



Universidad de Las Palmas de Gran Canarias

Programa de Doctorado en Empresa, Internet y
Tecnologías de las Comunicaciones

TESIS DOCTORAL

**Contribuciones al ahorro de energía en redes de
sensores inalámbricos aplicados a la piscicultura**

LISBETH HAYDEE RIVERA BETANCUR

Las Palmas de Gran Canaria, a 1 de julio de 2025

Dedicatoria

A Dios, por darme la fuerza y la sabiduría para completar este camino.

*A mi familia, por su amor incondicional, apoyo constante y por creer en mí en cada
paso de este camino.*

*A mi hija Montserrat, por ser mi mayor motivación y la muestra fehaciente de que los
sueños se cumplen en los tiempos que Dios disponga.*

Agradecimientos

A mi director de tesis, Álvaro Suarez Sarmiento, por su inestimable guía, paciencia y apoyo a lo largo de todo este proceso. Su sabiduría y trayectoria han sido esenciales para la realización de este trabajo.

A mi colega Jeison Marín Alfonso quien fue mi mano derecha en la construcción de mi artículo. Sus conocimientos y experiencia fueron fundamentales para mejorar y enriquecer esta investigación.

Resumen

La piscicultura requiere de supervisión continua de parámetros como la temperatura y el pH del agua por lo que se hace esencial el uso de tecnologías eficientes en el consumo de energía. Esta tesis busca optimizar el consumo de energía en las redes de sensores inalámbricos utilizadas para la monitorización y la gestión de los peces, sin comprometer la calidad de los datos recopilados ni su bienestar. Para ello, tradicionalmente se han usado las redes de sensores inalámbricos en la piscifactoría y tecnologías de Internet de las cosas. Los nodos de la red de sensores deben tener la capacidad de alternar entre estados de actividad e inactividad para minimizar su consumo de energía. Así los nodos estarían monitorizando continuamente, cuando estén en estado de actividad únicamente. Por ello se debe proveer algún mecanismo que estime los valores de las variables físicas que no se tomen. Nosotros proponemos un mecanismo de interpolación, mediante el cual se estimen, eficazmente, los datos que no se tomen durante los períodos se encuentra en estado de inactividad.

Es claro que el ahorro de energía está relacionado con la estimación de datos no tomados en los periodos en que se encuentra en estado de inactividad. Para lograr el máximo ahorro de energía, desarrollamos modelos matemáticos que optimizan la interpolación de las medidas que se toman (sensen) y también consideran la no linealidad del consumo de energía de las baterías. Los modelos permiten minimizar el uso de energía mientras se preserva la precisión de las medidas, utilizando técnicas como la interpolación con funciones *spline* cúbico para estimar los valores de las medidas en los tiempos que está en estado de inactividad. Analizada la complejidad algorítmica del sistema propuesto, se observó que garantiza que el modelo es viable para su implementación en entornos del Mundo real. Este modelo no solo mejora la eficiencia de los sistemas de monitorización, sino que también promueve la sostenibilidad ambiental a través de la reducción del consumo de energía a lo largo del tiempo. Los resultados experimentales, obtenidos mediante la realización de pruebas en un entorno controlado con un prototipo físico, confirman la efectividad del modelo: el consumo de energía se reduce considerablemente sin comprometer la calidad de los datos recopilados ni el bienestar de los peces.

Índice de Contenidos

Resumen	i
Índice de contenidos	ii
Índice de figuras	v
Índice de tablas	vii
1. Introducción	1
1.1. Antecedentes	2
1.2. Motivación.....	3
1.3. Objetivos.....	4
1.4. Estado del arte.....	5
1.4.1. Programación Entera Mixta.....	7
1.4.2. Retransmisión eficiente de datos sensados	8
1.4.3. Gestión eficiente de los datos sensados	8
1.4.4. Protocolos de encaminamiento	9
1.4.5. Dispositivos en estado de sleep	11
1.4.6. Apagar las interfaces inalámbricas.....	13
1.4.7. Método de agregación de datos	14
1.4.8. Método de agrupamiento	14
1.5. Otros métodos de ahorro de energía.....	17
1.6. Contribuciones y aportaciones.....	19
1.7. Estructura de la memoria	20
2. Arquitectura del sistema IoT para piscifactorías.....	23
2.1. Introducción	24
2.2. Comparativo de tecnologías de comunicación para diseño de la arquitectura del sistema IoT.....	25
2.3. Justificación del uso de mallas WiFi en el nivel 2.....	32
2.4. Justificación de la realización de la interpolación en el nivel 3.....	36
2.5. Flujo de procesamiento y comunicación de la arquitectura del sistema IoT	38

2.6. Diagrama de secuencia de ejecución	40
3. Modelado lineal de ahorro de energía mediante interpolación	43
3.1. Introducción al modelo matemático lineal y semiempírico	44
3.2. Problema general de optimización	52
3.2.1. Modelos de interpolación	54
3.3. Formulación del modelo lineal de ahorro de energía.....	57
3.4. Modelo de ahorro de energía semiempírico	58
3.5. Rendimiento experimental.....	59
3.5.1. Lecciones aprendidas sobre este modelo	60
4. Modelado no lineal mediante interpolación con spline cúbico.....	63
4.1. Introducción	64
4.2. Modelo formal de ahorro de energía.....	67
4.2.1. Consideraciones sobre la complejidad computacional.....	71
5. Verificación del modelo, discusión y aplicación a escenarios distintos de la piscicultura.....	73
5.1. Verificación de resultados con el prototipo de piscifactoría desplegado.....	74
5.1.1. Tipos de experimentos	77
5.1.2. Mediciones de voltaje y corriente.....	78
5.1.3. Análisis del tiempo de descarga de la batería	88
5.1.4. Resultado del modelo de interpolación con spline cúbico	92
5.2. Discusión.....	93
5.2.1. Consideraciones sobre la temperatura	96
5.2.2. Comparación con otros métodos relacionados, pero no similares.....	97
5.3. Otros escenarios para aplicar nuestro método.....	99
6. Conclusiones.....	101
6.1. Conclusiones.....	102
6.2. Líneas de trabajo futuras.....	103
Referencias bibliográficas	105
Glosario de términos	115

Anexos. Variables utilizadas en los modelos matemáticos y certificación de UTS... 119

Anexo 1. Conceptos básicos de nuestra propuesta y variables utilizadas en los modelos matemáticos	120
Anexo 2. Certificación del producto por parte de la entidad que pertenece al SNCT.....	123

Índice de figuras

<i>Figura 2.1: La arquitectura de comunicación del prototipo de piscicultura e IoT..</i>	<i>24</i>
<i>Figura 2.2: Equipo de medición seleccionado para cada nodo</i>	<i>31</i>
<i>Figura 2.3: Esquema de boya con el nodo.....</i>	<i>32</i>
<i>Figura 2.4: Equipo de medición y protocolo de red de acceso</i>	<i>34</i>
<i>Figura 2.5: WSN en una piscina de la piscifactoría</i>	<i>36</i>
<i>Figura 2.6: Red malla inalámbrica entre Gateways</i>	<i>37</i>
<i>Figura 2.7: Seudocódigo del nodo x y la instancia del servidor que atiende la comunicación con el nodo x.....</i>	<i>40</i>
<i>Figura 2.8: Códigos de funcionamiento para probar el ahorro de energía en nuestra arquitectura de comunicación.....</i>	<i>41</i>
<i>Figura 3.1: Valores tomados de un sensor y valores no tomados.....</i>	<i>49</i>
<i>Figura 3.2: Diferencia entre día y bloque</i>	<i>50</i>
<i>Figura 3.3: Ejemplo gráfico del modelo lineal obteniendo el máximo ahorro de energía.....</i>	<i>58</i>
<i>Figura 4.1: Ejemplo interpolación con datos con mayor curvatura</i>	<i>66</i>
<i>Figura 5.1: Los tres nodos del prototipo desplegado.</i>	<i>74</i>
<i>Figura 5.2: Circuito, en el prototipo, del nodo uno.....</i>	<i>75</i>
<i>Figura 5.3: Circuito, en el prototipo, del nodo dos</i>	<i>76</i>
<i>Figura 5.4: Circuito, en el prototipo, del nodo tres.....</i>	<i>76</i>
<i>Figura 5.5: Medición de corriente (I), caimanes amarillos, y voltaje (V), caimanes rojos, a la entrada de cada nodo para determinar el consumo total del sistema .</i>	<i>79</i>
<i>Figura 5.6: (a) E1 - Voltaje del nodo Uno; (b) E1 - Corriente del nodo Uno.....</i>	<i>80</i>
<i>Figura 5.7: (a) E1 - Voltaje del nodo Dos; (b) E1 - Corriente del nodo Dos.....</i>	<i>81</i>
<i>Figura 5.8: (a) E1 - Voltaje del nodo Tres; (b) E1 - Corriente del nodo Tres</i>	<i>82</i>
<i>Figura 5.9: (a) E2 – Voltaje del nodo Uno; (b) E2 - Corriente del nodo Uno.....</i>	<i>83</i>
<i>Figura 5.10: (a) E2 – Voltaje del nodo Dos; (b) E2 - Corriente del nodo Dos.....</i>	<i>84</i>
<i>Figura 5.11: (a) E2 – Voltaje del nodo Tres; (b) E2 - Corriente del nodo Tres.....</i>	<i>85</i>
<i>Figura 5.12: (a) E3 – Voltaje del nodo Uno; (b) E3 - Corriente del nodo Uno.....</i>	<i>86</i>
<i>Figura 5.13: (a) E3 – Voltaje del nodo Dos; (b) E3 - Corriente del nodo Dos.....</i>	<i>87</i>
<i>Figura 5.14: (a) E3 – Voltaje del nodo Tres; (b) E3 - Corriente del nodo Tres.....</i>	<i>88</i>

<i>Figura 5.15: Duración de la batería de cada nodo ($Tx - I$).....</i>	<i>89</i>
<i>Figura 5.16: Duración de la batería de cada nodo ($Tx + I$) para $kx = 1$.....</i>	<i>89</i>
<i>Figura 5.17: Duración de la batería de cada nodo ($Tx + I$) para $kx = 3$.....</i>	<i>90</i>
<i>Figura 5.18: Error de interpolación spline para s_1, s_2, y s_3.....</i>	<i>95</i>
<i>Figura 5.19: Interpolación spline para los sensores ($x = 1, x = 2$, y $x = 3$) con $kx = 50$ (a) s_1 (b) s_2 (c) s_3</i>	<i>96</i>

Índice de tablas

<i>Tabla 1.1: Resumen de métodos de ahorro de energía en WSN.....</i>	<i>7</i>
<i>Tabla 2.1: Comparativo de alternativas de equipos industriales y no industriales</i>	<i>30</i>
<i>Tabla 3.1: Resultados teóricos y experimentales para E2 con el modelo lineal.....</i>	<i>59</i>
<i>Tabla 3.2: Resultados teóricos y experimentales para E3 con el modelo lineal.....</i>	<i>60</i>
<i>Tabla 5.1: Voltaje y corriente promedio en la entrada de cada nodo.....</i>	<i>91</i>
<i>Tabla 5.2: Vida útil estimada de la batería Tx – I por nodo y consumo de corriente en E1</i>	<i>91</i>
<i>Tabla 5.3: Vida útil máxima estimada (Tx + I) de la batería por nodo en E2 y E3</i>	<i>91</i>
<i>Tabla 5.4: Tiempo extra (σx) calculado con los experimentos E2.....</i>	<i>92</i>
<i>Tabla 5.5: Resultados teóricos y experimentales para E2</i>	<i>92</i>
<i>Tabla 5.6: Resultados teóricos y experimentales para E3</i>	<i>92</i>
<i>Tabla 5.7: Estado de actividad e inactividad en las pruebas con Computador portátil y celular.....</i>	<i>94</i>
<i>Tabla 5.8: Estado de actividad e inactividad en las pruebas con la luz LED USB ...</i>	<i>94</i>
<i>Tabla 5.9: Comparación con otros trabajos relacionados.....</i>	<i>98</i>

1. Introducción

Este capítulo da comienzo con una búsqueda de los conceptos fundamentales abordados en esta tesis doctoral, centrando la atención en los antecedentes y la contextualización dentro del ámbito del ahorro de energía en las redes de comunicación, con un enfoque específico en las redes de sensores inalámbricos y su aplicabilidad en la piscicultura. Después, se detalla la motivación que impulsa este trabajo, los objetivos perseguidos y las contribuciones que aporta a la investigación en este campo. Finalmente, se proporciona una visión general de la estructura de los distintos capítulos que componen este documento.

1.1. Antecedentes

Una *red de sensores inalámbricos* (WSN, del inglés *Wireless Sensor Network*) ha hecho posible detectar, rastrear, comunicar, controlar y automatizar procesos típicos de la agricultura y la acuicultura en los últimos años. De entre de los trabajos científico-técnicos que han estudiado el ahorro de energía en WSN, se puede citar: [1] presenta un uso eficiente de las tierras agrícolas, [2] analiza el control del entorno para aumentar la producción de cultivos, y [3] estudia el rastreo automático de animales. La WSN es una parte fundamental de la *Internet de Las Cosas* (IoT, del inglés *Internet of Things*). Se prevé que el Mercado global de IoT en la Industria pesquera alcance los \$1,4B [4], [5], con una tasa de crecimiento anual compuesta del 20%. Además, se espera que el uso de las WSN e IoT en granjas de peces aumente significativamente en los próximos años, con una tasa de crecimiento anual del 30% [6]. Estas cifras reflejan la importancia y el potencial de la IoT en la Industria pesquera y su capacidad para mejorar la eficiencia, reducir costes y promover la sostenibilidad.

Desafortunadamente, la contaminación del agua es una de las principales causas de pérdidas económicas en el mercado de la piscicultura [7], [8]. Las aplicaciones de WSN e IoT en piscicultura incluyen la monitorización y control en tiempo real de la temperatura, calidad del agua, concentración de oxígeno y pH para mejorar la productividad, gestionar eficientemente sus instalaciones mediante redes de sensores submarinos [9], [10] y fomentar el desarrollo de la innovación [11].

Los nodos de las WSN suelen estar conectados a baterías. Un tema muy importante en las WSN subacuáticas y de acuicultura es la optimización del tiempo de descarga de la batería de los nodos de la WSN. Para minimizar el consumo de energía de los nodos, es necesario optimizar el tiempo total que están trabajando activamente. Cuanto más se optimice este consumo de energía, más largo sería el tiempo de descarga de la batería de los nodos de la WSN. Las WSN desperdician energía en la escucha en estado de suspensión (*sleep*), colisiones de paquetes, interceptación, sobrecarga de paquetes de control y transmisión excesiva. Por lo tanto, es esencial diseñar métodos eficientes para optimizar el ahorro de energía [12]. Algunos de ellos son: a) Protocolos de comunicación eficientes para evitar el desperdicio de energía [13], b) Dispositivos de adquisición y transmisión de datos de bajo consumo (sensores y otros componentes del hardware de

la WSN) para extender el tiempo de descarga de la batería de los nodos de la WSN [14], c) *Protocolo de Encaminamiento Sensible a la Posición (PRRP*, del inglés *Position-Responsive Routing Protocol*) [15], que considera la posición de los nodos para optimizar la eficiencia energética de la WSN, d) Arquitecturas de interconexión que modifican la transmisión de datos de símbolos binarios a cuaternarios para mejorar la eficiencia energética, e) *Arquitecturas de Memoria Neuronal Estática – Memoria de Acceso Aleatorio (NNS-RAM*, del inglés *Neural Network Static - Random Access Memory*) [16] que almacenan datos binarios para reducir el consumo de energía. Versiones mejoradas de NNS-RAM, como la propuesta en [17], [18], utilizan agrupamiento (*clusters*) para reducir el consumo de energía.

Nosotros introducimos un método de ahorro de energía para disminuir el tiempo de descarga de las baterías de los nodos de una WSN mediante la modelización del consumo no lineal de energía de las baterías de los nodos. Para ello, proponemos un nuevo modelo de optimización matemática utilizando un mecanismo de interpolación eficiente que opere en tiempo real y un prototipo de WSN y sistema de IoT para validar el modelo de interpolación y por tanto el ahorro eficiente de energía.

1.2. Motivación

Esta tesis se fundamenta en la necesidad de mejorar la eficiencia del consumo de energía en las WSN aplicadas a la piscicultura. Con el aumento del uso de la IoT en el ámbito acuícola y su significativo impacto en la eficiencia, la reducción de costes y la sostenibilidad del Sector, es esencial desarrollar enfoques innovadores que extiendan la duración de las baterías de los nodos. La contaminación del agua representa una de las principales fuentes de pérdidas económicas en las granjas de peces, lo que subraya la relevancia de contar con sistemas de monitorización continua y control en tiempo real de variables críticas como el pH, la temperatura del agua y la calidad del entorno.

No obstante, uno de los principales retos en la implementación de WSN en entornos acuáticos es disminuir el consumo de energía de los nodos, lo que restringe la durabilidad y efectividad del sistema. En esta tesis se presenta un enfoque inédito: a) Se sensan ciertas variables físicas del agua en periodos de tiempos en los que los nodos están en estado de actividad (el nodo se mantiene encendido; que en inglés se

denomina estado de *on*), b) Utilizando la interpolación de las medidas tomadas, integrada con un modelo matemático no lineal del consumo de baterías, se infieren las medidas no tomadas durante los periodos que se encuentra en estado de inactividad (el nodo se mantiene apagado; que en inglés se denomina estado de *off*). Este método logra optimizar el uso de la energía sin sacrificar la precisión ni la productividad en las granjas de peces.

Una parte importante de la motivación de esta tesis es constatar que en la práctica nuestra solución es sostenible y eficiente para la piscicultura.

1.3. Objetivos

Esta tesis doctoral tiene como propósito el desarrollo de un modelo de ahorro de energía en una WSN utilizada en aplicaciones de monitorización para piscicultura, que permita optimizar el tiempo de descarga de las baterías de los nodos mediante la aplicación de métodos de interpolación que logran aumentar los tiempos de inactividad de los nodos de la WSN. Se formula un modelo matemático que guía la estimación del ahorro de energía en nodos que forman parte de una WSN. Por tanto, el objetivo principal de esta tesis doctoral es:

- Desarrollar, implantar y validar un método de ahorro de energía novedoso para disminuir el tiempo de descarga de las baterías de los nodos de una WSN aplicada a la piscifactoría. Ese método implementa un modelo de interpolación para estimar las medidas que los sensores no toman cuando están en estado de inactividad. Todo ello, considerando la variación no lineal (con el tiempo) de la descarga de las baterías de los nodos.

Para lograr este objetivo se plantean los siguientes objetivos secundarios:

- Diseñar una arquitectura de red del sistema IoT estructurada en tres niveles para una WSN aplicada a la piscicultura, para la adquisición de datos en los nodos con gestión eficiente de la energía mediante ciclos de trabajo que incluya estados de actividad e inactividad, transmisión de datos, procesamiento y almacenamiento de la información.

- Crear un modelo matemático para guiar el diseño del método de ahorro de energía, orientado a optimizar la descarga de las baterías de los nodos de la WSN aplicada a la piscicultura, mediante la estimación de medidas no tomadas durante los estados de inactividad a través de técnicas de interpolación.
- Validar el método de ahorro de energía, mediante el diseño e implementación de una campaña de medidas en un entorno controlado, con el fin de evaluar el desempeño del modelo en condiciones reales, estimando el error de interpolación de las mediciones y validando la viabilidad del enfoque para la reducción del consumo de energía.

Con la consecución de estos objetivos, se busca demostrar de manera efectiva que es posible optimizar los tiempos de descarga de la batería de los nodos de la WSN aplicados a piscicultura validando los resultados teóricos del modelo de interpolación con las medidas experimentales.

1.4. Estado del arte

Existen varios métodos de ahorro de energía en WSN: *Programación Entera Mixta* (MIP, del inglés *Mixed-Integer Programming*) [19], retransmisión eficiente los datos sensados [20], y gestión eficiente de los datos sensados [21]. En la Tabla 1.1 se presentan diferentes métodos específicos de ahorro de energía relacionados con nuestro nuevo modelo.

