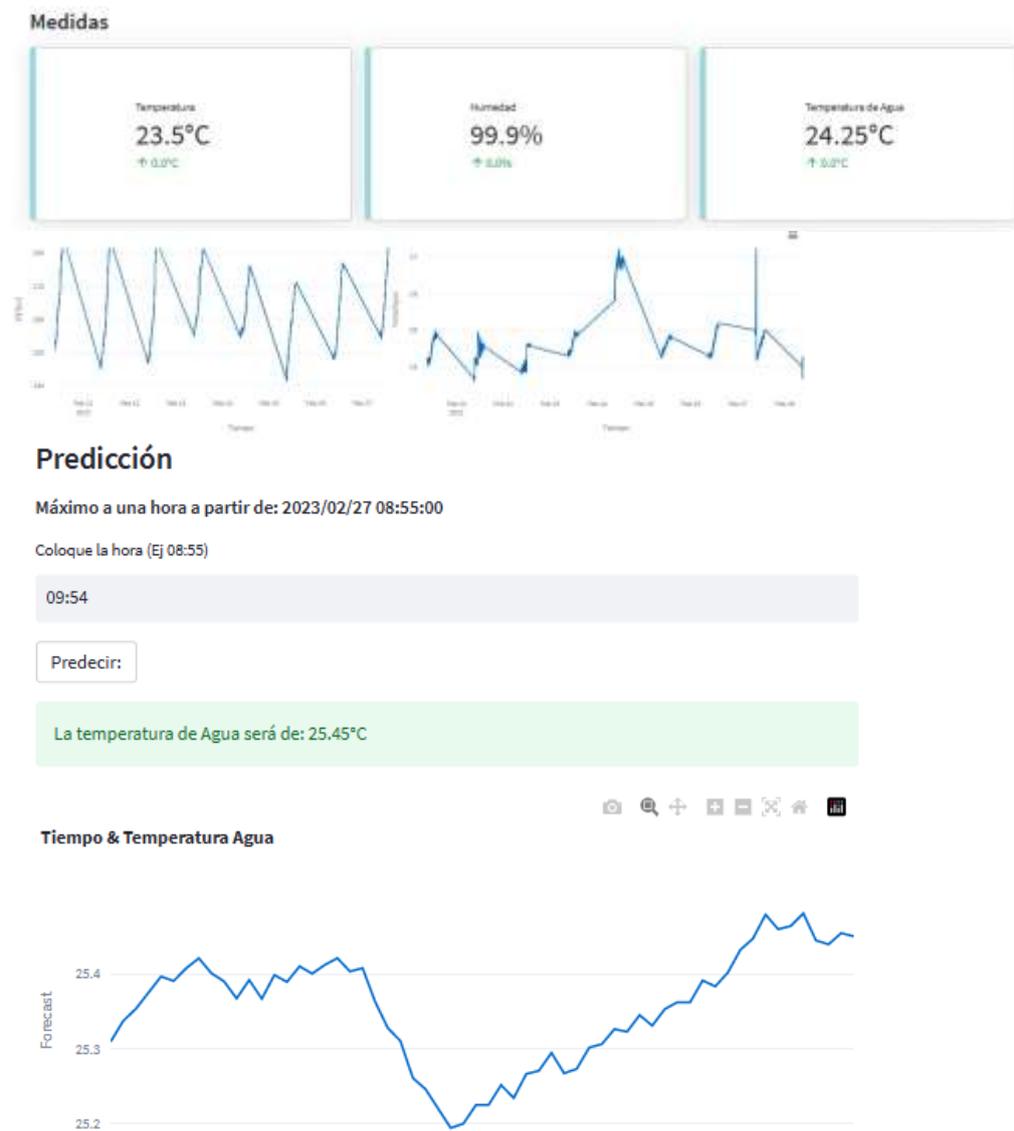




Nota. Se muestran las distribuciones de todos los sensores. Fuente: Elaboración propia.