Método	Referencias	Idea principal del Método
Programación Entera Mixta	[19]	Maximizar la vida útil de la WSN optimizando el encaminamiento de datos, la longitud de los paquetes de datos transmitidos y el número de nodos. Incluye restricciones que tienen en cuenta los datos generados por los nodos, el tiempo total de ocupación, los límites de consumo de energía, la representación de la vida útil de la red y las variables

Método	Referencias	Idea principal del Método
		de enlace para determinar el encaminamiento y el rendimiento de la red de la WSN.
Retransmisión eficiente de datos sensados	[20]	Aplicación de técnicas y protocolos de bases de datos distribuidas que reducen el consumo de ancho de banda y el retraso entre flujos <i>Transmission Control Protocol (TCP)</i> para mejorar el ahorro de energía en una WSN.
Gestión eficiente de datos sensados	[21], [22]	Replicación de datos, programación del estado <i>sleep</i> y optimización entre niveles para minimizar el consumo de energía en una WSN.
Protocolos de encaminamiento	[23], [24]	Uso de protocolos y algoritmos de encaminamiento energéticamente eficientes en una WSN.
Dispositivos en estado de <i>sleep</i>	[17], [25], [26], [27]	Implementación del estado de <i>sleep</i> y modificaciones de <i>firmware</i> para optimizar la vida útil de descarga de la batería de los nodos en una WSN.
Apagado de interfaces inalámbricas	[28], [29]	Un enfoque es apagar las interfaces inalámbricas de los nodos que no se comunican activamente, otro es estudiar los <i>ciclos de trabajo dinámicos (DDC, del inglés Dynamic Duty Cycles)</i> para reducir los retrasos de la comunicación y mejorar el rendimiento y la vida útil de descarga de la batería en la WSN.
Agregación de datos sensados	[30], [31]	La agregación de datos sensados para reducir la distancia de comunicación es un método para ahorrar energía en la topología tipo árbol en una WSN.

Método	Referencias	Idea principal del Método
Agrupamiento	[31], [32], [33], [34], [35]	Selección óptima de <i>heads</i> de <i>clusters</i> , incorporación del modelo <i>Delay and Energy-Aware Routing (DEAR)</i> para minimizar simultáneamente la distancia entre <i>clusters</i> y el número de saltos y algoritmos de agrupamiento para minimizar el consumo de energía durante la transferencia de datos en una WSN.

Tabla 1.1: Resumen de métodos de ahorro de energía en WSN

1.4.1. Programación Entera Mixta

En [19] se estudia el tamaño óptimo de los paquetes de datos transmitidos entre nodos y los efectos de la distancia entre los nodos de la WSN utilizando nodos *Tmote Sky*. Consideran el impacto de seis entornos, diseñan un modelo de *Programación Entera Mixta (MIP, del inglés Mixed Integer Programming)*. Las simulaciones muestran que la disminución del número de nodos que cubren un área determinada evita el aumento de las retransmisiones, lo que es directamente proporcional al consumo de batería de cada nodo. Cuanto mayor sea el tamaño del paquete, menor es el número de retransmisiones y mayor la vida útil de la WSN. Es un enfoque fundamental para la planificación teórica de los nodos de la WSN que intenta optimizar las piscifactorías del Mundo real en las que la asignación de sensores está determinada por otros parámetros económicos y de salud.

Nuestro método se aparta de la optimización estructural de la WSN para centrarse en la reducción directa del número de medidas necesarias, mediante la aplicación de técnicas de interpolación. En lugar de ajustar la cantidad de nodos o el tamaño de los paquetes de datos transmitidos, se reduce la actividad de sensado y transmisión de cada nodo sin comprometer la integridad de los datos, lo que se traduce en un ahorro energético. Mientras que el modelo de los autores mencionados anteriormente optimiza el diseño físico y operativo de la WSN desde el punto de vista de las comunicaciones, nuestra propuesta actúa sobre la tarea de adquisición de datos, lo que la convierte en una solución más flexible.

1.4.2. Retransmisión eficiente de datos sensados

La aplicación de técnicas de bases de datos distribuidas se utiliza para recopilar y almacenar datos en grandes WSN con el fin de mejorar el ahorro energético. Como ejemplo, Parra et al. [20] presentan el diseño, implementación y prueba de un sistema inteligente de recolección de datos en el que se monitorizan parámetros como el ancho de banda consumido por cada nodo en la WSN de tanques de acuicultura. Un servidor solicita y recopila datos de un sensor de conductividad y un sensor de nivel y los almacena en una base de datos. Los datos de los sensores se procesan, almacenan y transmiten utilizando protocolos de ahorro de energía diseñados eficientemente para establecer los caminos más rápidos. El sistema se implementa utilizando módulos *Flyport*. En el sistema de recolección de datos se comprueba el ancho de banda consumido y el retraso de los paquetes del TCP que contienen datos medidos por sensores.

Las técnicas para la retransmisión eficiente de datos pueden pasar por alto aspectos críticos como el ahorro de energía en el procesamiento y el almacenamiento, y pueden surgir problemas de escalabilidad en WSN grandes. En nuestro prototipo experimental se recolectan datos sensados en un servidor en la nube utilizando protocolos de Internet. La monitorización de los parámetros del agua se realiza en tiempo real, es decir, una vez son sensados los datos si se detecta que algún dato está fuera del rango y que pueda afectar la salud de los peces, desde los nodos se generan alarmas directamente.

1.4.3. Gestión eficiente de los datos sensados

Los autores de [21] consiguen mejoras significativas en la eficiencia energética y la vida útil de la WSN gracias a su método de ahorro de energía. Al implantar técnicas como la activación de los nodos de sensores necesarios y el empleo de compresión de datos transmitidos entre nodos y fusión de paquetes de datos sensados, logran reducir el consumo de energía y, al mismo tiempo, mantener una alta accesibilidad a los datos y tiempos de respuesta a las consultas en las WSN. Los autores [22] también emplean un método de gestión de datos aplicado a las *Redes Inalámbricas de Sensores Corporales*

(WBSN, del inglés *Wireless Body Sensor Networks*), que consiste en un marco de trabajo para la programación inteligente de relaciones entre enfermeras y pacientes que incluye tres fases: recopilación y transmisión de datos, clasificación de pacientes y programación de las enfermeras. Este marco de trabajo manipula la tasa periódica de transmisión de datos para reducir el consumo de energía sin comprometer la integridad de la información. Como resultado, el marco de trabajo demuestra ser eficaz para extender la vida útil de la WSN hasta en un 95% y equilibrar las cargas de trabajo de las enfermeras, lo que permite que cada enfermera atienda a un promedio de 5 pacientes con una criticidad acumulada del 62% durante cada hora.

Las propuestas actuales para la gestión de metadatos son inadecuadas para manejar eficientemente grandes volúmenes de datos distribuidos, lo que resalta la necesidad de mejorar las estrategias de gestión de metadatos eficientes en energía. Aunque estas técnicas de gestión eficiente de datos son efectivas para optimizar la transmisión y el procesamiento de datos ya recolectados, nuestro modelo introduce una mejora adicional en el sensado de datos: disminuye la cantidad de medidas de sensado porque implantamos su estimación matemática. Con esto logramos aumentar el tiempo de descarga de la batería de los nodos y disminuir la cantidad de datos sensados a comunicar al Servidor de la nube quien realiza la estimación de datos.

1.4.4. Protocolos de encaminamiento

Los protocolos de encaminamiento eficientes para el ahorro de energía son un enfoque clásico. Los autores de [23] proponen un algoritmo de *Encaminamiento Oportunista Eficiente en Términos de Tiempo y Energía* (EE-OR, del inglés *Energy-Efficient Opportunistic Routing*) basado en el algoritmo *Energy Piggyback and Backward-Listening* (EP-BL). La selección y priorización del conjunto de reenvíos los realiza el nodo de origen o de retransmisión, frente a otras propuestas en la que esto lo llevan a cabo, de forma distribuida, los nodos pertenecientes al conjunto de reenvíos. Este enfoque permite al emisor determinar de forma eficiente los mejores nodos de retransmisión en función de la energía residual y otros parámetros, reduciendo la sobrecarga y la complejidad asociadas a la coordinación distribuida entre múltiples nodos. Kumar et al. [36] presentan el protocolo de encaminamiento *Trust-Based Energy-Aware* que utiliza

el protocolo *Encaminamiento Seguro Optimizado Golden Eagle (GEOSR*, del inglés *Golden Eagle Optimized Secure Routing*) para WSN (que ellos denominan redes de sensores *Ad-Hoc*). Su objetivo es abordar las amenazas de seguridad en redes de sensores *Ad-Hoc* que producen pérdidas de paquetes, sobrecarga de la red, aumento del consumo de energía y retraso en la comunicación. Ataques como la modificación, duplicación y bucle de paquetes de datos (por ejemplo, ataques carrusel y de estiramiento) hacen que los nodos retransmitan o procesen datos innecesarios, lo que provoca un mayor consumo de energía. El protocolo propuesto implica agrupamiento basado en estimación de distancia, evaluación de confianza para identificar nodos maliciosos y selección de encaminamiento basado en los parámetros de eficiencia energética y seguridad del protocolo GEOSR. También compara el protocolo propuesto con técnicas existentes y muestra su idoneidad para aplicaciones en tiempo real. No necesita utilizar un protocolo de encaminamiento energéticamente eficiente debido a que su prototipo no utiliza una gran cantidad de nodos. Naveena et al. [24] diseñan un protocolo basado en algoritmos genéticos para identificar el mejor camino para compartir los datos. Esto reduce el proceso de ejecución y comunicación y disminuye el consumo de energía. Proponen una nueva estrategia optimizada de características profundas (representaciones abstractas de alto nivel aprendidas por los modelos de aprendizaje profundo, normalmente extraídas de múltiples niveles de redes neuronales. Estas características capturan patrones y estructuras complejas en los datos), llamada *Marco de Gestión Energética Basado en la Creencia Profunda de Buffalo (BDBEMF*, del inglés *Buffalo-based Deep Belief Energy Management Framework*) para administrar la utilización de energía en la WSN. El BDBEMF se diseña para funcionar con el protocolo *Jerarquía de Agrupación Adaptativa de Baja Energía (LEACH*, del inglés *Low-Energy-Adaptive-Clustering-Hierarchy*), que es un protocolo de red avanzado para WSN con un modelo de agrupamiento que incluye la formación de nodos, la selección de *cluster head* y la transmisión de datos dentro de los *clusters* para optimizar el uso de energía y reducir la congestión durante la transferencia de datos. El BDBEMF utiliza la optimización de *Buffalo* y el modelo neuronal de aprendizaje profundo para proporcionar características de monitorización continua en un estado óptimo. El modelo propuesto también maneja colisiones iniciando el proceso de migración y compartiendo la mitad de los datos del concentrador a otro concentrador con menor velocidad de datos. Los autores evalúan

el modelo propuesto y demuestran que tiene una tasa de disipación de energía escasa, más energía residual y una tasa de sobrecarga de datos óptima.

En esta tesis, se adopta una estrategia distinta al no centrarse en la optimización del tráfico de red, sino en reducir directamente la necesidad de comunicación, disminuyendo la frecuencia de toma de datos (sensado) y transmisión, mediante interpolación de datos tomados (sensados). Al evitar que los nodos estén en estado de actividad de forma continua y al permitir la reconstrucción precisa de datos omitidos durante los periodos de estado de inactividad, se logra una disminución del consumo de energía sin necesidad de protocolos de encaminamiento complejos. Mientras que los métodos basados en protocolos de encaminamiento optimizan el uso de caminos activos, nosotros proponemos minimizar el estado de actividad de los nodos, lo que constituye una alternativa complementaria para el ahorro de energía en WSN con necesidades de comunicación moderadas.

1.4.5. Dispositivos en estado de *sleep*

Este método tiene como estrategia poner en estado de *sleep* a los nodos cíclicamente (que reciben el nombre, en inglés, *Duty Cycle*). Los autores de [17] minimizan el consumo de energía en su sistema, haciendo que los nodos se activen e inactiven, desconectando temporalmente el hardware que no se necesita durante los estados de *sleep*. Diseñan e implementan varias soluciones de hardware y software para extender la vida útil de la WSN y hacen que el sistema sea autónomo y adecuado para tal escenario de aplicación. El sistema propuesto consta de diferentes componentes. La jerarquía de *Comunicación Definida por Software SUNSET (SDCS*, del inglés *Software Defined Communication Stack*) proporciona capacidades de red a los nodos submarinos que se comunican acústicamente a través de módems *AppliCon SeaModem*. Se utilizan sondas *Hydrolab Serie 5* para la monitorización de la calidad del agua. La vida útil de los nodos submarinos se extiende mediante el uso de un dispositivo novedoso para obtener energía de las corrientes de agua submarinas a través de hélices adecuadas. El rendimiento del sistema propuesto se evalúa ampliamente en el campo mediante la monitorización de la calidad del agua en tres jaulas de cultivo de peces. El sistema está conectado a Internet, lo que permite a los usuarios interactuar fácilmente con el sistema submarino en tiempo real.

Los autores de [24] implementan el estado de *sleep* de nodos a intervalos prefijados para su sistema de medición hidrográfica en una WSN utilizando plataformas Arduino. Administran la energía utilizando un temporizador *WatchDog* (*WDT*, del inglés *WatchDog timer*) para configurar el procesador para que se suspenda durante un período determinado. Para minimizar el consumo de energía, se utiliza la función *LowPower.powerDown* de la biblioteca *LowPower*. Esta función utiliza el WDT incorporado en el Arduino configurado a un máximo de 8 s. Con lo anterior, es posible extender la vida útil operativa de las aplicaciones hasta no más de 48 h porque el consumo en tiempo de *sleep* es elevado. Los autores de [26] modifican el firmware de *Xbee S2C* para el estado de *sleep* optimizando la duración de la batería de los encaminadores y del coordinador ya que este modo solo viene por defecto en los nodos finales. En [27] se utiliza un método llamado *Stash*, que incorpora un almacenamiento de energía flexible siendo esto una estrategia para gestionar pequeñas fuentes de energía distribuidas, que funcionan de manera independiente; pero están organizadas bajo un marco común para optimizar su uso. Este método permite que los dispositivos móviles alimentados de forma intermitente recolecten energía cuando las condiciones son favorables sin incurrir en desventajas durante las fluctuaciones. Los resultados muestran que la combinación de *Small_FE* con la tecnología *Stash* proporciona un funcionamiento más eficaz del sensor en diversas situaciones. En concreto, puede detectar y notificar más datos del sensor: hasta un 8% más en comparación con las configuraciones que utilizan sólo *Small_FE* o *Large_FE*, y alrededor de un 7% más que *Reconfig_FE*, especialmente cuando hay mucha energía disponible para que el dispositivo funcione de forma eficiente. Los escenarios incluyen condiciones dinámicas de recolección de energía en interiores, donde la disponibilidad de energía fluctúa debido a factores como el movimiento del usuario y los cambios ambientales, como el flujo de aire de los sistemas *Heating, Ventilation, and Air Conditioning (HVAC)*. El modo de *sleep* que se lleva a cabo en periodos en los que los dispositivos no están detectando, procesando o comunicando activamente, enfrenta varios desafíos, incluida la dificultad de gestionar efectivamente el almacenamiento y la distribución de energía a medida que aumenta el número de dispositivos. Su implementación real se orienta a sensores o tareas específicas, lo que podría limitar su aplicabilidad en un rango más amplio de dispositivos y entornos. Además, las condiciones de comunicación realistas, como los

retrasos causados por contención, colisiones e interferencias en el canal inalámbrico, no se consideran adecuadamente. Estas limitaciones sugieren la necesidad de llevar a cabo una investigación adicional para mejorar la adaptabilidad, eficiencia y robustez de técnicas de gestión de energía como *Stash* en diversos contextos operacionales. En esta tesis no se modifican los protocolos y el firmware de los nodos inalámbricos porque implica la personalización para un entorno específico. Nos interesa una solución general que solo tenga en cuenta los parámetros de consumo de los nodos. Se gestiona y monitoriza el consumo de energía de los nodos inalámbricos varias veces para obtener el ajuste de varios parámetros para nuestro modelo.

La diferencia entre nuestro nuevo método y los trabajos anteriores es que el nuestro permite generar un modelo formal que puede estimar datos a partir de los datos no tomados y logrando así optimizar la descarga de las baterías.

1.4.6. Apagar las interfaces inalámbricas

Otro método de ahorro de energía es apagar las interfaces inalámbricas que no están siendo usadas para comunicar activamente. Cuanto más tiempo permanezca apagada la interfaz inalámbrica del sensor, mayor sería el ahorro de energía. Un ejemplo es la desactivación de las interfaces inalámbricas de los nodos que no participan en un camino en malla y la adaptación del protocolo de encaminamiento de datos contribuye al ahorro de energía. Marrero et al. [28] determinan que, utilizando *Ciclos de Trabajo Dinámicos* (DDC, del inglés *Dynamic Duty Cycles*), los tiempos de transmisión cortos implica demoras prolongadas debido a la retransmisión de datos perdidos. Diseñan un mecanismo para dimensionar el DDC para reducir los retrasos de transmisión, mejorar el rendimiento y la vida útil de las WSN estudiando la duración del ciclo de trabajo. Por otra parte, los autores de [37] desarrollan un nuevo mecanismo de ciclo de trabajo asíncrono denominado *Doble Cola para la Eficiencia Energética* (DACODE, del inglés *Dual Queuing for Energy Efficiency*) para distribuir de forma adaptativa las comunicaciones en la WSN cuando los nodos se encienden y apagan dinámicamente.

Nuestro método puede interactuar con esos trabajos. De hecho, nuestro prototipo se implementa sobre una red *Wireless Fidelity* (WiFi) en malla. La diferencia es que nuestro método no se centra en el cálculo del DDC óptimo (estático o dinámico). Se

centra en evitar transmitir los datos no tomados, siempre que sea posible, lo que representa una reducción más directa y efectiva del consumo de energía en escenarios con patrones de datos estables, como es el caso de las piscifactorías.

1.4.7. Método de agregación de datos

La agregación de datos sensados [29], [38] para minimizar las comunicaciones es otra técnica tradicional. En este contexto, la fusión de datos es un método muy adecuado para topologías de árbol en WSN, y permite implantar eficientemente el ahorro de energía. En [29], se utiliza la fusión de datos sensados para agregar paquetes de datos, reduciendo la distancia de comunicación y limitando el alcance de las comunicaciones entre grupos a un menor número de nodos.

Los métodos de agregación de datos estudiados no consideran completamente las características no lineales de la descarga de las baterías de los nodos entre los estados de inactividad y actividad, lo que podría afectar la eficiencia energética. Los efectos del aumento en el número de nodos en el rendimiento general del sistema y el consumo de energía no han sido investigados a fondo, ni tampoco las implicaciones de usar una serie de datos muestreadas a bajas frecuencias (es decir, con menos datos capturados), que permiten mejorar la eficiencia energética y la fiabilidad en la transmisión de datos.

1.4.8. Método de agrupamiento

El agrupamiento se ha aplicado tradicionalmente para el ahorro de energía. En [31], se propone una selección óptima de *heads* de agrupamiento (*cluster*) en función de la energía disponible, junto con un modelo de encaminamiento con retraso (establece un camino desde cada *cluster head* a la estación base para minimizar el número de transmisiones de datos o saltos, reduciendo así la latencia), que considera la energía residual y el consumo de energía de los nodos. Este enfoque permite equilibrar la carga, optimizar las operaciones de la WSN y maximizar su vida útil mediante una comunicación eficiente inter-*cluster*. Reducen la distancia que los datos deben recorrer y limitan el rango de comunicación entre los *clusters* a un número menor de nodos. Los resultados numéricos muestran que el consumo de energía se puede equilibrar de manera efectiva entre los nodos, y que el período de estabilidad puede extenderse

significativamente. Muhanned et al. [39] proponen un nuevo algoritmo de agrupamiento, llamado *C3HA*, para WSN, que selecciona *heads* de *cluster* cercanos al centro del *cluster* para minimizar el gasto de energía durante la transferencia de datos. El artículo tiene como objetivo reducir el consumo de energía en las WSN determinando con precisión los *heads* de *clusters*, de manera que se consuma menos energía durante la transferencia de datos. Abdulzahra et al. [40] utilizan técnicas de agrupamiento, programación y reenvío para aumentar la vida útil de las WSN, definiendo un protocolo de *Agrupamiento Desigual Eficiente en Energía Basado en Lógica Difusa con Programación de Suspensión (EFUCSS*, del inglés *Energy-efficient Fuzzy-based Uneven Clustering with a Sleep Scheduling*) para IoT. Las *Redes de Sensores Periódicos (PSN*, del inglés *Periodic Sensor Networks*) en IoT [32] explotan la redundancia temporal y espacial de los datos sensados para reducir el volumen de datos transmitidos al sumidero, definiendo un protocolo de dos niveles. El primer nivel utiliza una técnica modificada de *k-nearest* para minimizar la redundancia de datos a nivel de nodo. El segundo nivel utiliza un agrupamiento jerárquico ascendente para reducir la redundancia de datos a nivel del *head* de *cluster*. Utilizan datos reales de sensores del Laboratorio de *Intel Berkeley* para evaluar su protocolo, comparando la tasa de reducción de datos, el ahorro de energía y la pérdida de datos con otros trabajos similares. Harb et al. [34] emplean dos técnicas principales: *Programación Espacio-Temporal Eficiente en Energía (ESTS*, del inglés *Energy-efficient Spatio-Temporal Scheduling*) y *Programación Espacio-Temporal Redundante Eficiente en Energía (RESTS*, del inglés *Redundant Energy-efficient Spatio-Temporal Scheduling*). Estas técnicas se centran en reducir la redundancia de datos aprovechando las correlaciones espacio temporales entre los datos de los sensores y optimizando la programación de los nodos para que pasen a estado de *sleep* con mayor frecuencia. Los resultados obtenidos con este método incluyen una reducción de hasta el 93% de los datos enviados a la *Cabecera del Cluster (CH*, del inglés *cluster head*) con ESTS y un 90% con RESTS, en comparación con la técnica que envía todos los datos sensados. Se observa una extensión significativa de la vida útil de la WSN, superando los métodos *Coeficiente de Producto-Momento de Pearson (PPMC*, del inglés *Pearson Product-Moment Coefficient*) y *Recogida de Datos basada en la Fiabilidad de la Estructura (SFDC*, del inglés *Structure Fidelity Data Collection*), siendo ESTS el que ofrece mejores resultados en el mantenimiento de la operación de los sensores a lo largo del

tiempo. También se mejora la fiabilidad y la cobertura del área monitorizada mientras se reduce el consumo de energía.

Los autores de [33] utilizan el algoritmo de *Integración de Moda Autónoma Distribuida con Reglas Si-entonces Difusas (IDAF-FIT*, del inglés *Distributed Autonomous Fashion with Fuzzy If-then Rules*), que se enfoca en detectar nodos de mejor calidad, eliminar nodos maliciosos y optimizar el encaminamiento mediante la Técnica de *Preservado Adaptativo de la Privacidad de la Ubicación de la Fuente utilizando Caminos Aleatorios (ASLPP-RR*, del inglés *Adaptive Source Location Privacy Preservation Technique using Randomized Routes*). Los resultados obtenidos con este método de ahorro de energía incluyen un aumento en la precisión de los datos, minimización de errores de estimación, reducción del consumo de energía y mejora en la vida útil de la WSN en comparación con los métodos existentes. El rendimiento se mide a través de parámetros como el nivel de energía residual y el consumo de energía total, demostrando que el método propuesto supera enfoques tradicionales como el agrupamiento k-means y el agrupamiento difuso consciente de la energía. De manera similar, el método de ahorro de energía propuesto por los autores [35] consiste en el *Algoritmo de Agrupamiento de Alta Calidad con Clusters en WSN (HQCA-WSN*, del inglés *High-Quality Clustering Algorithm in wireless sensor networks*), que tiene como objetivo mejorar el proceso de agrupamiento y seleccionar mejores centros primarios para el agrupamiento en WSN. Este método mejora la eficiencia energética al optimizar la selección de la CH en función de la densidad de nodos y la cobertura total, reduciendo así el consumo de energía en áreas de alta densidad en comparación con las áreas de baja densidad. Los resultados obtenidos con el método HQCA-WSN indican una mejora significativa en la vida útil de la WSN, así como mejoras en las métricas de la *Muerte del Primer Nodo (FND*, del inglés *First Node Death*) y la *Muerte del Último Nodo (LND*, del inglés *Last Node Death*). Los autores [41] utilizaron para una WSN de monitoreo ambiental un método de agregación combinado con encaminamiento, que minimiza la distancia entre los nodos sensores y la estación base, reduce la transmisión de datos y disminuye el número de paquetes enviados entre los nodos sensores y receptores. En concreto, incluye la selección de las *clusters heads* más cercanas a la estación base y la reducción del número de nodos sensores asignados a cada *cluster head*.

Obtener buenos resultados con la agregación de datos, el agrupamiento y la fusión de datos en una WSN en malla es significativamente complejo. En cambio, los resultados de la interpolación son eficientes desde el punto de vista de que se puede optimizar el tiempo de descarga de la batería de los nodos de la WSN.

1.5. Otros métodos de ahorro de energía

Existen otros métodos de ahorro de energía que utilizan una estrategia de gestión energética activa y optimizada, que combina la recolección de energía, la transferencia inalámbrica y la planificación eficiente del suministro para maximizar la vida útil de la WSN y mejorar su eficiencia operativa.

En [42], estudian el ahorro de energía en las *Redes de Sensores Inalámbricos Recargables* (WRSN, del inglés *Wireless Rechargeable Sensor Network*) mediante el uso de módulos de carga inalámbrica multinodo. Estos módulos permiten una distribución de energía más eficiente entre los sensores, prolongando su vida útil al reducir el consumo de energía total de la red. Por ejemplo, el *Cargador Móvil* (MC) se encarga de mantener la energía de la WSN viajando a los puntos de carga y transfiriendo energía a los sensores cercanos, lo que ayuda a minimizar la tasa de fallos de los nodos. Además, se ha demostrado que algoritmos como el de integración de redes neuronales de Grafos con el Aprendizaje profundo Q (*GraphDQN*, del inglés *integration of Graph neural Networks into the Deep Q-Learning*), superan a los métodos tradicionales al aprender y explotar eficazmente la topología de la red, lo que conduce a una mejor gestión de la energía y a una reducción de fallos en los nodos a lo largo del tiempo. Los autores de [43] también proponen un algoritmo de ahorro de energía denominado *Recopilación Conjunta de Datos y Carga Inalámbrica* (JDCWC, del inglés *Joint Data Collection and Wireless Charging*) para WSN recargables. Este método combina la recopilación de datos y la recarga de energía en un único elemento móvil, con el objetivo de prolongar la eficiencia energética y mejorar la recopilación de datos en las WRSN mediante la selección óptima de puntos de agrupación para la carga o la recopilación de datos, garantizando así un uso eficiente de los recursos. De igual manera en [44] mencionan que el ahorro de energía en WSN se puede lograr a través de varios métodos, entre ellos:

- *Reemplazo de nodos agotados*: sustituyéndolos por otros nuevos para mantener la funcionalidad de la red y extender la vida útil general de la red.
- *Recolección de energía*: utilizando fuentes de energía renovables (como la solar o la eólica) para recargar los nodos, lo que reduce la dependencia de las baterías tradicionales.
- *Transferencia de energía inalámbrica (WPT, del inglés Wireless Power Transfer)*: permitiendo el suministro continuo de energía a los nodos, lo que minimiza la necesidad de reemplazos de baterías y mejora la longevidad operativa.
- *Programación de carga eficiente*: usando cargadores móviles que priorizan los nodos en función de sus niveles de energía y tasas de consumo ayuda a optimizar el proceso de carga, garantizando que los nodos en riesgo de agotar su energía se carguen primero.

Los autores de [45], [46] coinciden en que una gestión eficiente del suministro energético, combinada con recolección de energía, planificación de carga y optimización del encaminamiento, es clave para mejorar la sostenibilidad y la eficiencia de las WSN. Indican que se puede prolongar la vida útil operativa de las WSN y, al mismo tiempo, garantizar un uso eficiente de la energía mediante diversas estrategias, incluyendo esquemas de carga estática y dinámica. En la carga estática, el camino se predetermina en función de las solicitudes de carga, lo que puede reducir la distancia de viaje y el consumo de energía al optimizar el camino de carga (camino más eficiente que un cargador móvil debe seguir para minimizar la distancia de viaje). Además, los sistemas de carga colaborativa que utilizan múltiples *Vehículos de Carga Inalámbrica (WCV, del inglés Wireless Charging Vehicle)* pueden también minimizar los caminos de carga y los tiempos de carga, mejorando la cobertura de la WSN y la eficiencia energética. La carga dinámica, por otro lado, permite realizar ajustes en tiempo real al plan de carga en función de las condiciones de la WSN, lo que ayuda a abordar el agotamiento de energía de manera efectiva y evita los agujeros (*holes*) de cobertura.

Aunque los métodos de ahorro de energía basados en la gestión activa, la recolección de energía y la transferencia inalámbrica han demostrado ser efectivos en WRSN (ya que mejoran el suministro energético y reducen la tasa de fallos de los nodos),

su implementación requiere infraestructura adicional, algoritmos avanzados y elevados costes computacionales, lo que limita su aplicabilidad en entornos con recursos restringidos. En contraste, el método propuesto en esta tesis, basado en modelos de optimización matemática e interpolación, ofrece una solución más sencilla y eficiente, ya que actúa directamente sobre la reducción de la necesidad de sensado cuando se encuentran en estado de actividad, permitiendo predecir valores de los sensores y disminuyendo tanto el consumo de energía asociado a la medida como el procesamiento y la comunicación de datos. Estas características lo convierten en una alternativa especialmente adecuada para escenarios donde la instalación de sistemas de recolección de energía o de carga dinámica resulta inviable o poco rentable, aportando así una solución práctica y escalable para la gestión energética de WSN en presencia de recursos limitados.

Como observación final, se resalta que ninguno de los trabajos revisados con modelos de *Duty Cycle* en los nodos WSN utiliza modelos de interpolación.

1.6. Contribuciones y aportaciones

Los métodos de *Duty Cycle* consisten en suspender el funcionamiento de dispositivos finales, nodos o interfaces inalámbricas durante el estado de *sleep*, lo que sacrifica la eficiencia del sistema a cambio del ahorro de energía. Estos métodos generalmente no consideran los problemas de crecimiento de los peces debido a cambios no detectados en las variables físicas medidas mientras los nodos están en estado de *sleep*. Nosotros no obligamos al nodo a pasar al estado de *sleep*. Por el contrario, alternamos estados de actividad en los cuales los nodos están encendidos (*on*) y en estados de inactividad en el que los nodos están apagados completamente (*off*).

En esta tesis doctoral se utiliza un método que se centra en la estimación de los datos no tomados (mientras se mantiene el nodo en estado de inactividad) manejando diferentes modelos de interpolaciones matemáticas (lineal, *spline* y *nearest*). Estos modelos permiten planificar el tiempo en que permanece en estado de inactividad de los nodos para no causar problemas al crecimiento de los peces y optimizar el tiempo de descarga de la batería de los nodos de la WSN. Se valida nuestro método experimentalmente para demostrar que es esencial considerar el consumo de energía

adicional que ocurre cuando un nodo se pasa al estado de actividad después de haber estado de inactividad durante un cierto período y que afecta drásticamente la descarga de su batería. En esta tesis realizamos varios experimentos para validar un modelo que ajuste los parámetros de consumo de energía del nodo. Primero, las baterías de los nodos se cargan completamente una vez se encienden y se calcula su vida útil experimentalmente. Luego, se introduce los periodos de estado de inactividad en cada nodo utilizando diferentes intervalos de tiempo. Finalmente, se caracteriza el ahorro energético real en cada nodo y se compara los resultados con el ahorro predicho por nuestro método, presentando errores de estimación entre 4,9 % y 0,2 %.

Las principales contribuciones de esta tesis doctoral son las siguientes:

- Un modelo de ahorro de energía para disminuir el tiempo de descarga de la batería de los nodos de una WSN que implementa la estimación de las medidas no tomadas por los sensores, considerando el consumo de energía de las baterías de los nodos entre los estados de trabajo de inactividad y actividad de los nodos.
- Una nueva formulación de optimización matemática para guiar el diseño del modelo mediante un mecanismo de interpolación. El coste computacional de la interpolación es muy bajo (produce resultados en tiempo real).
- Diseño e implementación de un prototipo de WSN a escala real instalado sobre el agua para validar el método de ahorro de energía. Este prototipo nos permite ajustar y mejorar nuestro método.

La característica principal de nuestro modelo es que predice el tiempo de descarga de las baterías de los nodos de la WSN conociendo el consumo de energía de la hoja de datos de los sensores.

1.7. Estructura de la memoria

El primer capítulo introduce los antecedentes, objetivos, motivación, estado del arte relevante, así como las contribuciones de esta investigación.

El segundo capítulo aborda la arquitectura del sistema IoT diseñada para aplicar en piscifactorías.

El tercer capítulo propone el modelo para el ahorro de energía lineal y semiempírico en WSN aplicado a piscicultura y se plantea el problema general de optimización.

En el cuarto capítulo se plantea el modelo de ahorro de energía no lineal propuesto combinado con técnicas de interpolación.

En el quinto capítulo se presenta la aplicación experimental del modelo en un prototipo real y controlado de piscifactorías.

Por último, en el capítulo sexto se ofrece conclusiones, líneas de trabajo futuro y recomendaciones derivadas del estudio.

2. Arquitectura del sistema IoT para piscifactorías

En este capítulo se presenta información puntual sobre la arquitectura del sistema IoT aplicado en piscifactorías utilizada para validar nuestro método novedoso de ahorro de energía. Dicha arquitectura consta de tres niveles. En el primer nivel, los nodos de la WSN pasan del estado de actividad al de inactividad cíclicamente para optimizar el uso de la energía de sus baterías. En el segundo nivel se despliega una red WiFi en malla portátil y transportable que puede aplicarse tanto en piscifactorías con cobertura WiFi como en campañas de monitorización en campo abierto. Esta red transfiere datos a Internet y la Web (tercer nivel de la arquitectura) donde se aloja un servidor que recoge los datos sensados y aplica los métodos de interpolación.

2.1. Introducción

El objetivo del diseño de la arquitectura de nuestro sistema IoT aplicado a las piscifactorías es validar nuestro método de ahorro de energía. En la Figura 2.1 se muestra la arquitectura de comunicación del sistema IoT. Este sistema es portátil, es decir, puede ser desplegado en cualquier piscifactoría que cuente con una red WiFi dentro de sus instalaciones. También es transportable: puede ser utilizado para una monitorización temporal, realizando una campaña de medidas de sensores en campo abierto (es decir, campos típicos de camarones en Ecuador [47]) si los puntos de acceso WiFi cuentan con energía solar o una batería adicional.

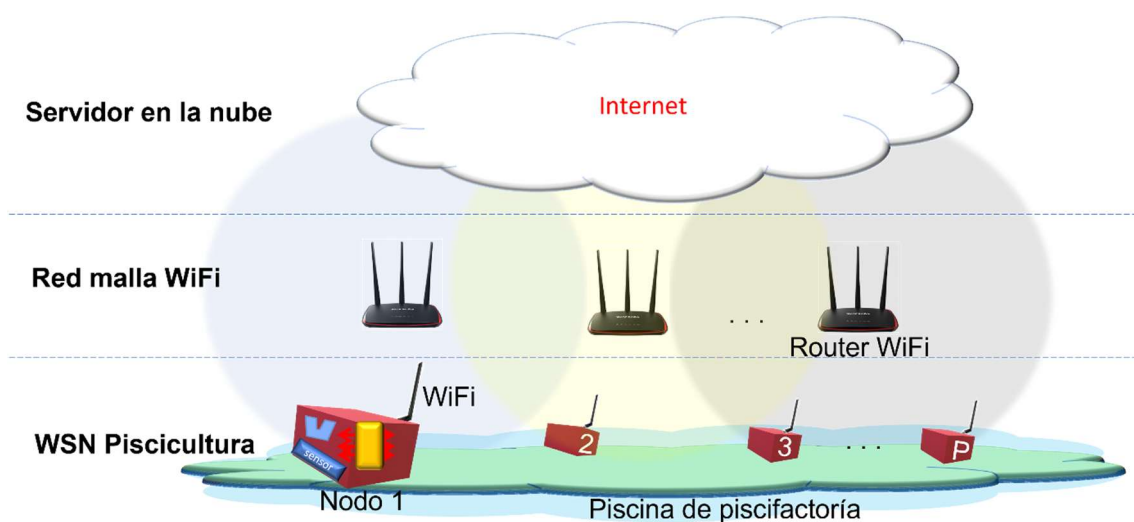


Figura 2.1: La arquitectura de comunicación del prototipo de piscicultura e IoT

En líneas generales, la funcionalidad de los distintos niveles son los siguientes:

- *Los WSN de la piscifactoría:* desplegada en la superficie del agua. Un nodo consiste en una cápsula impermeable equipada con una antena WiFi, un sensor específico para medir una variable física de interés y una unidad mínima de procesamiento y comunicación. Se considera el uso de sensores que miden variables físicas del agua a intervalos constantes en cada periodo. Estos sensores deben generar una alarma lo antes posible en caso de que estas variables se salgan del rango permitido (lo que podría dañar la salud y el crecimiento de los peces). Estos valores sensados se entregan a los puntos

de acceso WiFi a los que están conectados. Un nodo en particular se comunica con un punto de acceso WiFi específico.

- *Red malla WiFi*: cada encaminador WiFi puede comunicarse con sus vecinos (aquellos que están en las zonas de cobertura superpuestas en la Figura 2.1) y con un conjunto particular de nodos del WSN de la piscifactoría (aquellos dentro del rango de cobertura en la Figura 2.1). Los encaminadores WiFi reciben los valores de las variables sensadas y los entregan al servidor en la nube utilizando protocolos de Internet (IoT).
- *Servidor en la nube*: se utiliza para almacenar y procesar los datos sensados por la WSN de la piscifactoría. El servidor recibe datos de los encaminadores WiFi. La conexión al servidor en la nube se logra mediante la red cableada de la piscifactoría o bien utilizando una puerta de enlace de comunicaciones 5G en los puntos de acceso WiFi en campo abierto. En ambos escenarios, es esencial implantar un método eficiente de ahorro de energía.

2.2. Comparativo de tecnologías de comunicación para diseño de la arquitectura del sistema IoT

Para la selección de los equipos de medición realizamos un análisis exhaustivo de alternativas tecnológicas tanto industriales como no industriales. El objetivo es analizar aquellos equipos que en general facilitan el diseño de nuestro método de ahorro de energía. Dicho análisis incluye productos de empresas españolas (*Libelium*, *Envira*) y colombianas (*Siot*, *Bismark*), así como dispositivos utilizados en la literatura científica como el *NodeMCU*, *Arduino Uno* y *ESP8266*. En la Tabla 2.1 se detalla su evaluación con el objetivo de seleccionar los mejores para realizar las medidas de las características del agua tales como temperatura, pH, oxígeno disuelto en H₂O, turbidez y nitrato (NO₃⁻). Se presenta una comparación de los equipos IoT de medición en términos de las características del agua que se monitorizan, los protocolos usados en la red de acceso, opciones de almacenamiento de datos, plataformas de análisis compatibles y la compatibilidad para implantar la política de ahorro de energía pasando los nodos a estado de actividad e inactividad [48].