Figura 99

Gráficas de los sensores usando Streamlit



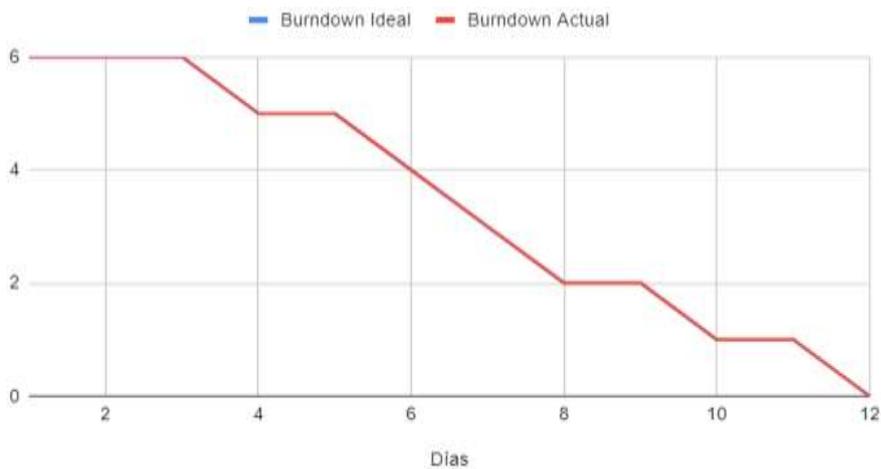
Nota. Se muestran las gráficas de los sensores y el resultado del modelo de predicción en un dashboard creado con Streamlit Fuente: Elaboración propia.

Burndown Chart quinto Sprint

En la Figura 100 se muestra la gráfica de la realización del quinto Sprint, en donde se ha cumplido las tareas de acuerdo a la planificación.

Figura 100

Burndown Chart del quinto Sprint



Nota. Se muestra el avance de las tareas de acuerdo con la planificación con las horas aplicadas a la realización real en función del tiempo. Fuente: Elaboración propia.

Revisión y Retrospectiva

Para mejorar la visualización en este apartado se ha considerado la creación de tablas descriptivas, las cuales se encuentran en el Anexo 4, donde se analiza lo que ha salido bien y mal en el transcurso de desarrollo de los Sprints.

Capítulo IV

Caso de Estudio

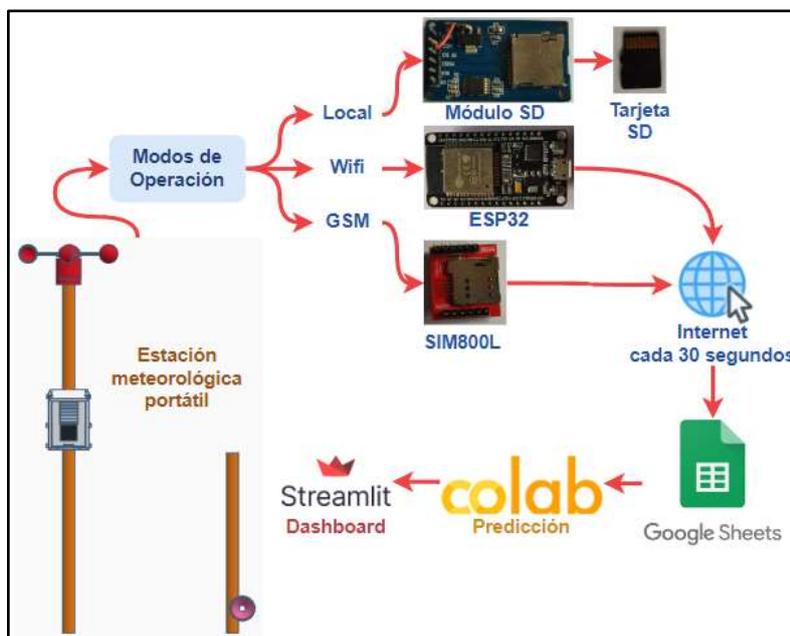
En este capítulo se explica la arquitectura y el proceso de recolección de datos con la EMP para predecir la temperatura del agua en un afluente de río en la provincia de Santo Domingo de los Tsáchilas. Además, se incluyen los criterios de aceptación de la EMP por parte de un usuario experto y se realizan pruebas para asegurar su correcto funcionamiento.

Arquitectura general del Proyecto

Esta EMP ofrece a los usuarios la flexibilidad de elegir entre 3 modos de almacenamiento de datos. Se puede almacenar localmente en una tarjeta SD, enviar datos por Wi-Fi o por GSM, los cuales son enviados por internet a una hoja de Google Sheets. Esto ofrece a los usuarios la facilidad de recopilar y almacenar datos con mayor rapidez y comodidad. En la Figura 101 se muestra la arquitectura general del proyecto.