Un detalle importante de la Tabla 2.1 es que utilizan protocolos de red móvil relativamente antiguos y pueden suponer un mayor consumo de energía en comparación con tecnologías de bajo consumo: *Global System for Mobile Communications (GSM)*, *General Packet Radio Service (GPRS)*, tercera Generación (3G) y cuarta Generación (4G). Por otro lado, permiten el uso de protocolos como *Long Range (LORA)*, Ethernet y WiFi, que son adecuados para aplicaciones de monitorización ambiental y sensado distribuido, dado su menor requisito energético y mayor facilidad para implantar políticas de encendido y apagado de nodos. El sistema de acopio es el tipo de almacenamiento y gestión de los datos recolectados por los nodos, que puede ser local (mediante bases de datos como MySQL, archivos en Excel o almacenamiento en tarjetas SD) o en la nube, a través de plataformas IoT como *ThingSpeak*, *Azure*, *Amazon Web Services*, *Thingier.io* o *Cumolocity*. Nótese que existen soluciones que son propietarias, como por ejemplo *Thing+* de *Libelium* o *Cumolocity IoT* de *Bismark*, las cuales pueden limitar la flexibilidad del usuario para implantar estrategias personalizadas de gestión energética, a diferencia de plataformas abiertas que operan con protocolos estandarizados como *Message Queuing Telemetry Transport (MQTT)*, *Constrained Application Protocol (CoAP)* o *Representational State Transfer (REST)*.

En cuanto a las especificaciones técnicas, todos los equipos evaluados en la Tabla 2.1 cumplen con los requisitos necesarios para la medida de parámetros clave como la temperatura del H₂O, pH, oxígeno disuelto en H₂O, turbidez y NO₃⁻. Sin embargo, es importante destacar que el almacenamiento y análisis de datos en soluciones comerciales como *Libelium* y *Bismark* están vinculados a aplicaciones web propietarias, lo que conlleva costes adicionales y limita al usuario a las opciones del proveedor. Por otro lado, las soluciones de diseño propio ofrecen flexibilidad al permitir el uso de plataformas abiertas de almacenamiento y análisis.

	Ejemplo de compañías	Sensores utilizados	Protocolo de nivel de acceso	Tipo de almacenamiento	Tratamiento de datos	Compatible con política de actividad/inactividad de los dispositivos
Empresas a nivel mundial	Libelium Smart 27rdui [49]	T. Oxígeno disuelto en H ₂ O	LoraWAN	Loriot	Thing+	Alta
		pH	3G			
		Amonio (NH ₄ ⁺)				
		NO ₃ ⁻				
Empresas a nivel mundial	Envira Nanoenvi 27rdui [50]	pH		Selección por el cliente	Cualquier plataforma (protocolos CoAP, REST, MQTT)	Alta
		conductividad	LoraWAN			
		T. Oxígeno disuelto en H ₂ O	3G			
		Turbidez	WiFi			
		NO ₃ ⁻				

	Ejemplo de compañías	Sensores utilizados	Protocolo de nivel de acceso	Tipo de almacenamiento	Tratamiento de datos	Compatible con política de actividad/inactividad de los dispositivos
Empresas en Colombia	Siot Ingeniería [51]	pH				
		Conductividad	LoraWAN			
		Turbidez	Ethernet	Local	Cualquier plataforma	Alta
		Oxígeno	WiFi	Acopio en la nube	(protocolos CoAP, REST, MQTT)	
		Disuelto	3G/GPRS			
		Cloro				
	Bismark [52]	T. Oxígeno disuelto en H ₂ O	4G LPWAN	Cumoloccity IoT	Trendminer	Moderada
	NodeMCU [53]	Humedad y T. ^a del aire	WiFi	Local SD	Cualquier plataforma	Alta
		Nivel del agua	SPI	MySQL	(protocolos CoAP, REST, MQTT)	
		T del agua	I2C			

	Ejemplo de compañías	Sensores utilizados	Protocolo de nivel de acceso	Tipo de almacenamiento	Tratamiento de datos	Compatible con política de actividad/inactividad de los dispositivos
Esquemas de otros autores y propio		pH	UART			
		T. Oxígeno disuelto en H ₂ O				
		Ph				
	Arduino UNO [54]	Turbidez	WiFi	Local	Android	Moderada-Baja
		T. Conductividad	GSM		ThingSpeak	
	ESP8266	Humedad y T. del aire	WiFi	Local (Excel)	R	
	Sparkfun octopart	Nivel del agua	SPI	SQL	Matlab	
	Arduino	T. del agua	I2C	Oracle	WEKA	Alta
	Raspberry	pH	UART	Otras (Azure, amazon, thing speak, Thinger)	Python	
		LORA				

Ejemplo de compañías	Sensores utilizados	Protocolo de nivel de acceso	Tipo de almacenamiento	Tratamiento de datos	Compatible con política de actividad/inactividad de los dispositivos
Adafriut	T. Oxígeno disuelto en H ₂ O				

Tabla 2.1: Comparativo de alternativas de equipos industriales y no industriales

Las plataformas *Libelium Smart Water*, *Envira Nanoenvi Water*, *Siot Ingeniería*, *NodeMCU*, *ESP8266* y plataformas similares ofrecen la combinación adecuada de conectividad, flexibilidad y soporte de protocolos que permitirían pasar al estado de inactividad los nodos temporalmente, recolectar datos parciales y luego aplicar técnicas de análisis sin comprometer la operación general del sistema.

Tras la evaluación de las alternativas, se determina que el equipo de medición más viable para la optimización de los procesos de piscicultura es el uso del dispositivo *ESP8266*. Este dispositivo (ver Figura 2.2), junto con los sensores seleccionados para medir la temperatura del H_2O , pH, turbidez, NO_3^- y oxígeno disuelto en H_2O , proporciona una opción de bajo coste y alto rendimiento.

En la Figura 2.2 se muestra el equipo central de cada nodo donde se conectan los sensores (al dispositivo seleccionado se le pueden conectar hasta 17 sensores, debido a que cuenta con 17 entradas); estos dispositivos se instalan en una boya, junto con un sistema de energía con baterías, con el fin de comprobar la eficiencia del modelo de ahorro de energía propuesto.

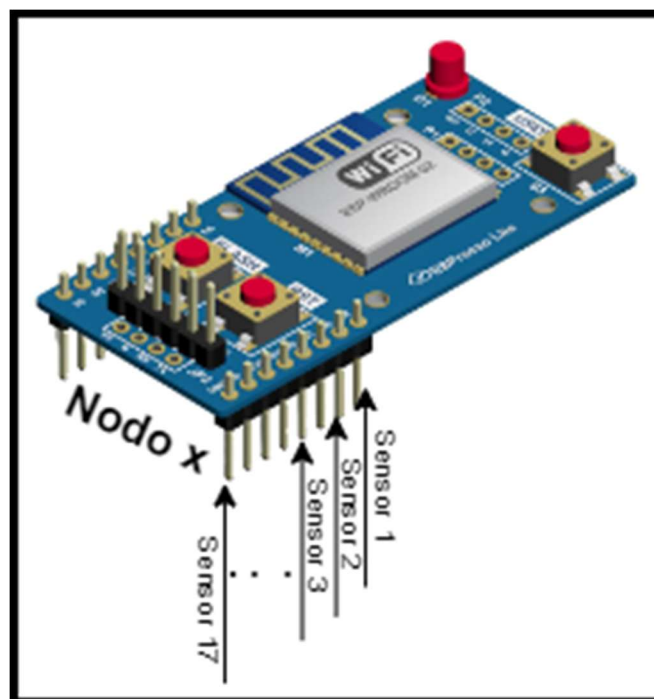


Figura 2.2: Equipo de medición seleccionado para cada nodo

En la Figura 2.3 se muestra un esquema de la boya y el nodo dentro de la boya sobre el agua de la piscifactoría.

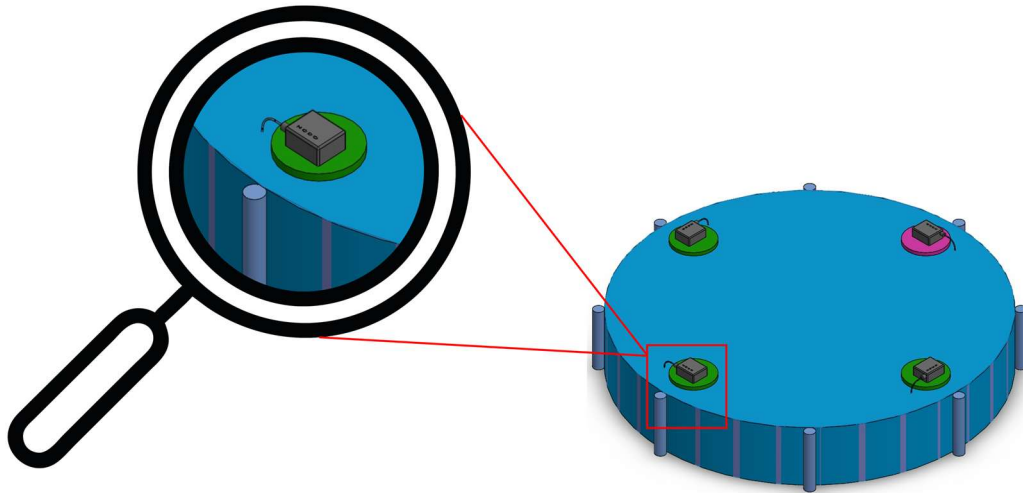


Figura 2.3: Esquema de boya con el nodo

Aunque en el diseño de la arquitectura del sistema IoT se contemplaron diversas variables ambientales, se decidió no incluir explícitamente la densidad de peces por piscina como un factor que afecte a las medidas de pH. Esta decisión se basa en [55], que muestra que la densidad de población no incrementa el pH del agua de manera significativa. De hecho, [56] señalan que el aumento de la densidad de peces puede reducir ligeramente el pH o no provocar cambios relevantes, siempre y cuando la calidad del agua esté bien gestionada. Aunque es cierto que una mayor densidad puede afectar otros parámetros, como la concentración de oxígeno disuelto en H_2O o la acumulación de amoníaco (NH_3), estas variaciones no justifican, según dichos autores, la inclusión directa de la densidad como variable determinante para las mediciones de pH en nuestro sistema.

2.3. Justificación del uso de mallas WiFi en el nivel 2

Existen muchas tecnologías de comunicación para comunicar los datos sensados. Entre ellas están las que hemos mostrado en la Tabla 2.1: redes móviles, *Long Range (LoRa)*, y otras como *Long Range Wide Area Network (LoRaWAN)*, *Narrowband IoT (NB-IoT)*, *Sigfox*, *Zigbee* y *Bluetooth Low Energy (BLE)*. A continuación, analizamos las razones que

justifican el uso de la tecnología WiFi en malla para construir el nivel 2 de la arquitectura de nuestro sistema de IoT teniendo en cuenta el ahorro de energía que mostrarían.

- *Las redes móviles (GSM, GPRS, 3G y 4G)*: brindan amplia cobertura y movilidad, por otro lado, gastan eleva cantidad de energía. Esto se debe a que necesitan mantener enlaces continuos con las torres de comunicación y, generalmente, están pensadas para llamadas o grandes transferencias de datos, más que para el envío ocasional de poca información desde nodos con sensores.
- *Ethernet*: proporciona alta velocidad y estabilidad, aun así, no es viable energéticamente en entornos donde se requiere movilidad o distribución espacial, ya que implica consumo continuo y conexiones cableadas.
- *LoRa y LoRaWAN*: diseñadas para aplicaciones de bajo consumo de energía, permitiendo una autonomía prolongada de los nodos incluso por varios años; sin embargo, esta eficiencia viene con la limitación de una baja tasa de transferencia, así que no son las mejores opciones si se necesita mover archivos pesados o estar constantemente actualizando información.
- *WiFi*: ofrece una solución intermedia y equilibrada. Permite una alta velocidad de transmisión, fácil integración con plataformas de análisis en la nube, y es compatible con dispositivos de bajo consumo como los microcontroladores *ESP8266* o *ESP32*. Aunque su consumo de energía en comunicación activa es mayor que el de LoRa, su tiempo de conexión puede ser controlado, lo que permite implantar estrategias de encendido y apagado programado de los nodos. Además, WiFi es una tecnología ampliamente disponible, sin costos de suscripción ni dependencia de operadores, lo que favorece su uso en contornos experimentales, rurales o con restricciones económicas y espaciales. Por estas razones, consideramos que WiFi es la opción más adecuada para nuestra arquitectura del sistema IoT, al equilibrar la eficiencia energética, el rendimiento de datos y la viabilidad de implementación de estrategias inteligentes de sensado intermitente.

No se implementa protocolos de encaminamiento entre los puntos de acceso WiFi, aunque se pueden aplicar otras técnicas tal como se explica en [57]. Sin embargo, nuestro interés radica en el ahorro de energía en los nodos del WSN de la piscifactoría.

A continuación, se relacionan dos términos importantes para el conocimiento de nuestro sistema:

- *Gateway*: se encarga de recolectar la información de todos los nodos y posteriormente la envía a un servidor central para su almacenamiento y análisis. El Gateway puede ser cualquier dispositivo encaminador WiFi que se encuentre en el Mercado. Su ubicación debe ser fuera de las piscinas de la piscifactoría, es decir, en un sitio donde se disponga de un punto de alimentación eléctrica y conexión a Internet (ya sea fibra óptica, 5G o satelital), esto con el fin de enviar los datos en tiempo real al servidor.
- *Controlador*: cada nodo actúa como un controlador local, el cual toma las medidas y las envía de manera inalámbrica a un *Gateway*.

En cuanto a la interconexión inalámbrica de los nodos y los puntos de acceso WiFi, a continuación, planteamos las ideas principales.

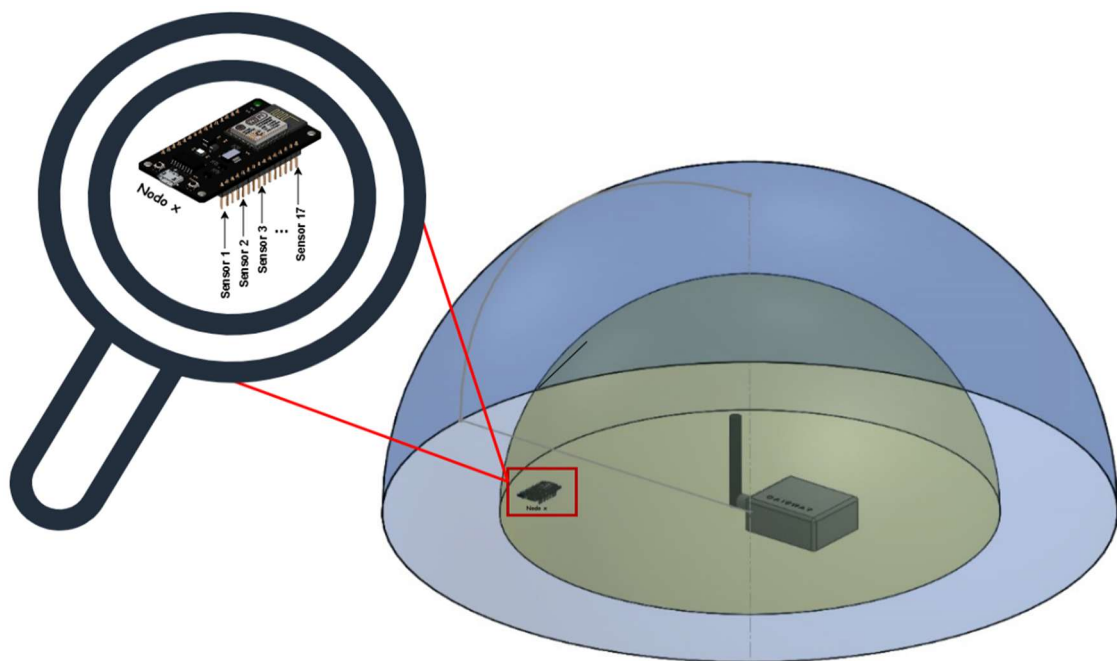


Figura 2.4: Equipo de medición y protocolo de red de acceso

En primer lugar, definimos la topología de interconexión entre los controladores y el *Gateway*, basados en la distancia que existe entre cada nodo con respecto al punto de acceso (Figura 2.4). Se ha optado por la tecnología WiFi (IEEE 802.11g en la banda de 2,4 GHz), que es compatible con los dispositivos *ESP8266* y ofrece un alcance teórico de hasta 100 metros en condiciones óptimas. Este rango ha sido validado considerando el peor escenario posible, donde una piscina típica de piscicultura puede tener dimensiones de hasta 100 m de largo por 50 m de ancho [58].

Para la comunicación entre los nodos, dado que un único punto de acceso WiFi puede no ser suficiente para cubrir grandes extensiones o múltiples piscinas, se propone la implementación de una red WiFi en malla, la cual, se caracteriza por su capacidad de transportar datos detectados a través de una red portátil y transportable, lo cual es crucial en las operaciones de piscicultura. Esta topología permite que los nodos se comuniquen no solo con el *Gateway*, sino también entre ellos, retransmitiendo los datos hasta alcanzar el *Gateway*. El uso de múltiples puntos de acceso de malla facilita las interconexiones donde la cobertura directa desde todos los nodos al *Gateway* no está garantizada.

La WSN tipo malla (Figura 2.5) se implementa en modo *Ad-Hoc*, que significa que los dispositivos se conectan de manera flexible sin una infraestructura fija, lo que les permite comunicarse directamente entre sí en función de los requisitos de la red. Si bien esta tesis no incorpora algoritmos específicos de encaminamiento ni estrategias dinámicas de selección de caminos, la elección de una topología en malla responde a la necesidad de favorecer un uso más eficiente de la energía en los nodos sensores. Esta topología permite que los dispositivos transmitan sus datos a nodos cercanos que actúan como intermediarios hacia el *Gateway*, en lugar de realizar comunicaciones indirectas a distancias largas, lo cual tiende a consumir más energía. De igual forma, al combinar una topología de malla con políticas de activación/desactivación inteligente de nodos, se logra reducir significativamente el tiempo que los encaminadores WiFi permanecen en estado de actividad, lo que contribuye al ahorro de energía.

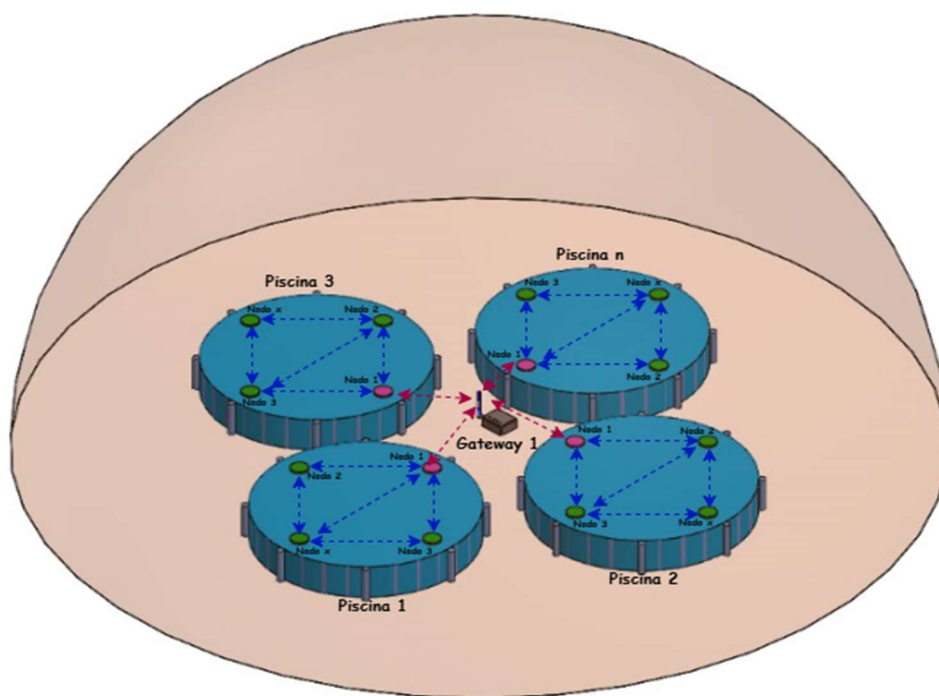


Figura 2.5: WSN en una piscina de la piscifactoría

Además, si existieran múltiples piscinas en la piscifactoría, se crea una red malla inalámbrica entre dichos dispositivos (Figura 2.6), para concentrar todos los datos que llegan de los sensores en un solo dominio lógico de comunicación. El protocolo usado para la transmisión de los datos a través de la red es *Hypertext Transfer Protocol (HTTP)*. Si bien HTTP no es el protocolo más ligero en términos de tráfico, su compatibilidad y facilidad de integración con plataformas de análisis y servidores web, lo convierten en una opción conveniente para esta fase del proyecto, sin requerir configuraciones adicionales. Es de destacar que los equipos usados en las pruebas experimentales (ESP8266) no soportan HTTP 3.0.

2.4. Justificación de la realización de la interpolación en el nivel 3

Existen varias alternativas para realizar designar el lugar en que se realizaría la interpolación partiendo de los datos tomados:

- En el Edge (directamente sobre los nodos de sensado): la ventaja fundamental de esta opción es que permite reducir drásticamente los datos que se comunican al sistema de monitorización de la piscifactoría, ya que los nodos solo

transmitirían los valores interpolados o los resultados de un análisis local, minimizando el tráfico de datos y el uso del canal inalámbrico de comunicación. Sin embargo, presenta el inconveniente de que requiere aumentar considerablemente la capacidad de procesamiento y memoria en cada nodo, lo cual aumenta su coste. Además, significa que debe ser capaz de llevar a cabo los cálculos asociados a la interpolación, así como de almacenar los datos necesarios para realizar la interpolación. Esto en general provoca un aumento de consumo de energía del nodo, con lo cual esta opción se descarta.

- *En la nube (en el servidor en la nube)*: la ventaja principal es que permite simplificar la arquitectura del nodo, y reducir su consumo de energía. Por otro lado, permite la estimación de nuevos datos mientras no se está llevando a cabo la campaña de sensado en la piscifactoría. Por tanto, se elige disponer de un servidor en la nube que lleve a cabo la interpolación de datos.

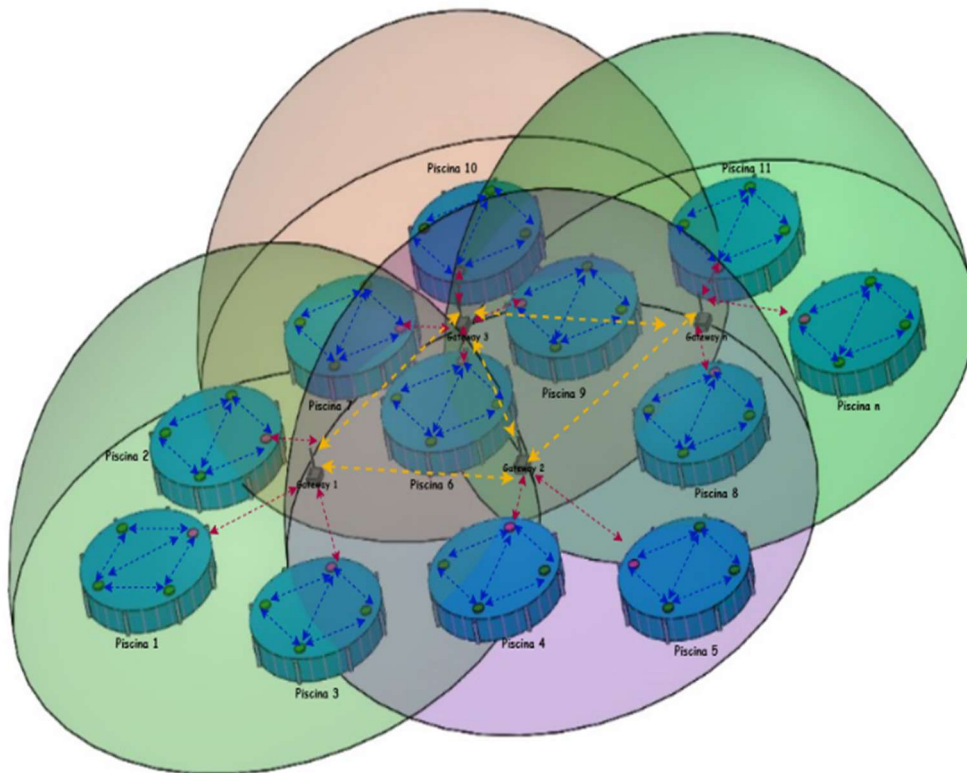


Figura 2.6: Red malla inalámbrica entre Gateways

2.5. Flujo de procesamiento y comunicación de la arquitectura del sistema IoT

A continuación, se presenta el flujo de procesamiento y comunicación entre los niveles de la arquitectura del sistema IoT.

Primero, los nodos de la WSN de la piscicultura alternan su modo de operación en dos estados diferentes:

EE) El estado actividad (*On*): los nodos se mantienen en este estado realizando dos funciones:

- 1) Sensar datos, y
- 2) Comunicar esos datos al encaminador de la red en malla WiFi al cual están asociados.
- 3) Si un nodo detecta un dato sensado fuera del rango de normalidad, genera automáticamente una alarma.

b) El estado inactividad (*Off*): los nodos se mantienen en este estado durante un periodo de tiempo predeterminado o programable. Importante es recalcar que el nodo entra en este estado cuando la energía de su batería no se ha reducido por debajo del 5%.

Cuando la energía de la batería de los nodos se agota por completo, es decir, cuando alcanza menos del 5% de carga, el ciclo de estados de actividad e inactividad acaba. En ese momento el servidor realiza la interpolación final y la medición de errores.

Segundo, los datos comunicados a la red en malla WiFi se envían al servidor en la nube.

Tercero, se ejecuta hasta p instancias concurrentes del servidor en la nube (cada una atendiendo a un nodo particular de la WSN de la piscicultura). Estas instancias realizan dos funciones diferentes:

- a) Recibir un bloque de datos sensados (en uno o más nodos, en general) desde la red WiFi en malla.
- b) Implantar una interpolación utilizando el bloque recibido con datos sensados.

Los procesos de interpolación en las instancias del servidor en la nube y el sensado del siguiente bloque de datos sensados están entrelazados en el tiempo. Es decir, el sensado de datos, el encaminamiento y la interpolación son tareas asincrónicas.

Desde el punto de vista del ahorro de energía, los elementos más importantes de nuestra arquitectura son la operativa de los nodos de la WSN y las instancias del servidor en la nube. Por esa razón, se completa la descripción del flujo de procesamiento y comunicación describiendo las acciones principales de los nodos y las instancias del servidor a través del pseudocódigo que se ejecutan en ellos. En la Figura 2.7 se representa la operativa del nodo x y su correspondiente instancia de servidor. Es decir, la instancia del servidor concurrente que se ejecuta para procesar los datos que recibe desde el nodo x . Con una flecha de color azul se representa la comunicación entre las sentencias de pseudocódigo desde la instancia del servidor para el nodo x y el nodo x . Con flechas de color naranja se representa la comunicación en sentido contrario.

Cada vez que un nodo vuelve al estado de actividad, recibe los valores de los tiempos tomados para los estados de actividad (T_{on}) e inactividad (T_{off}). Cada j unidades de tiempo (por simplicidad se especifica $t = t + j$, aunque no es necesario hacerlo ya que la sentencia *Sensar (dato)* consume esa cantidad de tiempo), se sensan nuevos datos y se envían (*enviar (Servidor, dato)*) a la instancia del Servidor. A continuación, el nodo pasa al estado de inactividad. El proceso se repite hasta que se detecte un nivel de batería muy bajo. En la instrucción *la batería está por agotarse*, el dispositivo pasaría al estado de inactividad cuando la carga de la batería alcanzara el 5% (se activa la variable booleana *batería_baja*). Si la variable booleana *batería_baja* es verdadera, el proceso se termina y se notifica a la instancia del servidor. El servidor, si no recibe (asincrónicamente) esa notificación (*Recibe_Asyn (Nodo x , batería_baja)*), entonces recibe los datos sensados (*Recibe (Nodo x , dato_sensado)*), los ensambla en el búfer de memoria (*conjunto_datos*) y realiza la interpolación (*Interpolación%Error(conjunto_datos)*) cada vez que se ensamble un nuevo bloque de datos sensados ($t_s \geq t_{conjunto}$), y reinicia ese búfer de memoria para la siguiente iteración. El tiempo que toma recibir un bloque de datos se puede calcular como una función de T_{on} y T_{off} ($t_{conjunto} = f(T_{on}, T_{off})$).

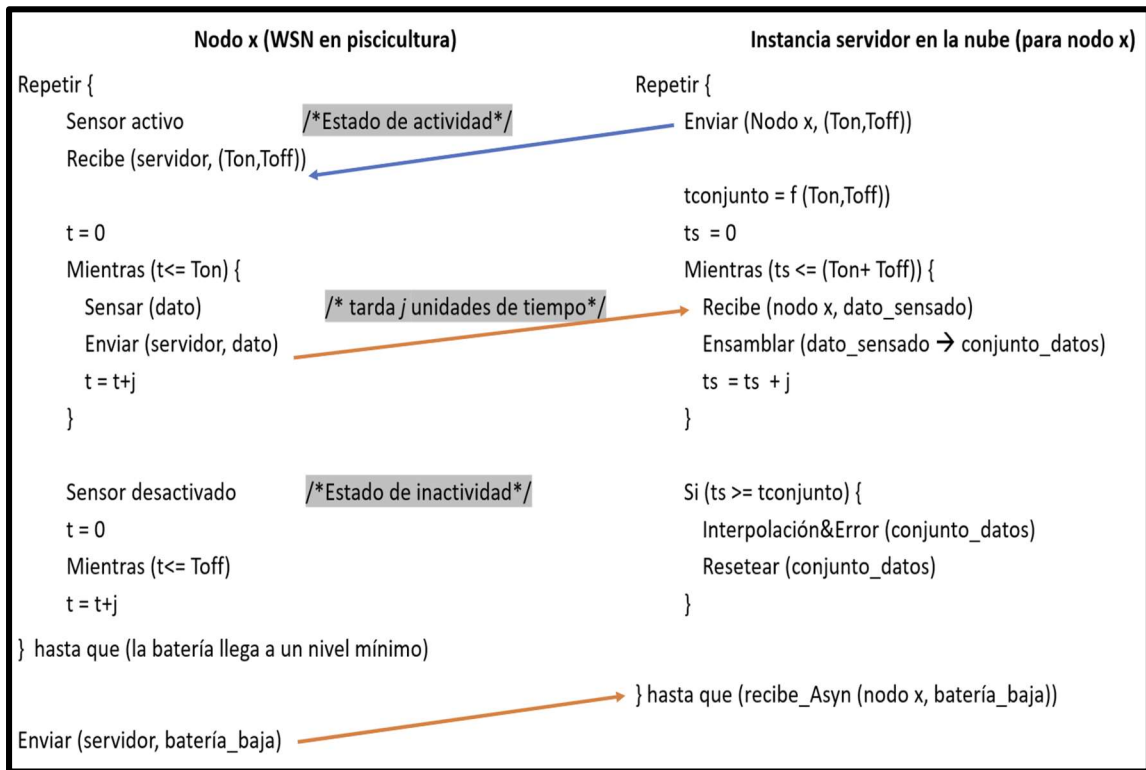


Figura 2.7: Seudocódigo del nodo x y la instancia del servidor que atiende la comunicación con el nodo x

2.6. Diagrama de secuencia de ejecución

En la Figura 2.8 se presenta el diagrama de secuencia para la operativa de ejecución del nodo x y su instancia del servidor correspondiente. Para cada T_{on} , el nodo envía datos a la instancia del servidor, el cual ensambla un bloque de datos sensado. Cuando ese bloque esté ensamblado, se inicia la interpolación en la instancia del servidor.

Destacamos varios elementos importantes e inéditas de nuestra propuesta:

- La interpolación en la instancia del servidor y el intervalo de tiempo en que el nodo está en estado de inactividad transcurren al mismo tiempo, es decir, ocurren en paralelo. Por esa razón, se debe conseguir que el tiempo necesario para hacer la interpolación sea menor que el T_{off} para el *nodo* x ($\forall x$). Esto significa que mientras los nodos están en estado de inactividad, sin consumir energía, las que trabajan son las instancias del servidor realizando la interpolación a partir del conjunto mínimo de datos sensados que han recibido de los nodos. Esto significa que el tiempo para realizar la interpolación (sumado al de recepción de datos) no puede ser cualquiera.

Esto es, debe ser menor que T_{off} . Aquí tenemos una primera restricción para diseñar el modelo matemático de optimización: dimensionar adecuadamente el valor de T_{off} .

- b) Logramos que el *nodo x* puede ser cualquier hardware estándar de bajo coste y arquitectura simple. Esta simplicidad permite una transición mucho más rápida del estado de inactividad al de actividad, ya que no es necesario iniciar múltiples procesos internos. Como resultado, se reduce notablemente el tiempo requerido para que el nodo vuelva a sensor datos, mejorando así la eficiencia operativa del sistema. Afinar estos tiempos en la práctica es la única manera de optimizarlos para poder conseguir un modelo matemático de optimización de la descarga de la batería de los nodos.

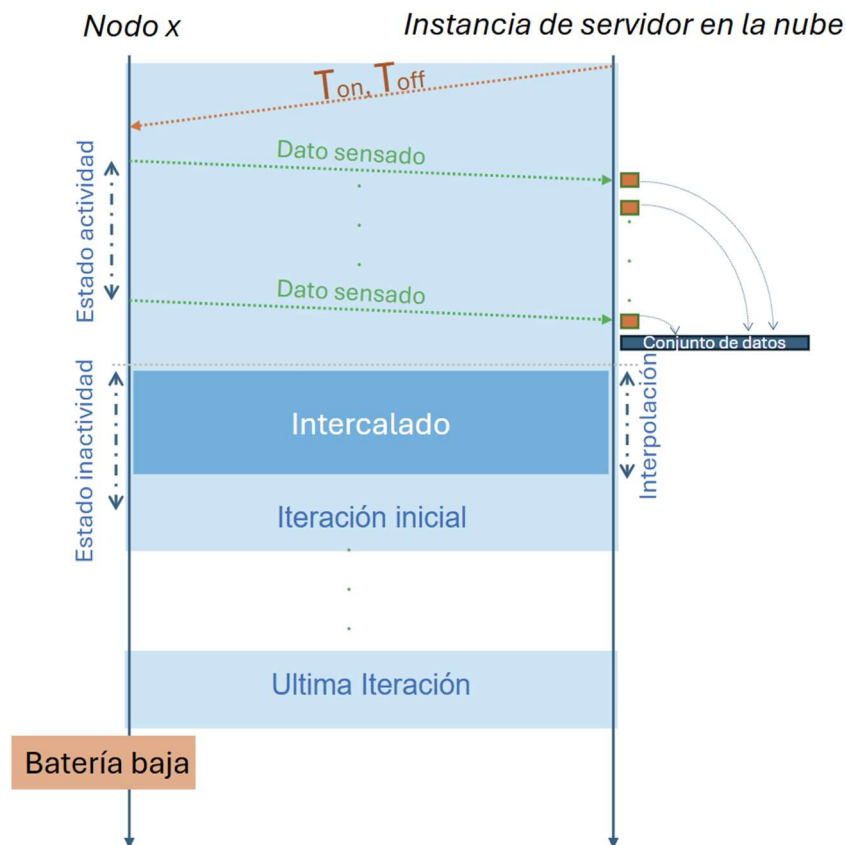


Figura 2.8: Códigos de funcionamiento para probar el ahorro de energía en nuestra arquitectura de comunicación

3. Modelado lineal de ahorro de energía mediante interpolación

En este capítulo se revisa el problema general de optimización y a partir de eso se plantea un modelo de ahorro de energía lineal y otro semiempírico el cual incluye una variable de ajuste. Esta variable se usa para aproximar los resultados a los valores reales, debido a que existe un parámetro adicional de consumo que no es ninguno de los evidenciados en las fichas de datos de los elementos que conforman el nodo de una WSN y por ende el comportamiento de descarga de las baterías se ven afectados. Durante el planteamiento de estos modelos, se tiene en cuenta que lo importante cuando se utiliza una técnica en los dispositivos donde cambian de estar en estado de inactividad al de actividad, para ahorrar energía, es no afectar los datos obtenidos y la calidad de vida de los peces.

3.1. Introducción al modelo matemático lineal y semiempírico

En el estado del arte de esta tesis se revisan algunos métodos para optimizar el consumo de energía en WSN para la piscicultura, como lo son:

- Protocolos de comunicación eficientes: diseñados para evitar el desperdicio de energía, como minimizar la escucha inactiva y las colisiones de paquetes.
- Dispositivos de adquisición de datos de bajo consumo: utilización de sensores y componentes hardware de bajo consumo para prolongar la vida útil general de la WSN.
- Protocolo de *Encaminamiento sensible a la posición (PRRP, del inglés Position Responsive Routing Protocol)*: optimiza la eficiencia energética al considerar las posiciones de los nodos de los sensores durante la transmisión de datos.

Relacionadas directamente con la interpolación (y por ello se mencionan en este capítulo), más que con el ahorro de energía, existen otras técnicas de optimización dentro del área de la inteligencia artificial, como el agrupamiento jerárquico de *Ward* (basado en aprendizaje automático) y los enfoques de inteligencia generativa, que podrían ser aplicadas en la optimización del consumo de energía en WSN en el ámbito de la piscicultura. Estas técnicas, aunque diferentes en su naturaleza, ofrecen soluciones complementarias para gestionar de manera eficiente los recursos energéticos en entornos dinámicos y complejos, como los que se encuentran en la piscicultura:

- *Agrupamiento jerárquico de Ward*: se puede utilizar para clasificar dispositivos de red por su consumo de energía y tráfico y, por lo tanto, decidir cuándo pasarlos a estado activado y desactivado, pero no controla directamente cómo optimizar el consumo de energía ni las restricciones de la red. En redes WiFi densas, se puede utilizar para agrupar puntos de acceso que comparten patrones de consumo comparables y para pasarlos a estado de actividad e inactividad en consecuencia según la carga de tráfico o la programación del día de la semana. Ofrece soluciones casi óptimas en el dominio de la optimización de la energía, pero no necesariamente puede satisfacer todas las restricciones o demandas individuales de la red, es decir, la calidad del servicio o los límites de rendimiento en tiempo real. Su complejidad computacional es $O(n^2)$ debido a todos los

cálculos de distancia de los puntos y las fusiones recursivas de *clusters*. Esto lo hace adecuado para conjuntos de datos medianos, pero ineficiente para conjuntos de datos grandes [59].

- *Inteligencia generativa*: pueden ser muy beneficiosas en la simulación y optimización energética, ya que permiten predecir el futuro de los patrones y diseñar estrategias basadas en escenarios futuros. Se pueden utilizar para: desarrollar estrategias dinámicas para la activación/desactivación de dispositivos basadas en estimaciones de consumo de energía; optimizar el consumo de energía a largo plazo mediante la creación de diferentes configuraciones de red que minimizan el consumo y maximizan la calidad del servicio; y simular redes inteligentes, ajustando continuamente los parámetros de la red para una eficiencia energética óptima. Generan soluciones mucho más precisas y adaptativas para la optimización energética [60]. Al desarrollar dinámicamente el comportamiento de la red y crear situaciones realistas, los modelos generativos pueden ofrecer soluciones que se ajustan óptimamente a las variaciones del consumo de energía e incluso a las demandas de la red. Las técnicas generativas exigen altos niveles de computación, ya que requieren el entrenamiento de modelos complejos con grandes cantidades de datos. Además, conllevan altos niveles de complejidad, ya que implican el entrenamiento de ambas redes neuronales juntas, es decir, el generador y el discriminador [61]. Dichas técnicas pueden tener complejidad en $O(n^3)$ o incluso superior, dependiendo seguramente de la cantidad de datos y de los parámetros que se manejen dentro de su trabajo. Esto encarece su implementación y proceso de entrenamiento en términos de tiempo y recursos.