Figura 101

Arquitectura general del proyecto



Nota. Arquitectura aplicada para el funcionamiento de la EMP y el modelo de predicción.

Fuente: Elaboración propia.

- EMP: Equipo con 11 sensores, que miden: la velocidad del viento, humedad del suelo, temperatura de agua, presión atmosférica, altitud, presencia de luz, nivel de lluvia, caudal del río, humedad y temperatura ambiente.
- Local: Primer modo para el guardado de datos de los sensores, mediante el módulo SD en la tarjeta SD.
- Módulo SD: Gestiona la tarjeta SD, crea el archivo y envía datos de los sensores al archivo de la SD.
- ESP32: Módulo que permite conectarse a redes Wi-Fi, Bluetooth, en la cual se le conectan los sensores y contiene un microcontrolador.
- SIM800L: Módulo GSM que permite conectarse a la red celular, también gestiona comandos AT para el control de datos móviles de la operadora.
- Wi-Fi: Segundo modo para el guardado de datos de los sensores, mediante el módulo ESP32 en el archivo de Google Sheets.
- GSM: Tercer modo para el guardado de datos de los sensores, mediante el módulo GSM Sim800L, con un chip de la Corporación Nacional de Telecomunicación (CNT).
- Internet: Canal de comunicación entre la EMP y el archivo de cálculo de Google Sheets.
- Google Sheets: Almacena todos los registros cada 30 segundos que va tomando la EMP de los sensores.
- Colab: Herramienta que permite realizar la predicción del valor de temperatura del agua.
- Streamlit: Herramienta con la que se realiza el Dashboard donde se muestran los datos de los sensores y la predicción en n horas.

Interfaces para el usuario

Dado que el proyecto se enfoca en una EMP, se debe entregar al usuario formas de interactuar con la EMP ya que el objetivo es que el usuario logre ver las medidas en tiempo real, así como otros indicadores del funcionamiento de la EMP. En las Figuras 102 y 103 se

observan las interfaces que tiene el usuario para interactuar y ver las medidas de los sensores.

Figura 102

Diseño estructural del display de la Estación Meteorológica Portátil

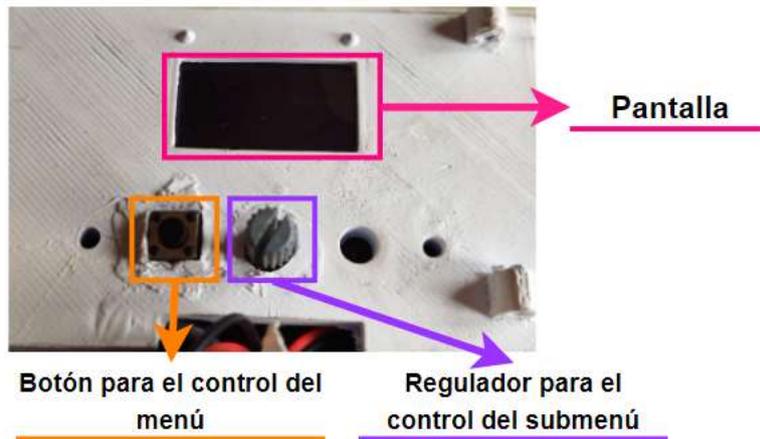


Nota. Se muestran las secciones del display de la EMP. Fuente: Elaboración propia.

- Logo: Muestra una caracterización del sistema.
- SD: Permite observar si la tarjeta SD ha sido introducida y está funcionando con normalidad, en este se muestran 2 posibilidades, cuando no esté conectada y cuando sí lo esté.
- Modo: Permite observar el modo de funcionamiento de la EMP, entre los 3 modos: local, Wi-Fi o GSM.
- Opción de submenú: Permite observar en qué pantalla individual de sensor el usuario se encuentra, esta entra en funcionamiento siempre y cuando ya se haya escogido un modo de operación.
- GSM: Permite observar si el módulo GSM está funcionando con normalidad, en el caso de que no esté funcionando no aparecerá el icono de señal GSM en la pantalla de la EMP.
- Wi-Fi: Permite observar si está conectada a una red Wi-Fi, este funciona siempre y cuando las credenciales sean las mismas a las configuradas en la EMP.
- Batería: Indica el porcentaje de batería que tiene la EMP.

Figura 103

Interfaces físicas para interactuar con la Estación Meteorológica Portátil



Nota. En la figura se muestran los elementos que permiten controlar la EMP. Fuente:

Elaboración propia.

- Pantalla: Es una pantalla OLED, muestra todos los indicadores de la EMP, así como las medidas detectadas por los sensores.
- Botón para el control del menú: Permite escoger entre los 3 modos de operación de la EMP, los cuales son: local, Wi-Fi o GSM.
- Regulador para el control del submenú: Permite navegar entre las pantallas individuales de cada sensor para verificar las medidas tomadas.

Aplicación del proyecto

En esta sección se describe la forma correcta de usar la EMP, para la recolección de datos, así como para utilizar el modelo de predicción. Se mencionan los requerimientos, el proceso de uso y lo que puede lograr hacer con el sistema.

Requerimientos del Proyecto

En esta sección se especifican los requerimientos funcionales de la EMP y del modelo de predicción de ML.

Estación Meteorológica Portátil

Requerimientos técnicos

Para utilizar la EMP es necesario:

- Conexión a internet con las siguientes credenciales: nombre (EMP1) y contraseña (estacionmet1).
- Tener un chip con recarga (Modo GSM).
- Tener una tarjeta SD formateada a FAT (Modo Local).
- Tener conectados los sensores.

Requerimientos mínimos de Hardware

En sensores e implementos externos:

- Chip: Operadora CNT.
- Tarjeta SD: 2Gb.

Requerimientos de configuración

- Google Sheets: Tener los encabezados de las columnas.
- Script de Google Sheets: Tener configurado el archivo.
- Verificar el funcionamiento de los sensores.
- Tener un modo de operación seleccionado.
- Seleccionar el archivo correspondiente en Colab.

Modelo de predicción

Requerimientos técnicos

Para utilizar el modelo de predicción es necesario:

- Conexión a internet estable.
- Cuenta de Google para acceder a Google Colab.

Requerimientos mínimos de Hardware

- Ordenador

- Memoria RAM: 8 GB
- Procesador: Intel Inside 1.5 ghz

- Cuenta en el Drive de Google

- Almacenamiento del Drive: 2 GB.

Requerimientos mínimos de Software

En ordenadores con sistema operativo:

- Windows
- Mac OS
- Linux
- Chrome OS

Además de navegadores web como:

- Google Chrome
- Mozilla Firefox
- Safari
- Microsoft Edge

Proceso de uso del sistema

Funcionamiento del menú principal

- *Para seleccionar:* Mantener presionado el botón por 3 segundos.
- *Para cambiar de opción:* Presionar el botón una sola vez, menos de 3 segundos.
- *Para regresar:* Presionar dos veces consecutivas, en menos de 3 segundos.

Funcionamiento del submenú

- *Opción 0.* Muestra de todos los sensores.
 - *T.* Temperatura ambiente.
 - *H.* Humedad ambiente.
 - *HS.* Humedad del suelo.
 - *LL.* Precipitación.
 - *LU.* Luminosidad.
 - *AL.* Altitud.
 - *P.* Presión.
 - *TA.* Temperatura de agua.
 - *PA.* Luz de celda solar.
 - *Ca.* Caudal.
 - *AN.* Anemómetro
- *Opción 1.* Temperatura ambiente.

- *Opción 2.* Humedad ambiente.
- *Opción 3.* Humedad del suelo.
- *Opción 4.* Precipitación.
- *Opción 5.* Luminosidad.
- *Opción 6.* Altitud.
- *Opción 7.* Presión.
- *Opción 8.* Temperatura de agua.
- *Opción 9.* Luz de celda solar.
- *Opción 10.* Caudal.
- *Opción 11.* Anemómetro