Los métodos anteriores podrían ser usados en el ahorro energético de los nodos de la WSN de la piscifactoría. Sin embargo; presentan el inconveniente de que su coste computacional puede ser muy elevado (aumentando el gasto de energía global) en el servidor de la nube: sería inviable ejecutarlo en nodos como los que usamos nosotros porque hace muy complicado dimensionar el valor de T_{off} . Por ello, optamos por implantar un modelo que optimice el consumo de energía en base a un método de interpolación. Con ello reducimos el coste computacional del servidor de la nube y, por

tanto, el consumo global de energía. Esta eficiencia se debe a que la interpolación no requiere cálculos extensos ni grandes modelos de datos. Por otro lado, requiere mucho menos almacenamiento en comparación con los algoritmos de inteligencia artificial generativa, que deben almacenar y procesar grandes cantidades de datos para entrenar modelos sofisticados. Además, su implementación es más sencilla, ya que no requiere procesos de aprendizaje previos, lo que la convierte en una opción más accesible y eficiente en términos de recursos computacionales y consumo de energía:

- *Interpolación*: permite reducir los errores de estimación de las medidas obtenidas por los sensores, lo que facilita la inactividad temporal de estos dispositivos mientras se estiman los valores de medidas anteriores, disminuyendo así el consumo de energía. Se selecciona por ser un método sencillo y rápido. Aunque se hace interpolación en la nube, no se quiere cargar con mucho coste computacional comparado con los métodos de inteligencia artificial mencionados y por ende se utiliza dicho método.
- *Optimización matemática*: se utiliza para modelar las características de consumo de energía no lineales de las baterías de los nodos, lo que contribuye a una gestión más eficiente y controlada del uso de la energía, maximizando la duración operativa de los dispositivos.

El modelado lineal del ahorro de energía en la WSN implica crear un marco matemático que prediga el consumo de energía de los nodos en función de sus estados operativos (actividad e inactividad).

Debido a que los nodos no se encuentran todo el tiempo en estado de actividad, es decir, existen periodos en el cual los datos no son tomados, es necesario establecer un método que reconstruya los datos con un porcentaje bajo de error para garantizar la efectividad de este modelo de ahorro de energía. Si los nodos permanecen en estado de inactividad en ciertos lapsos de tiempo (T_{off}), no se va a generar un error significativo en la medida, ya que los datos que no han sido medidos se predicen con algoritmos de interpolación, arrojando valores muy cercanos a los datos reales. Esto se debe, en gran parte, a la naturaleza de las señales que se manejan (temperatura, pH), las cuales no sufren variaciones significativas en el tiempo o transitorios.

Para llegar a nuestro mejor modelo de ahorro de energía, se realizan varios planteamientos estudiando las variables que intervienen en la recolección de cada uno de los nodos que se encuentran en las piscinas, que son: pH del H₂O, temperatura del agua y temperatura del ambiente, estas variables escalares son los valores muestreados que se envían de manera continua hasta que la carga de la batería llega al 5% y se inactivan los nodos de forma permanente. Para evitar que estas variables se muestreen de manera consecutiva y el consumo de energía sea mayor, se plantea un modelo en el que no es necesario tomar las muestras todo el tiempo sino por periodos. Existen periodos en los que se encuentra en estado de actividad e inactividad temporales. Estos periodos de estado de inactividad son los que se quieren calcular y lograr maximizar con nuestro modelo, debido a que este periodo se traduce en ahorro de energía y mayor duración de tiempo de descarga de la batería de los nodos de la WSN.

En general, la relación entre el tiempo que el nodo permanece en estado de inactividad y las muestras no tomadas es crucial para optimizar el ahorro de energía en la WSN. Cuando un nodo pasa al estado de inactividad durante intervalos específicos, no recopila datos durante esos períodos. Sin embargo, si el tiempo que el nodo permanece en estado de inactividad se gestiona adecuadamente, puede intercalarse con el proceso de interpolación, lo que permite una estimación precisa de las muestras faltantes sin afectar significativamente la calidad general de los datos. Este enfoque minimiza el número de medidas no tomadas y maximiza el ahorro de energía, ya que los nodos pueden permanecer en estado de inactividad durante períodos de baja variabilidad en las variables medidas, como la temperatura y el pH.

Para poder cumplir con la resolución del problema de optimización, inicialmente se plantea el modelo de ahorro de energía lineal, se parte de que el consumo de energía es proporcional al tiempo de descarga de la batería, se tiene en cuenta el consumo con funcionamiento del 100% y el consumo cuando se utilizan tiempos equivalentes de inactividad y de actividad. Inicialmente se calcula el tiempo de toma de datos más el tiempo que se demora en enviar ese dato al encaminador WiFi antes de comenzar a medir el siguiente dato. Una vez calculado el tiempo en modo 100% en estado de actividad, se relaciona con el número de muestras tomadas por el sensor y se obtiene el tiempo de descarga de las baterías. Después se calcula el tiempo considerando que

existen periodos de estado de inactividad. Si el nodo pasa al estado de inactividad en un periodo de tiempo, se considera que en ese tiempo el consumo de energía es nulo. Se puede afirmar que el tiempo nuevo total de duración de la batería aumenta linealmente, en función del periodo de tiempo en el que las muestras no son tomadas. Finalmente se calcula el ahorro de energía con la corriente eléctrica del nodo, el tiempo de la duración de la batería cuando el nodo pasa al estado de inactividad y actividad periódicamente y el tiempo de la duración de la batería cuando siempre está en estado de actividad.

En la Figura 3.1 se muestra un ejemplo de las medidas tomadas y las no tomadas. Las muestras azules son las medidas tomadas (de aquí en adelante denominamos como h_x) y muestras rojas que las no tomadas (de aquí en adelante denominamos como k_x al número de medidas no tomadas entre dos que si se han tomado en el nodo que contiene al sensor x), dichas medidas son las que se predicen con el método de interpolación. Se muestran los casos de:

- $k_x = 0$: el sensor x está en estado de actividad todo el tiempo y no tiene periodos en los que se encuentre en estado de inactividad, por ende, su número de muestras no tomadas es cero. Se toman las 12 muestras ($h_x = 12$).
- $k_x = 1$: el sensor x toma sólo la mitad de las muestras ($h_x = 6$), esto es, entre dos muestras tomadas hay una que no se toma.
- $k_x = 2$: el sensor x toma sólo la tercera parte de las muestras ($h_x = 4$), esto es, entre dos muestras tomadas hay dos que no se toman.
- $k_x = 3$: el sensor x toma sólo la cuarta parte de las muestras ($h_x = 3$), esto es, entre dos muestras tomadas hay tres que no se toman.

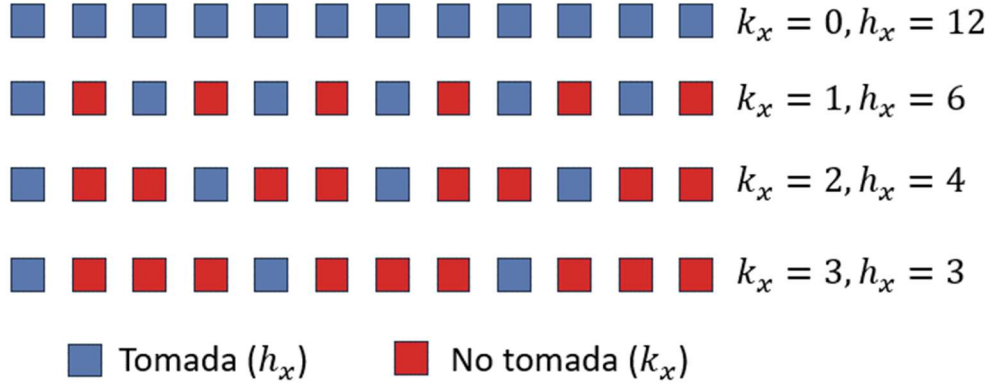


Figura 3.1: Valores tomados de un sensor y valores no tomados

En otras palabras, cuando $k_x = 0$, se adopta una estrategia de sensado continuo, en la cual las medidas se realizan de forma ininterrumpida a lo largo del tiempo. Por el contrario, cuando $k_x \neq 0$, se implementa una estrategia de sensado discontinuo, lo que implica la existencia de intervalos temporales en los que no se realizan medidas. Como resultado, la cantidad total de datos recopilados se reduce en comparación con el caso de sensado continuo. Por tanto, es necesario una interpolación de esos datos que no se toman que deben ser estimados con cierto nivel de calidad.

En el modelo, un *día* (representado por i) corresponde a una fila completa del periodo de monitoreo de los datos, y el total de días se representa por m . Cada día está compuesto por varios *bloques* alternantes de medidas tomadas y no tomadas (ver Figura 3.2). Los bloques de medidas tomadas h_x son los que se utilizan para aplicar la interpolación. El total de medidas tomadas y no tomadas durante el día se denotan como n_x . Esta estructura refleja el patrón de actividad e inactividad de los nodos y es fundamental para estimar los datos no tomados y evaluar el ahorro energético. En el modelo utilizamos un horizonte temporal referido a días, debido a que necesitamos un límite temporal para determinar los máximos de k_x y mínimos de h_x . Además, horizonte temporal facilita el cálculo de los errores cuadráticos medios de los datos. En la Figura 3.2, también se encuentra referenciado t_{on} que es el tiempo que tarda en hacer el sensado de datos de un bloque de tamaño h_x .

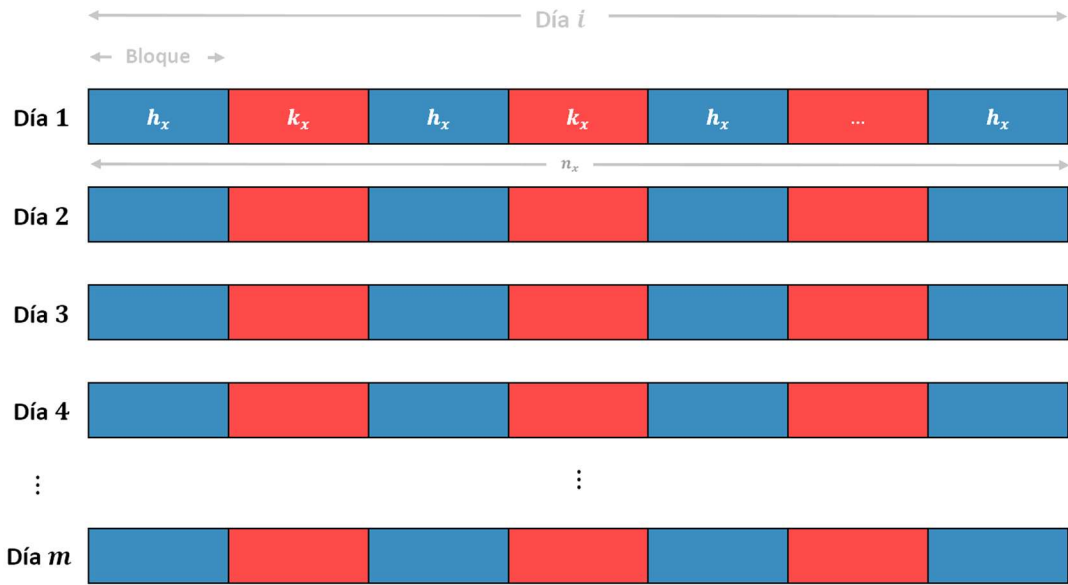


Figura 3.2: Diferencia entre día y bloque

Para el nodo con el sensor x en el día i , la relación entre el número total de medidas n_x , el número de medidas tomadas h_x , y el número de medidas no tomadas k_x , se expresa de forma simple como: $n_x = h_x(k_x + 1)$, para n_x par y divisible por $k_x \neq 0$.

De manera general, para un periodo de monitorización de m días, el total de medidas tomadas se podría expresar como: $h_x m$. El total de medidas no tomadas: $k_x m$. Y el total de medidas para esos m días es: $m(h_x + (k_x + 1))$.

Para un día i cualquiera, a partir de la Figura 3.2, denominados al tiempo que el nodo con el sensor x estaría en estado de actividad como T_{on} . Suponiendo que los valores de h_x y k_x fueran iguales para todos los días, entonces para esos m días el nodo con el sensor x estaría activo $m T_{on}$ unidades de tiempo [ut]. Si denominados al tiempo que el nodo con el sensor x estaría en estado de inactividad como T_{off} para cualquier día i . Entonces, para esos m días el nodo con el sensor x estaría activo $m T_{off}$ [ut]. El valor de T_{on} está relacionados con el valor de h_x y el tiempo de sensado de un bloque. Un comentario similar se puede hacer para el valor se T_{off} y k_x .

El modelo de ahorro de energía lineal se usa, porque simplifica la estimación del consumo de la WSN al proporcionar una relación directa entre el estado de la batería y sus características de su descarga. Este modelo facilita los cálculos y las estimaciones del ahorro de energía. Sin embargo, es importante destacar que, para capturar con

precisión el comportamiento no lineal de la descarga de la batería, se requiere de caracterizaciones y ajustes prácticos adicionales para mejorar la precisión de la estimación.

Los resultados de este modelo lineal indican que, si bien las estimaciones lineales pueden generalizarse a diversos experimentos, presentan errores significativos a menos que el fabricante de baterías aborde los gastos energéticos adicionales durante la transición de estados de inactividad al de actividad del nodo.

Posteriormente, se propone el modelo de ahorro de energía semiempírico para abordar las limitaciones del modelo lineal y hacer un análisis entre los datos calculados matemáticamente y los datos obtenidos experimentalmente. Se incorporan datos empíricos que reflejan mejor las características reales de descarga de las baterías de los nodos. Este modelo busca capturar con mayor precisión el comportamiento no lineal de la descarga de la batería, especialmente durante las transiciones entre los estados de inactividad y actividad. Al integrar observaciones empíricas con fundamentos teóricos, el modelo semiempírico mejora la precisión de las estimaciones y proporciona un marco más realista para estimar el ahorro de energía en los nodos de la WSN.

El modelo semiempírico de ahorro de energía, incluye una variable de ajuste, para aproximar los resultados a los valores reales. Esto es debido a que el comportamiento de la descarga de la batería no es lineal. Para modelar ese comportamiento no lineal se introduce un parámetro adicional de consumo que no es ninguno de los evidenciados en las fichas de datos de los elementos que conforman el nodo de una WSN. A ese parámetro (variable de ajuste) lo denominamos σ_x que modela el gasto de energía adicional que se presenta en la transición del nodo (cambio de estado del nodo de inactividad al de actividad).

Para la realización del modelo semiempírico, se caracteriza experimentalmente el comportamiento energético de la batería bajo diversas transiciones de estado de actividad e inactividad, y con base en esto, se propone la variable de ajuste. La caracterización es experimental, ya que la pérdida de energía de una batería durante la transición de estados de actividad e inactividad no es dada por ningún fabricante y puede cambiar entre diferentes baterías. Por lo tanto, en el modelo semiempírico se

calcula un nuevo tiempo de duración de batería donde se tiene en cuenta la variable de ajuste.

Con el modelo semiempírico se obtienen mejores resultados en comparación con el modelo lineal, debido a que se utilizó una variable de ajuste adecuada para avalar el modelo.

3.2. Problema general de optimización

Sea Ps el número de sensores que miden variables físicas en un estanque en el que hay varios peces (cuya cantidad no es relevante para nuestro modelado). A cada sensor lo denominamos como x ($1 \leq x \leq Ps$). Sea $s^x \in \mathbb{R}$ una medida tomada por el sensor x ($1 \leq x \leq Ps$). Por ejemplo, si se tienen 3 sensores ($Ps = 3$), entonces s^1, s^2 y s^3 representan sus medidas tomadas.

Sea $\mathbf{S}^x \in \mathbb{R}^{m \times n_x}$ la matriz de n_x medidas tomadas en m días por el sensor x . Es decir, la fila i de $\mathbf{S}^x$ almacena las muestras tomadas en el día i . Por ejemplo, $s_{5,400}^1$ es la muestra número 400 del día $i = 5$ del sensor $x = 1$. Cada muestra es tomada cada t_x [ut]. Es importante notar que los valores de n_x para $x = 1, 2, \dots, Ps$ no tienen que ser iguales. Esto significa que las diferentes matrices asociadas con los sensores pueden tener tamaños de columna distintos. Para mayor claridad, si el sensor x estuviera en estado de inactividad durante unidades de tiempo consecutivas en un día particular (i), las columnas consecutivas de la fila i serían 0 ($\mathbf{S}^x$ es una matriz dispersa). Sin embargo, para diferenciar los valores cero de las medidas del sensor de aquellos valores que representan la falta de datos, se podría elegir un símbolo adicional como NT para indicar que la muestra no fue tomada. Lo importante es que el modelo matemático sigue siendo válido. Como ejemplo, se muestra el formato general de $\mathbf{S}^x$ en la Ecuación (1).

$$\mathbf{S}^x = \begin{bmatrix} s_{1,1}^x & s_{1,2}^x & \dots & 0 \\ s_{2,1}^x & 0 & 0 \dots 0 & s_{2,n_x}^x \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & s_{m,2}^x & \dots & s_{m,n_x}^x \end{bmatrix} \quad (1)$$

Sea k_x el número de medidas no tomadas entre dos medidas tomadas. Sea $s_{i,\gamma}^x$ una medida tomada γ del día i del sensor x . La Ecuación (2) muestra el contenido de la fila i con k_x ceros consecutivos.

$$[s_{i,\gamma}^x, 0, 0, \dots, 0, s_{i,(\gamma+1+k_x)}^x] \quad (2)$$

Sea v el número de medidas tomadas en un día (para simplificar, se considera el mismo número de medidas cada día). Cabe destacar que, en este modelo, si $v + (v - 1)k_x$ no es igual a n_x , los valores después de $v + (v - 1)k_x$ no se consideran. Con esto, la estructura de S^x se presenta en la Ecuación (3).

$$S^x = \begin{bmatrix} s_{1,1}^x & 0 & \dots & 0 & s_{1,2+k_x}^x & 0 & \dots & 0 & s_{1,3+2k_x}^x & 0 & \dots & 0 & s_{1,v+(v-1)k_x}^x \\ s_{2,1}^x & 0 & \dots & 0 & s_{2,2+k_x}^x & 0 & \dots & 0 & s_{2,3+2k_x}^x & 0 & \dots & 0 & s_{2,v+(v-1)k_x}^x \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ s_{m,1}^x & 0 & \dots & 0 & s_{m,2+k_x}^x & 0 & \dots & 0 & s_{m,3+2k_x}^x & 0 & \dots & 0 & s_{m,v+(v-1)k_x}^x \end{bmatrix} \quad (3)$$

Nuestro modelo de ahorro de energía sustituye los valores 0 por valores interpolados (denominados s_{in}^x) utilizando los valores tomados en la misma fila, como se muestra en la Ecuación (4). Los valores entre $s_{m,l}^x$ y $s_{m,l+(l-1)k_x}^x$, para $(1 \leq l \leq v)$ son utilizados para estimar los valores desde $s_{inm,l+1}^x$ hasta $s_{inm,l+(l-1)k_x-1}^x$, para $(1 \leq l \leq v)$.

$$S_{in}^x = \begin{bmatrix} s_{1,1}^x & s_{in1,2}^x & \dots & s_{in1,2+k_x-1}^x & s_{1,2+k_x}^x & s_{in1,2+k_x+1}^x & \dots & s_{in1,v+(v-1)k_x-1}^x & s_{1,v+(v-1)k_x}^x \\ s_{2,1}^x & s_{in2,2}^x & \dots & s_{in2,2+k_x-1}^x & s_{2,2+k_x}^x & s_{in2,2+k_x+1}^x & \dots & s_{in2,v+(v-1)k_x-1}^x & s_{2,v+(v-1)k_x}^x \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ s_{m,1}^x & s_{inm,2}^x & \dots & s_{inm,2+k_x-1}^x & s_{m,2+k_x}^x & s_{inm,2+k_x+1}^x & \dots & s_{inm,v+(v-1)k_x-1}^x & s_{m,v+(v-1)k_x}^x \end{bmatrix} \quad (4)$$

El *Error Cuadrático Medio (ECM)*, considerando S^x y S_{in}^x , se muestra en la Ecuación (5).

$$ECM(S^x, S_{in}^x) = \frac{1}{m * (v + (v - 1)k_x)} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^{v+(v-1)k_x} (S_{i,j}^x - S_{in,i,j}^x)^2 \quad (5)$$

Nuestro problema de optimización se formula de la siguiente manera:

Calcular: *ECM tal que,*

Maximizar: k_x (cantidad de medidas no tomadas, entre dos tomadas consecutivamente, mientras los sensores permanecerían en estado de inactividad), tal que,

Minimizar: $ECM(S^x, Sin^x)$.