Configuración de los entornos de almacenamiento de datos

- *Local.* Antes de encender la EMP, se debe tener la tarjeta SD colocada en el módulo SD, formateada al sistema FAT, también se debe tener un punto de acceso para obtener la hora. Al encenderse la EMP el ícono “SD” debería estar sin una X, en el caso de que si contenga una X puede deberse a que no ha seguido los pasos anteriores. Después debe verificar que los sensores estén arrojando valores, se coloca el potenciómetro al valor de 9, esto activa el menú principal, para escoger el modo de operación de la EMP, luego escoja la opción local y acepte.
- *Wi-Fi.* Antes de encender la EMP, se debe verificar que el punto de acceso de red contenga las credenciales necesarias, al receptar la señal Wi-Fi se agrega el ícono de señal Wi-Fi en la parte superior de la pantalla. Después debe verificar que los sensores estén arrojando valores, se coloca el potenciómetro al valor de 9, esto activa el menú principal, para escoger el modo de operación de la EMP, luego escoja la opción Wi-Fi y acepte.
- *GSM.* Antes de encender la EMP, se debe colocar el chip y esperar a que el módulo reciba la señal de la operadora, luego al encender la EMP debe aparecer el ícono de la señal GSM en la parte superior de la pantalla. Después

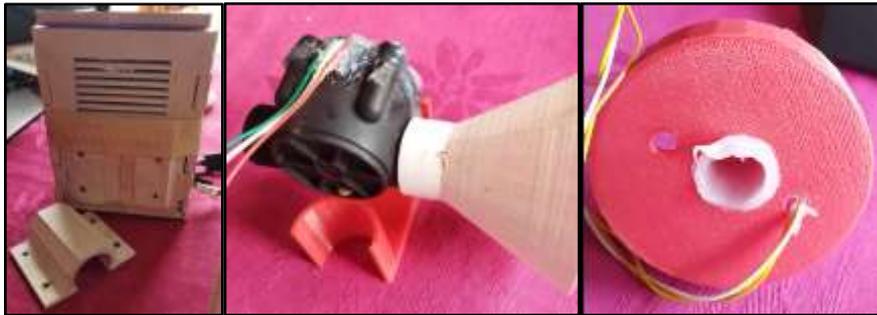
debe verificar que los sensores estén arrojando valores, se coloca el potenciómetro al valor de 9, esto activa el menú principal, para escoger el modo de operación de la EMP, luego escoja la opción GSM y acepte.

Instalación de la Estación Meteorológica Portátil

La caja de la EMP tiene una abertura en la parte trasera para colocar un tubo, la cual se puede observar en la Figura 104, la misma puede ser sujeta con tornillos.

Figura 104

Sujetadores para la instalación de la Estación Meteorológica Portátil



Nota. Muestra de las piezas impresas con las formas para colocarse en una estructura cilíndrica, cabe mencionar que también se han ocupado correas de plástico para sujetar.

Fuente: Elaboración propia.

Configuración del notebook de Colab

Para que se logren leer los datos directamente desde el archivo de Google Sheets, se debe tener la ubicación del archivo en el Drive para que se pueda leer desde el notebook de Colab. Luego se deben dar los permisos de acceso al Drive por parte de Colab y dependiendo la cantidad de registros que se generen se debe escoger el 70% de los datos para el entrenamiento del modelo.

En el caso de que existan errores al leer el archivo directamente desde Colab, se debe verificar la ubicación y si se ha dado los permisos de lectura, también la hoja en la que se encuentran los datos, porque el notebook está configurado para que solo lea los datos de la primera hoja de Google Sheets.

Factibilidad Económica

La implementación económica que se muestra en el Anexo 2, con rubros desembolsables y no desembolsables, por medio de los egresos reales de dinero, donde sirve como evidencia que el proyecto “Diseño y construcción de una estación meteorológica portátil para la predicción de temperatura de agua en afluentes de río”, es económicamente factible y asequible, tal como se muestra en la Tabla 28.

Tabla 28

Resumen del costo del proyecto

Rubro	Valor	Desembolso
Recursos Humanos	\$6.448,00	\$0,00
Recursos Materiales	\$1.541,00	\$21,00
Hardware	\$83,10	\$83,10
Otro Hardware	\$40,00	\$40,00
Software	0	\$0,00
		\$144,10

Nota. Debido a que las piezas 3D han sido impresas por parte de la universidad no se ha considerado en el incremento de los costos. Fuente: Elaboración propia.

Recolección de Datos

En el proceso de recolección de datos se lo ha realizado con un usuario experto en el ámbito de utilizar sistemas electrónicos con sensores ambientales, el cual posee una gran trayectoria en el diseño, creación y uso de sistemas embebidos, tal como se muestra en la Tabla 29.