3.2.1. Modelos de interpolación

A continuación, se presenta la formulación matemática de tres métodos de interpolación basados en las representaciones matriciales.

En la interpolación lineal, los valores interpolados, que corresponden a los valores desde $s_{inj,l+1}^x$ hasta $s_{inj,((l+1)+lk_x)-1}^x$, para $(1 \leq l \leq v)$ y $(1 \leq j \leq m)$ de la Ecuación (4) se obtendrían utilizando la Ecuación (6):

$$s_{inj,f}^x = s_{j,fa}^x + \left(\frac{s_{j,fp}^x - s_{j,fa}^x}{fp - fa} \right) \cdot (f - fa) \quad (6)$$

Donde $j = 1, \dots, m$ y f es la posición del valor a interpolar $((l+1) \leq f \leq ((l+1) + lk_x) - 1)$, para $(1 \leq l \leq v)$ calculada entre fa y fp . Siendo fa el subíndice de la primera posición diferente de cero antes de f y siendo fp el subíndice de la primera posición diferente de cero después de f . Por ejemplo, si se tiene una matriz S^x con $k_x = 3$ (tres valores no tomados entre dos medidas tomadas consecutivamente), donde los subíndices de las medidas tomadas son $1, 4, \dots, v + (v-1)k_x$, si se quiere estimar la medida ubicada en el subíndice 3 (que esta entre la posición 1 y 4), $f = 3$, $fa = 1$, $fp = 4$, y el valor estimado para el día uno (1) utilizando la Ecuación (6) es igual al calculado en las Ecuaciones (7) y (8).

$$s_{in1,f}^x = s_{1,fa}^x + \left(\frac{s_{1,fp}^x - s_{1,fa}^x}{fp - fa} \right) \cdot (f - fa) \quad (7)$$

$$s_{in1,3}^x = s_{1,1}^x + \left(\frac{s_{1,4}^x - s_{1,1}^x}{4 - 1} \right) \cdot (3 - 1) \quad (8)$$

En la interpolación *nearest*, los valores de la Ecuación (4) se obtendrían utilizando la Ecuación (9).

$$s_{in\ j,v}^x = \begin{cases} s_{in\ j,fa}^x & \text{si } fa < f \leq (fp - \frac{k_x}{2}) \\ s_{in\ j,fp}^x & \text{si } (fp - \frac{k_x}{2}) < f < fp \end{cases} \quad (9)$$

En la interpolación por *spline* cúbico, sobre cada intervalo $[1, 2 + k_x], [2 + k_x, 3 + 2k_x], \dots, [(v-1) + (v-2)k_x, v + (v-1)k_x]$, se debe definir un polinomio cúbico P diferente para cada intervalo. Sea P_i el polinomio cúbico que representa P en el intervalo i para $(1 \leq i \leq (v-1))$, por lo tanto, la Ecuación (10) calcula q .

$$(q) = \begin{cases} P_0(q) & q \in [1, 2 + k_x) \\ P_1(q) & q \in [2 + k_x, 3 + 2k_x) \\ \vdots & \vdots \\ P_{(v-1)}(q) & q \in [(v-1) + (v-2)k_x, v + (v-1)k_x) \end{cases} \quad (10)$$

Los polinomios P_{i-1} y P_i para $(1 \leq i \leq (v-1))$ interpolan el mismo valor en la frontera, es decir, que satisface la relación de la Ecuación (11).

$$\begin{aligned} P_{i-1}(r + (r-1)k_x) &= P_{i-1}(fp_{i-1}) = y_i = P_i(fa_i) \\ &= P_i(r + (r-1)k_x) \end{aligned} \quad (11)$$

Para r entre $(2 \leq r \leq (v-1))$.

Donde fp_{i-1} es el subíndice del último valor del polinomio $i-1$, y fa_i es el subíndice del primer valor del polinomio i . De este modo, se garantiza que P sea continuo en todo el intervalo. Además, asumir que su primera derivada (P') y su segunda derivada (P'') son continuas, una condición utilizada para derivar la expresión de la función *spline* cúbico.

Al aplicar las condiciones de continuidad del *spline* P y de P' y P'' , es posible encontrar la expresión analítica del *spline*. La expresión resultante es la Ecuación (12).

$$\begin{aligned} P_i(f) &= \frac{z_i}{6d_i}(fp - f)^3 + \frac{z_{i+1}}{6d_i}(f - fa)^3 + \left(\frac{y_{i+1}}{d_i} + \frac{z_{i+1}d_i}{6}\right)(f - fa) \\ &\quad + \left(\frac{y_i}{d_i} - \frac{z_id_i}{6}\right)(fp - f) \end{aligned} \quad (12)$$

En (12) $d_i = fp - fa$ para $(1 \leq i \leq (v-1))$ y $z_0, z_1, \dots, z_n$ son incógnitas. Por lo tanto, al utilizar las condiciones de continuidad que estas funciones deben satisfacer para determinar sus valores. El resultado es:

$$d_{i-1}z_{i-1} + 2(d_i + d_{i-1})z_i + d_i z_{i+1} = \frac{6}{d_{i-1}}(y_{i+1} - y_i) - \frac{6}{d_{i-1}}(y_i - y_{i-1}) \quad (13)$$

La Ecuación (13), con $i = 1, 2, \dots, v - 1$ genera un sistema de $v - 1$ ecuaciones lineales con $v + 1$ incógnitas: $z_0, z_1, \dots, z_v$. Se puede elegir z_0 y z_1 de forma arbitraria y resolver el sistema resultante de ecuaciones para obtener los valores de $z_1, z_2, \dots, z_{v-1}$. Una elección particularmente adecuada es hacer $z_0 = z_1 = 0$. La función *spline* resultante se denomina *spline* cúbico natural, y el sistema lineal de ecuaciones expresado en forma matricial se presenta en la Ecuación (14).

$$\begin{pmatrix} u_1 & d_1 & & & & & \\ d_1 & u_2 & d_2 & & & & \\ & d_2 & u_3 & d_3 & & & \\ & & \ddots & \ddots & \ddots & & \\ & & & d_{v-3} & u_{v-2} & d_{v-2} & \\ & & & & d_{v-2} & u_{v-1} & \end{pmatrix} \begin{pmatrix} z_1 \\ z_2 \\ z_3 \\ \vdots \\ z_{v-2} \\ z_{v-3} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} w_1 \\ w_2 \\ w_3 \\ \vdots \\ w_{v-2} \\ w_{v-1} \end{pmatrix} \quad (14)$$

Con:

$$\begin{aligned} d_i &= fp_i - fa_i \\ u_i &= 2(d_i + d_{i-1}) - \frac{d_{i-1}^2}{u_{i-1}} \\ b_i &= \frac{6}{d_i}(y_{i+1} - y_i) \\ w_i &= b_i - b_{i-1} - \frac{d_{i-1}w_{i-1}}{u_{i-1}} \end{aligned}$$

Donde: fp_i y fa_i son el último y primer valor del polinomio i , que son subíndices de medidas tomadas. Este sistema de ecuaciones tridiagonal puede resolverse mediante eliminación gaussiana sin pivoteo. El código acepta como entrada un conjunto de nodos (f_i) y los valores de la función correspondiente (y_i) y se produce un vector con los valores z_i . Finalmente, el valor del *spline* P en cualquier punto interpolado puede calcularse de manera eficiente utilizando la Ecuación (15).

$$P_i(f) = y_i + (f - fa)[C_i + (f - fa)[B_i + (f - fa)A_i]] \quad (15)$$

Con:

$$\begin{aligned} A_i &= \frac{1}{6d_i}(z_{i+1} - z_i) \\ B_i &= \frac{z_i}{2} \end{aligned}$$

$$C_i = -\frac{d_i}{6}z_{i+1} - \frac{d_i}{3}z_i + \frac{1}{d_i}(y_{i+1} - y_i)$$

3.3. Formulación del modelo lineal de ahorro de energía

Para este modelo, si el consumo de energía es proporcional a la descarga de la batería. Para determinar el ahorro de energía, se considera un periodo de tiempo (T) en el cual cualquier nodo puede estar apagado (en estado de inactividad) durante un intervalo de tiempo T_{off} y en estado de actividad (consumiendo energía) durante un intervalo de tiempo T_{on} , tal que $T = T_{on} + T_{off}$.

Sea t_x el tiempo necesario para sensar una muestra ($s_{m,\gamma}^x$) y comunicarla al encaminador WiFi antes de comenzar a sensar la siguiente muestra ($s_{m,\gamma+1}^x$). Sea h_x el número total de muestras que mide el sensor x . Suponer que la batería del nodo que contiene el sensor x se agotaría después de TB [ut]. Esa vida útil de la batería (TB) se calcula con la Ecuación (16).

$$TB = h_x \times t_x \quad (16)$$

Si TB aumenta linealmente cada 2 muestras, k_x son interpoladas. Esta es la nueva vida útil máxima (TB_N) de la batería del nodo que contiene el sensor x y se calcula mediante una función lineal de pendiente positiva $k_x + 1$ ($k_x \geq 0$) y un término independiente de $-k_x$, como se indica en la Ecuación (17).

$$TB_N = TB(k_x + 1) - k_x \quad (17)$$

Como ejemplo (Figura 3.3), si $h_x = 5$, $t_x = 1$ [ut], entonces $TB = 5$ [ut] (Ecuación (16)). Para esa vida útil de la batería, si por cada 2 muestras, 2 valores medidos son interpolados ($k_x = 2$), contando el tiempo equivalente para ser medido. La nueva vida útil total de la batería sería $TB_N = 13$ [ut].

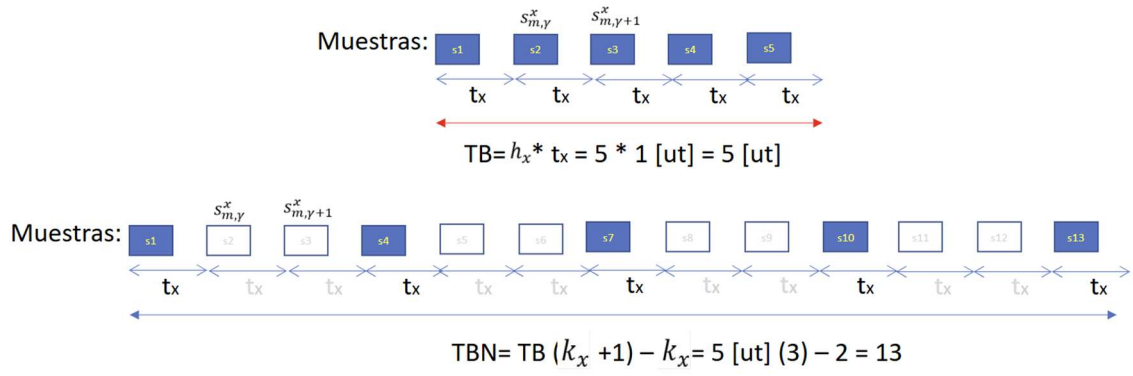


Figura 3.3: Ejemplo gráfico del modelo lineal obteniendo el máximo ahorro de energía.

Si la batería del nodo consume una corriente eléctrica (I_x), la Ecuación (18) calcula el ahorro de energía y se da en unidades de Amperios por unidad de tiempo ($A \cdot ut$).

$$ES = (TB_N - TB) I_x \quad (18)$$

Como ejemplo, una batería con $I_x = 10$ mA en estado de actividad de manera continua durante 6 horas consume $TB = 60$ mAh. Si $k_x = 1$, entonces TB_N es 12 horas. Por lo tanto:

$$ES = (12 \text{ h} - 6 \text{ h}) 10 \text{ mA} = 60 \text{ mAh} \quad (19)$$

3.4. Modelo de ahorro de energía semiempírico

La no linealidad en el comportamiento de la descarga de la batería se debe a que esta gasta energía adicional al transitar entre los estados de actividad e inactividad. Para considerar esto, se incluye una variable de ajuste (σ_x) que contempla este gasto energético adicional. Se dimensiona σ_x de forma experimental, ya que la pérdida de energía de una batería durante la transición de estados de actividad a inactividad no es proporcionada por ningún fabricante y puede variar entre diferentes baterías. El nuevo valor para TB_N se calcula en la Ecuación (20).

$$TB_N = \sigma_x \times TB_{Nexp} \quad (20)$$

Donde TB_{Nexp} es la nueva vida útil experimental de la batería, al despejar σ_x de la Ecuación (20).

$$\sigma_x = \frac{TB_N}{TB_{Nexp}} \quad (21)$$

La Ecuación (21) permite el cálculo de la variable de ajuste de forma experimental. Una vez calculado este valor, se reemplaza en la Ecuación (18), obteniendo los nuevos ahorros ES_N con la Ecuación (22).

$$ES_N = (TB_{Nexp} - TB) I_x \quad (22)$$

Como ejemplo, para una batería con $k_x = 1$, el valor lineal de TB_N es el doble del valor de TB . Por lo tanto, si $TB = 6$ h, entonces $TB_N = 12$ h. En general, sea T_{on} el tiempo que el nodo permanece en estado de actividad y T_{off} el tiempo que el nodo permanece en estado de inactividad. La siguiente expresión se utiliza para calcular el valor lineal de TB_N :

$$TB_N = \frac{(T_{off} + T_{on})}{T_{on}} TB \quad (23)$$

Donde TB es el tiempo de la duración de la batería cuando siempre está en estado de actividad (como habíamos indicado previamente).

De acuerdo con lo presentado para calcular la variable de ajuste se calcula el TB_{Nexp} de forma experimental y TB_N usando la ecuación (23). Finalmente, teniendo la variable de ajuste se calcula el nuevo ahorro de energía del nodo.

3.5. Rendimiento experimental

Se utilizó la ecuación (18) para realizar el cálculo del ahorro de energía teniendo en cuenta los datos obtenidos. Los resultados de este ahorro se muestran en la Tabla 3.1 y Tabla 3.2 como $ES_{Teorico}$.

Parámetros	$ES_{Teorico}$	$ES_{Experimental}$	Error Absoluto
$k_1 = 1$	519,75 mAh	82,12 mAh	437,63 mAh
$k_2 = 1$	477,08 mAh	85 mAh	392,08 mAh
$k_3 = 1$	520,02 mAh	220,06 mAh	299,94 mAh

Tabla 3.1: Resultados teóricos y experimentales para E2 con el modelo lineal

Parámetros	$ES_{Teorico}$	$ES_{Experimental}$	Error Absoluto
$k_1 = 3$	272,49 mAh	821,2 mAh	548,71 mAh
$k_2 = 3$	265,03 mAh	1013,74 mAh	748,71 mAh
$k_3 = 3$	250,02 mAh	770 mAh	519,98 mAh

Tabla 3.2: Resultados teóricos y experimentales para E3 con el modelo lineal

En los resultados se puede apreciar que el ahorro de energía teórico del sensor de temperatura ambiente DHT11 es de 437 mAh, ya que su consumo de corriente en la hoja de datos es de 82,5 mA y su duración teórica de encendido sin intermitencia es $TB = 6,3 \text{ horas}$, por lo que el $ES_{Teorico}$, de acuerdo con la ecuación (18), es de $(82,5 \text{ mA} * (12,6 \text{ h} - 6,3 \text{ h})) = 519,75 \text{ mAh}$. Para este mismo sensor, el resultado experimental de ahorro de energía fue de 82,12 mAh, debido a que experimentalmente la batería sin tiempos de intermitencia dura encendida un tiempo $TB = 6 \text{ horas}$, y durante el experimento E2 (50% T_{on} , 50% T_{off}) la batería dura encendida un tiempo $TB_N = 7 \text{ horas}$ con un consumo de corriente de 82,12 mAh y por lo tanto el ahorro de energía es $(82,12 \text{ mA} * (7 \text{ h} - 6 \text{ h})) = 82,12 \text{ mAh}$. Para un comportamiento lineal se esperaba un ahorro de energía de 437,63 mAh, y en realidad se obtuvo un ahorro de 82,12 mAh.

En el experimento la razón de este comportamiento no lineal es que en la conducta real de una batería cuando pasa del estado de actividad al de inactividad, se generan gastos adicionales de energía durante la transición, que se discuten en la siguiente sección.

3.5.1. Lecciones aprendidas sobre este modelo

Como el modelo lineal y el modelo semiempírico de ahorro de energía no resultaron eficaces porque no lograron capturar con precisión las características no lineales del consumo de energía de las baterías de los nodos, en particular durante la transición entre los estados de inactividad a actividad. Estos modelos no consideran las complejidades del comportamiento de descarga de la batería, lo que genera errores de estimación significativos. Como resultado, se propuso un nuevo modelo que incorpora una formulación matemática de optimización más completa y considera las propiedades

no lineales de la descarga de la batería, mejorando así la precisión de la estimación y el ahorro de energía en las redes de sensores inalámbricos.

4. Modelado no lineal mediante interpolación con *spline* cúbico

En este capítulo se formula un modelo para maximizar el ahorro de energía mediante la interpolación eficiente de las medidas no tomadas, considerando las características no lineales de la descarga de las baterías de los nodos e incorporando variables que reflejan su comportamiento real. Este modelo analiza los factores como el tiempo de sensado, el número de elementos de los bloques de datos tomados, y la energía consumida por cada nodo. El objetivo es maximizar el ahorro de energía manteniendo la precisión de los datos mediante técnicas como la interpolación de las medidas no tomadas durante los estados de inactividad. A través de la interpolación con *spline* cúbico, se logra estimar los valores intermedios de las medidas, lo que permite reducir el número de veces que los nodos deben activarse, maximizando así el ahorro de energía total. Se explora también la complejidad computacional del sistema, que resulta crucial para la implementación efectiva del modelo en el Mundo real en tiempo real.

4.1. Introducción

En primer lugar, analizamos las características de este nuevo modelo no lineal. Esto permite identificar los factores clave de diseño de este nuevo modelo. Los elementos básicos del nuevo modelo son los siguientes:

- Al igual que en los modelos anteriores, los nodos siguen un ciclo periódico continuo en los que están en dos estados: actividad e inactividad. En este último estado el consumo de la batería es nulo. O lo que es lo mismo, si aumentamos k_x ahorramos energía aumentando el tiempo de descarga de la batería.
- El aumento de k_x está relacionado con la calidad de vida de los peces. Esto es, se debe dimensionar adecuadamente para que se hagan medidas reales no distanciadas una cantidad de tiempo elevado porque se corre el riesgo de perder medidas reales que puedan afectar al crecimiento de los peces. Aunque los valores de las variables físicas son estacionarios, pueden existir oscilaciones que no se capten adecuadamente mediante medidas reales y a la hora de hacer la interpolación podría ser demasiado tarde para disparar las alarmas.
- El tamaño de los paquetes de datos depende del valor de k_x . Esto es, si su valor es muy pequeño se enviarían muchos paquetes de datos sensados y aumentaría el consumo de energía y si es muy grande aumenta el ahorro energético debido a la comunicación de datos; pero aumenta el riesgo de no captar fluctuaciones de las variables físicas de riesgo para el crecimiento de los peces.

El objetivo principal de nuestro método es determinar el valor máximo de las medidas no tomadas (k_x) independientemente en el sensor x que permita realizar una interpolación eficiente de los datos, utilizando las medidas tomadas (h_x) en el nodo que contiene el sensor x . Para lograrlo, se estudian las diferentes combinaciones de las medidas no tomadas y las medidas tomadas, y cómo estas afectan a n_x . El enfoque consiste en fijar el total de medidas tomadas, luego iterar sobre los valores de las medidas no tomadas y calcular las correspondientes medidas tomadas. El total de medidas tomadas debe ser lo suficientemente grande como para generar ahorro de energía. Además, se considera que el primer elemento de cada bloque ($s_{i,1}^x$) corresponde a una medida tomada.