Tabla 29

Información del usuario experto

Información del usuario experto	
Apellidos y nombres	Ing. Rodríguez Galán Germán Eduardo, Mgtr.
Cédula	0603431685
Empresa Actual	ESPE Sede Santo Domingo
Cargo dentro de la empresa	Docente tiempo completo

Años de trayectoria

10 años

Nota. La tabla describe la información del usuario experto que ha colaborado en el proceso de pruebas y recolección de datos. Fuente: Elaboración propia.

Análisis de Resultados

En la sección de análisis de resultados se podrán ver los resultados de los criterios de evaluación, las cuales han sido consideradas por el usuario experto usando técnicas y herramientas utilizadas para examinar y evaluar los resultados del proyecto.

Pruebas de criterios de aceptación

Las pruebas de criterios de aceptación son el proceso de verificación que se lleva a cabo para garantizar que el proyecto satisfaga los requerimientos mínimos de aceptación previamente definidos por el cliente. Estos pueden ser consultados en el Anexo 4, en el apartado “Pruebas de criterios de aceptación” en la cual se muestran los resultados de las pruebas realizadas para validar los criterios de aceptación.

Pruebas con el usuario experto

En esta sección se especifican los resultados de las pruebas realizadas con el usuario experto, sobre el funcionamiento de la EMP y del modelo de predicción. Se realiza esto con el objetivo de comprobar la funcionalidad desde la perspectiva del usuario sobre la EMP. Se pueden consultar las tablas del Anexo 1, en la cual se han tenido que realizar 2 mejoras del menú de opciones y los íconos.

Trabajos futuros

Este proyecto sobre la predicción de la temperatura del agua a partir de los datos recolectados por una EMP, tiene un gran potencial de expansión y mejora futuras. Ya que se puede aumentar su capacidad de transmisión, añadir nuevas funcionalidades o proporcionar al usuario un análisis avanzado de los datos recolectados por los sensores. Entre los trabajos futuros a desarrollar se pueden mencionar:

- Aplicar sensores adicionales para medir otros parámetros relevantes para la meteorología, tales como: la dirección del viento, el pH del suelo, la radiación

ultravioleta, salinidad, entre otros. Estos sensores ayudarán a proporcionar más información sobre condiciones atmosféricas locales y globales.

- Realizar un diseño de EMP más compacto para proporcionar una forma rentable, eficiente de recopilar y monitorear los datos meteorológicos. Además el nuevo diseño debe tener una mayor protección ante factores externos, con el fin de prolongar la vida útil de sus componentes y ser capaz de adaptarse a diferentes ambientes.
- Añadir una antena externa que mejore la cobertura GSM y Wi-Fi. Esto ayudará a mejorar la señal y reducir la interferencia en la transmisión de datos. También se puede mejorar el firmware de la EMP para obtener una mayor calidad en la comunicación.
- Crear una aplicación móvil que permite ver los valores obtenidos por la EMP en tiempo real. Además esta aplicación debe permitir el uso de estos datos para predecir el comportamiento de diferentes sensores. Permitiendo a los usuarios obtener una mejor comprensión de los cambios en los diferentes datos meteorológicos.

Capítulo V

Conclusiones y Recomendaciones

Conclusiones

Se ha determinado que la estación meteorológica portátil para la predicción de la temperatura en afluentes de río, ha logrado recolectar datos de 8 días, con una duración de 5 horas, específicamente desde las 9am a 2pm. Pasando de días muy soleados a días lluviosos, demostrando que la estación meteorológica portátil puede ser adaptable y resistente. Igualmente el modelo de predicción logra entregar un valor en el futuro cercano en un número de horas determinado.

Colocar este tipo de equipos cerca de los ríos puede ser una tarea complicada, ya que se debe sujetar los sensores, para evitar que la corriente del río se lleve los instrumentos de medición, como tal ha sido el caso de este proyecto. Se debe tener en cuenta que un afluente de río pasa por algunas fincas, lo que indica que la calidad del agua se ve afectada por factores de ganado y humano.

Dado que el INAMHI ha cambiado las políticas para entregar y publicar datos de las Estaciones Meteorológicas, haciendo que los datos no sean públicos, este proyecto y similares son viables tanto para investigadores como para usuarios de las fincas. Porque permite hacer un levantamiento de información de factores ambientales que pueden afectar al cultivo, ganado y al uso del agua del afluente de un río. Por ello, se han implementado 11 sensores, los cuales miden: temperatura ambiente, humedad ambiente, humedad del suelo, precipitación, luminosidad, altitud, presión atmosférica, temperatura de agua, luz directa, caudal y velocidad del viento.

La precisión para predecir la temperatura del agua depende del conjunto de datos que disponga el modelo de Machine Learning. Si los datos son de una semana, entonces el modelo sólo podrá hacer predicciones en horas, pero si los datos son de un período de tiempo más largo, el modelo podrá hacer predicciones con mayor exactitud para intervalos de tiempo de días y meses. Además el Modelo de predicción obtuvo un error cuadrático

medio de 0.01 y una exactitud de 0.97, lo que indica que los resultados de la predicción tienen una buena precisión.

Recomendaciones

Aunque la estación meteorológica portátil está dividida en varias piezas para reducir los tiempos de impresión, se puede optar por tener una pieza principal en la que todas las demás piezas se acoplen, en este caso se ha determinado que la pieza base sería en donde se coloca el circuito y el sujetador. De tal manera que se distribuya los pesos de todas las piezas, también se puede optar por colocar correas plásticas.

Se presentaron algunos problemas con el sensor de temperatura del agua, ya que se desconectaba, aunque sí haya tenido el voltaje necesario y el cableado esté bien, una solución a este problema fue separar el sensor de otros sensores. Ya que inicialmente el sensor de temperatura de agua estaba unido al sensor de caudal y tal parece generaba problemas con la calidad de la señal del sensor.

En el diseño de las piezas 3D, se debe considerar que las piezas deben tener al menos 1 mm de diferencia, esto en el caso de que las piezas se acoplen con otras, caso contrario, las piezas tendrán el mismo tamaño y no podrán acoplarse a otras. Esto ha sucedido al momento de armar la estación meteorológica portátil y el anemómetro, por lo que se optó por calentar algunas partes para ajustar bien las piezas y los sensores.

Para que un modelo de Machine Learning sea preciso, se recomienda tener un conjunto de datos más grande para que pueda predecir con mayor exactitud valores futuros en intervalos de tiempo de días y meses. Por lo tanto si la predicción es en días se debe proporcionar datos de al menos un mes, en cambio sí es de meses se debe proporcionar información de un año.

Referencias

Blanco de Economía Circular de Ecuador (2021). Libro blanco para la reactivación económica y el fortalecimiento de la producción nacional. Recuperado de https://www.produccion.gob.ec/wp-content/uploads/2021/05/Libro-Blanco-final-web_mayo102021.pdf

Anuario Hidrológico (2012). Anuario Hidrológico 2012 [PDF]. Instituto Nacional de Meteorología e Hidrología. Recuperado de https://www.inamhi.gob.ec/docum_institucion/anuarios/hidrologicos/Ah%202012.pdf

Gobierno Provincial de Tungurahua (2020). Datos Generales. Recuperado de <https://www.gptsachila.gob.ec/index.php/la-provincia/datos-generales>

Encinas, file:///C:/Users/vishh/Downloads/TFG_ElenaEncinasP%C3%A9rez.pdf
Estación meteorológica R. (2012). Recuperado de http://www.inet.edu.ar/wp-content/uploads/2012/11/C9_Estacion_meteorologicaR.pdf

U.S. Agency for International Development (USAID). (2020). Latin America and Caribbean Regional Economic Integration: USAID Regional Strategy. Recuperado de https://pdf.usaid.gov/pdf_docs/PA00N1N1.pdf

Llama, L. (2020). ESP8266 NodeMCU. Recuperado de <https://www.luisllamas.es/esp8266-nodemcu/>

Institute of Electrical and Electronics Engineers. (1993). IEEE recommended practice for software requirements specifications. Recuperado de: <https://personal.utdallas.edu/~chung/RE/IEEE830-1993.pdf>

Russo, C., Ramón, H., Alonso, N., Cicerchia, B., Esnaola, L., & Tessore, J. P. (2016). Tratamiento masivo de datos utilizando técnicas de Machine Learning.

Lozada Gómez, J. A., & Arana Sánchez, E. Y. (2020). Exploración de datos y sistema de recomendación de libros. Revista de Investigación Estudiantil Illuminate, 12, 35.

Hastie, T., Tibshirani, R., Friedman, J. H., & Friedman, J. H. (2009). The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction (Vol. 2, pp. 1-758). New York: springer.

Mercado Polo, D., Pedraza Caballero, L., & Martínez Gómez, E. (2015). Comparison of Neural Network applied to prediction of Time Series. *Prospectiva*, 13(2), 88-95.

Britos, M. I. P. (2005). Entrenamiento de Redes neuronales basado en algoritmos evolutivos.

Ortega Constantine, J. J. (2010). Prototipo de aprendizaje automático con el uso de Redes neuronales artificiales aplicado al establecimiento de límite de crédito de cartera cliente (Doctoral dissertation, Universidad de Guayaquil. Facultad de Ciencias Matemáticas y Físicas. Carrera de Ingeniería en Sistemas Computacionales. Carrera de Ingeniería en Networking y Telecomunicaciones.).

Matich, D. J. (2001). *Redes Neuronales: Conceptos básicos y aplicaciones*. Universidad Tecnológica Nacional, México, 41, 12-16.

Sistema Electoral de Panamá (2018). Normas que rigen el proceso electoral [PDF]. Recuperado de <https://www.inec.gob.pa/Archivos/P279105definicion.pdf>

Ministerio de Educación del Ecuador (2013). Libro blanco de la educación superior ecuatoriana. Quito: Centro de Publicaciones del Ministerio de Educación.

PlatformIO. (2020). PlatformIO IDE. Recuperado de <https://platformio.org/platformio-ide>

Maida, E. G., & Pacienza, J. (2015). Metodologías de desarrollo de software. Predicción de la demanda eléctrica española. Implementación de Redes neuronales recurrentes en Python.

Python Software Foundation. (2020). What is Python?. En Python 3 Documentation FAQ. Recuperado de <https://docs.python.org/3/faq/general.html#what-is-python>.

Keras: Deep Learning for Humans (Keras, s.f.). Recuperado el 25 de junio de 2020, de Keras: <https://keras.io/about/> (Keras, s.f.).

Google. (n.d.). Colaboratory FAQ. Recuperado de <https://research.google.com/Colaboratory/faq.html#:~:text=linkdone,learning,data%20analysis%20and%20education>.

Google LLC (2020). Google Sheets. Recuperado de <https://developers.google.com/sheets>

Streamlit. (2020). Streamlit Components Library. Recuperado de <https://docs.streamlit.io/library/components.html>

Rodríguez Otero, K. A., & Monsalve Espinosa, D. E. (2019). Algoritmo de una red neuronal profunda para la predicción de riesgos de morbilidad materna extrema (MME) en la ESE Clínica de Maternidad Rafael Calvo (Doctoral dissertation, Universidad del Sinú, seccional Cartagena).

Artola Moreno, Á. (2019). Clasificación de imágenes usando Redes neuronales convolucionales en Python.

Gallego Sánchez, A., & Cadena Ortiz, K. A. (2021). Aplicación de Redes neuronales recurrentes profundas para la predicción y clasificación de series de tiempo.

Alcalde Escobedo, L. A., & Aguilar Flores, J. C. (2020). Dashboard de proyectos de investigación de tesis de la Universidad Privada Antenor Orrego basado en indicadores extraídos a partir de procesamiento del lenguaje natural en el periodo 2013-2019.

Yadav, A., Jha, C. K., & Sharan, A. (2020). Optimizing LSTM for time series prediction in Indian stock market. *Procedia Computer Science*, 167, 2091-2100.

Fernández, J. J. D. L. (2021). Estimación adelantada del crecimiento regional mediante Redes neuronales LSTM. *Investigaciones Regionales= Journal of Regional Research*, (49), 45-64.

Tinkercad (2020). Tinkercad. Recuperado de <https://www.tinkercad.com/>

Barrón, M. (1970). Uso didáctico del software de ayuda al diseño electrónico

Castronovo, J. (2019). Motorized Hand Spinner. Thingiverse. Obtenido de <https://www.thingiverse.com/thing:2282869>

Adam Optimizer (2020). Obtenido de Keras: <https://keras.io/api/optimizers/adam/>

Osorio-Ortega, M. A., García-González, J., Saquicela-Rojas, R. A., & Cadme, M. L. (2021). Determinación del índice de calidad del agua en ríos de Santo Domingo de los Tsáchilas, Ecuador. *Ingeniería del agua*, 25(2), 115-126.