Para la estimación de muestras se consideran 3 tipos de interpolación:

- Lineal: interpola los valores entre los puntos conocidos de forma uniforme.
- *Nearest*: asigna a los ceros el valor del punto más cercano.
- *Spline* cúbico: usa una interpolación suave basada en polinomios cúbicos para garantizar continuidad en la primera y segunda derivada.

Por ejemplo¹, sea: la secuencia de datos de temperatura original [30, 32, 34, 35, 35, 35, 35, 35, 35, 35, 35, 35, 34, 32, 30, 26, 22, 17, 13, 9, 6, 5, 5, 6, 9, 13, 17, 22, 26, 29], la secuencia de datos con valores no tomados (reemplazados por ceros) [30, 32, 34, 0, 35, 35, 0, 35, 35, 0, 35, 35, 0, 34, 32, 0, 26, 22, 0, 13, 9, 0, 5, 5, 0, 9, 13, 0, 22, 26, 0], si se utiliza el método de interpolación lineal la secuencia de datos quedaría de la siguiente manera [30, 32, 34, 34, 35, 35, 35, 35, 35, 35, 35, 35, 35, 34, 34, 32, 29, 26, 22, 17, 13, 9, 7, 5, 5, 7, 9, 13, 17, 22, 26, 30]. El método *nearest* produciría la siguiente secuencia [30, 32, 34, 34, 35, 35, 35, 35, 35, 35, 35, 35, 35, 34, 32, 32, 26, 22, 22, 13, 9, 9, 5, 5, 5, 9, 13, 13, 22, 26, 26] y con el método de *spline* cúbico [30, 32, 34, 34, 35, 35, 34, 35, 35, 34, 35, 35, 34, 35, 34, 34, 32, 29, 26, 22, 17, 13, 9, 6, 5, 5, 6, 9, 13, 17, 22, 26, 29]. El método lineal ofrece una aproximación relativamente simple y puede generar saltos o discontinuidades en los datos, es decir, para nuestro ejemplo, se observa claramente que no logra capturar correctamente tendencias complejas, debido a que predice mejor cuando los datos son aproximadamente lineales. El método *nearest*, por rápido y sencillo que sea, crea grandes errores en conjuntos de datos que tienen datos no uniformes, simplemente asignando el valor del punto más cercano sin tener en cuenta las tendencias intermedias. Es decir, para nuestro ejemplo como son datos continuos de temperatura no es adecuado, debido a que funciona mejor cuando los datos representan categorías discretas. En comparación, el *spline* cúbico ofrece un recorrido más fluido entre los puntos, manteniendo la continuidad tanto de la primera como de la

¹ Este ejemplo está basado en el prompt: “Generar una tira de datos de temperaturas con valores enteros de longitud 31, debe contener datos para demostrar que el método *spline* cubico es mejor (EMC sea menor) que el lineal y el *nearest*, luego generar otra tira en donde las posiciones que se reemplazan con ceros deben ser 1, 2, 4, 5, 7, 8, 10, 11, 13, 14, 16, 17, 19, 20, 22, 23, 25, 26, 28, 29, para poder predecir los valores reemplazados por cero. Mostrar las tiras de datos generadas. Mostrar las tiras de datos generadas”, que se introdujo al chatGPT. A la respuesta obtenida se le aplicó una verificación determinada y modificaciones para que quedara bien entendible.

segunda derivada. En nuestro ejemplo funciona mejor debido a que los datos tienen curvaturas suaves y cambios de tendencia la cual es considerada a nivel global para la estimación de los valores. En la Figura 4.1, se observa la comparación de los datos interpolados con los 3 métodos, respecto a los datos originales.

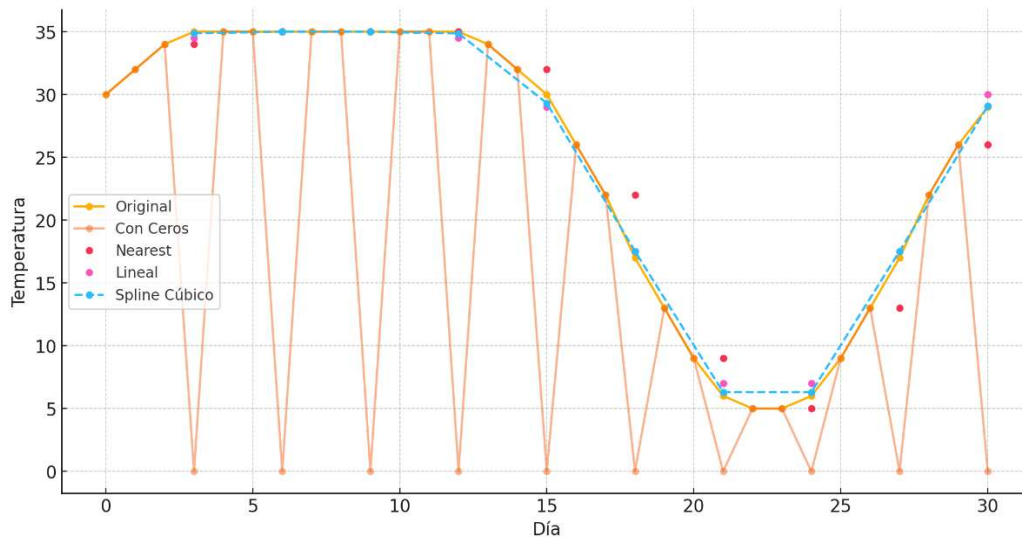


Figura 4.1: Ejemplo interpolación con datos con mayor curvatura

Se selecciona el método de interpolación *spline* cúbico debido a que se considera más efectivo que la interpolación lineal y el método *nearest* ya que proporciona mejores estimaciones continuas y precisas de los datos. Esta propiedad es útil en escenarios donde la continuidad y la precisión en la estimación de datos faltantes son cruciales, por ejemplo, cuando se trata de variables acuáticas estables en acuicultura, donde pequeñas variaciones pueden tener un efecto considerable en los resultados. Con el *spline* cúbico, al emplear una función polinómica que reduce el ECM y ofrece una representación más precisa de los datos, especialmente cuando los intervalos entre observaciones no son regulares. Esta capacidad de ajuste y precisión convierte al *spline* cúbico en el método preciso para gestionar la falta de datos del sensor sin pérdida de calidad.

En la simulación de los datos, la señal real como la interpolada con este método es muy parecida. Al realizar medidas del ECM entre la señal real y la interpolada para diferentes casos de número de muestras no tomadas, se observa que el error es muy bajo y prácticamente constante para diferentes valores de número de medidas no tomadas. Esto sucede por la naturaleza cuasi estática de las señales, ya que, si las señales

fueran más variantes en el tiempo, el error sería mayor a medida que aumenta el número de muestras no tomadas.

Para lograr una interpolación con el método seleccionado eficiente, se deben cumplir varias condiciones previas. Primero, que el total de las medidas tomadas (n_x) en el día sea lo suficientemente grande para asegurar un ahorro de energía significativo, considerando el valor de tiempo. Además, el número de medidas tomadas sea mucho mayor que las medidas que las no tomadas ($h_x \gg k_x$), y esta a su vez sea considerablemente mayores que dos ($h_x \gg 2$). Finalmente, las medidas no tomadas son interpoladas bajo estas condiciones, evaluando la opción de descartarlas o copiarlas para mejorar la precisión en los resultados.

4.2. Modelo formal de ahorro de energía

Sean Ps y s^x las variables definidas en la Sección 3.2. Si se estructura el conjunto de medidas de x ($\{s^x\}$) en m_x filas de datos correspondientes a un día, cada una de tamaño n_x , entonces puede representarse como una matriz: $S^x \in \mathbb{R}^{m_x \times n_x}$. Una medida de la fila i ($s_{i,j}^x$), se toma en $t_x = j$ [ut], y la siguiente medida de la fila i ($s_{i,j+1+k_x}^x$), se toma en $t_x = j + 1 + k_x$ [ut]. Donde k_x es el número de medidas no tomadas. Es decir, S^x es una matriz dispersa porque los elementos $s_{i,j+1}^x \dots s_{i,j+k_x}^x$ no son tomados por el sensor x (al proponer pasarlo al estado de inactividad en esas ut consecutivos) y podrían anotarse como (NT) para diferenciarlos de un 0 real (tomado) medido en x . No obstante, en búsqueda de claridad, se anota como 0 (por lo tanto, S^x es una matriz dispersa). En cualquier caso, nuestro modelo matemático sigue siendo válido. Sea $h_x \in \mathbb{N}$ el número de medidas tomadas en la fila i del sensor x , entonces, esas medidas se anotan como: $[s_{i,1}^x \ 0 \dots 0 \ s_{i,2+k_x}^x \ 0 \dots 0 \ s_{i,3+2k_x}^x \ 0 \dots 0 \ s_{i,h_x+(h_x-1)k_x}^x]$.

Como ejemplo, se muestran 3 matrices asociadas a 3 sensores ($Ps = 3, m_1 = 2, n_1 = 4, k_1 = 2, h_1 = 2, m_2 = 4, n_2 = 3, k_2 = 1, h_2 = 2, m_3 = 3, n_3 = 5, k_3 = 1$ (repetido dos veces) y $h_3 = 3$).

$$\begin{aligned}
\mathbf{S}^1 = \begin{bmatrix} s_{1,1}^1 = 2.7 & 0 & 0 & s_{1,4}^1 = 2.6 \\ s_{2,1}^1 = 0.3 & 0 & 0 & s_{2,4}^1 = 1.7 \end{bmatrix}, \mathbf{S}^2 = \begin{bmatrix} s_{1,1}^2 = 0.1 & 0 & s_{1,3}^2 = 1.8 \\ s_{2,1}^2 = 1.3 & 0 & s_{2,3}^2 = 3.7 \\ s_{3,1}^2 = 4.5 & 0 & s_{3,3}^2 = 0.2 \\ s_{4,1}^2 = 9.5 & 0 & s_{4,3}^2 = 5.5 \end{bmatrix}, \mathbf{S}^3 = \\
\begin{bmatrix} s_{1,1}^3 = 5 & 0 & s_{1,3}^3 = 3 & 0 & s_{1,5}^3 = 1 \\ s_{2,1}^3 = 2 & 0 & s_{2,3}^3 = 4 & 0 & s_{2,5}^3 = 9 \\ s_{3,1}^3 = 7 & 0 & s_{3,3}^3 = 4 & 0 & s_{3,5}^3 = 2 \end{bmatrix}
\end{aligned} \quad (24)$$

Los valores mínimos y máximos de k_x , h_x , y su relación con n_x se establecen en la Ecuación (25):

$$k_x^{\min} = 1, k_x^{\max} = n_x - 2 \quad (25)$$

$$h_x^{\min} = 2, h_x^{\max} = \frac{n_x}{2} \quad (26)$$

$$n_x = h_x^{\min} + k_x^{\max} \quad (27)$$

El objetivo principal de nuestro modelo es determinar los valores máximos de k_x que permitan la interpolación eficiente de las medidas no tomadas, dadas las medidas tomadas. Por esta razón, es necesario estudiar las diferentes combinaciones de valores de k_x y h_x y cómo influyen en la forma y tamaño (n_x) de cualquier configuración posible de fila. Para ello, se fija n_x , luego se itera linealmente los valores de k_x y se calcula los valores correspondientes de h_x . Los valores de n_x que se fijan deben ser lo suficientemente grandes para lograr el ahorro de energía. Existen tres configuraciones diferentes de la fila:

- El $s_{i, h_x + (h_x - 1)k_x}^x$ coincide con s_{i, n_x}^x : es posible interpolar las medidas no tomadas ($s_{i, j+1}^x \dots s_{i, j+k_x}^x$) utilizando la fila de datos en un día con n_x elementos. En este caso, $n_x = h_x + (h_x - 1)k_x$. Por ejemplo, para $n_x = 11, k_x = 4$ y $h_x = 3$, la fila tiene la forma: $[s_{i,1}^x \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ s_{i,6}^x \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ s_{i,11}^x]$.
- Si la condición (a) fuera falsa: entonces debe existir un número máximo de h_x medidas no tomadas (el mínimo es 1), después de la última medida tomada, para completar los n_x elementos del día. Por ejemplo, para $n_x = 12, k_x = 5$ y $h_x = 2$, la fila tiene la forma: $[s_{i,1}^x \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ s_{i,7}^x \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]$, y para $n_x = 12, k_x = 4$ y $h_x = 3$, la fila tiene la forma: $[s_{i,1}^x \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ s_{i,6}^x \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ s_{i,11}^x \ 0]$. El problema es que la última secuencia de

medidas no tomadas no puede interpolarse porque no están entre dos medidas tomadas. Sin embargo, sería deseable interpolarlas para obtener la fila de longitud fija (n_x). Para lograrlo, simplemente se puede replicar las últimas medidas interpoladas ($h_x \rightarrow 1$) o descartarlas ($n_x \gg h_x$).

- c) El $h_x = 2$: la fila tiene dos formas posibles: 1) $[s_{i,1}^x \ 0 \dots 0 \ s_{i,n_x}^x]$: aunque es posible interpolar las medidas no tomadas, si $n_x \gg h_x$, es muy probable que produzca un error de interpolación alto. 2) $[s_{i,1}^x \ 0 \dots 0 \ s_{i,1+k_x}^x \ 0 \dots 0]$, donde el número de medidas no tomadas en la secuencia después de $s_{i,1+k_x}^x$ podría estar en el rango $[1 \dots \frac{n_x}{2} - 2]$. ($n_x \gg h_x$), entonces, esos tipos de fila deben descartarse debido al pequeño número de medidas tomadas en relación con el número total de medidas posibles.

En conclusión, deben cumplirse varias condiciones previas: a) n_x debe ser lo suficientemente grande para obtener una cantidad significativa de ahorro de energía (considerando el valor de t_x), b) $n_x \gg h_x$ y $h_x \gg 2$, y c) k_x debe encontrarse interpolando bajo las condiciones previas y considerando descartar o copiar.

Dados n_x y t_x , el tiempo necesario para medir el consumo de energía de la fila asumiendo que no se realiza interpolación es: $T_x^{-I} = t_x n_x$. Sea I_x la corriente [mA] consumida por la batería del nodo x , entonces la energía consumida por la batería en T_x^{-I} es: $Es_x^{-I} = T_x^{-I} I_x = t_x n_x I_x$ [mA · ut]. Nuestro objetivo es reducir ese consumo interpolando algunas de esas n_x medidas. Se consideran dos factores importantes:

- El valor óptimo de k_x dado las restricciones anteriores. En este caso, el tiempo necesario para realizar la medida de los datos correspondientes a un bloque en estado de actividad junto con el bloque en estado de inactividad asumiendo interpolación es: $T_x^{+I} = T_{on} + T_{off} = t_x h_x + t_x ((h_x - 1)k_x + h_x) = t_x (2 h_x + (h_x - 1)k_x)$.
- La batería incrementa el consumo de I_x cuando se encuentra en estado de actividad el nodo en comparación con si está previamente en estado de inactividad. Esto implica un aumento en su consumo de energía, lo que reduce el tiempo que puede proporcionar energía. Sea σ_x el tiempo adicional necesario para explicar ese fenómeno. Para tenerlo en cuenta, el T_x^{+I} anterior

se corrige de la siguiente manera: $T_x^{+I} = t_x (2 h_x + (h_x - 1)(k_x + \frac{\sigma_x}{t_x}))$ debido a que la batería pasa al estado de actividad $h_x - 1$ veces. Cuanto menor sea σ_x en comparación con t_x , menor sería el T_x^{+I} . Por lo tanto, se debe cumplir la siguiente condición: $t_x \gg \sigma_x$.

Por lo tanto, el ahorro de energía, correspondiente a la fila, considerando los hechos anteriores, se proporciona en la Ecuación (28):

$$ES_x^{+I} = ES_x^{-I} - T_x^{+I} I_x = t_x \left(n_x - 2 h_x + (h_x - 1)(k_x + \frac{\sigma_x}{t_x}) \right) I_x \quad (28)$$

Asumiendo el mismo t_x e I_x para cualquier bloque, y considerando el promedio de ahorro de energía para las m filas, la Ecuación (29) muestra el ahorro de energía a maximizar:

$$\begin{aligned} ES_x^{+I} &= m \left(\frac{1}{m} \sum_{x=1}^m t_x \left(n_x - 2 h_x + (h_x - 1)(k_x + \frac{\sigma_x}{t_x}) \right) I_x \right) \\ &= \sum_{x=1}^m t_x \left(n_x - 2 h_x + (h_x - 1)(k_x + \frac{\sigma_x}{t_x}) \right) I_x \end{aligned} \quad (29)$$

La cual establece la relación entre: m , n_x , h_x , k_x y σ_x para obtener un ahorro de energía significativo. La interpolación eficiente de las medidas no tomadas k_x es clave. Para ello, se puede realizar una interpolación *spline* cúbico utilizando los elementos tomados de S_i^x . Una representación alternativa de S_i^x se muestra en la Ecuación (30):

$$S_i^x = \begin{bmatrix} s_{1,v_1}^x & 0 & \cdots & 0 & s_{1,v_2}^x & 0 & \cdots & 0 & s_{1,v_3}^x & 0 & \cdots & 0 & s_{1,v_{h_x}}^x \\ s_{2,v_1}^x & 0 & \cdots & 0 & s_{2,v_2}^x & 0 & \cdots & 0 & s_{2,v_3}^x & 0 & \cdots & 0 & s_{2,v_{h_x}}^x \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ s_{m,v_1}^x & 0 & \cdots & 0 & s_{m,v_2}^x & 0 & \cdots & 0 & s_{m,v_3}^x & 0 & \cdots & 0 & s_{m,v_{h_x}}^x \end{bmatrix} \quad (30)$$

Los polinomios generados en la Ecuación (10) bajo el método de *spline* cúbico se utilizan para estimar los valores entre $s_{i,v_{k_x}}^x$ y $s_{i,v_{k_x+1}}^x$ en la fila i , generando medidas interpoladas para cada uno de ellos:

$$\hat{S}_i^x = [s_{i,1}^x, \hat{s}_{1,2}^x, \dots, \hat{s}_{1,2+k_x-1}^x, s_{1,v_2}^x, \hat{s}_{1,2+k_x+1}^x, \dots, \hat{s}_{1,h_x+(h_x-1)k_x-1}^x, s_{i,v_{h_x}}^x] \quad (31)$$

El *Error Cuadrático Medio* (ECM) considerando S_i^x y $\hat{S}_i^x$ se especifica en la Ecuación (32):

$$ECM (S_i^x, \hat{S}_i^x) = \frac{1}{v_{h_x}} \sum_{j=1}^{v_h} (S_i^x - \hat{S}_i^x)^2 \quad (32)$$

La interpolación *spline* cúbica debe realizarse de manera independiente para todos los sensores (para $1 \leq x \leq Ps$). Así, nuestro problema de optimización puede formularse de la siguiente manera:

Maximizar: $\sum_{x=1}^{Ps} t_x \left(n_x - 2 h_x + (h_x - 1)(k_x + \frac{\sigma_x}{t_x}) \right) I_x$ ajustando k_x .

Minimizar: $ECM (S_i^x, \hat{S}_i^x)$

Restricciones: $h_x \gg 2, n_x \gg h_x$ y $t_x \gg \sigma_x$.

4.2.1. Consideraciones sobre la complejidad computacional

La complejidad computacional del modelo está asociada con los cálculos realizados en el servidor durante el proceso que se muestra en la Figura 2.7, donde se evalúan los ahorros de energía en nuestra arquitectura. En este proceso, el servidor realiza múltiples iteraciones en las que recupera los datos tomados por el nodo (h_x), utiliza estos datos para realizar interpolaciones para estimar el valor de las medidas no tomadas (k_x) en los periodos en los que se encuentra el nodo en estado de inactividad (T_{off}) y, posteriormente, calcula el error. La interpolación utilizando el método *spline* cúbico, implica resolver una ecuación representable por matriz tridiagonal con una complejidad temporal computacional de $O(n)$ [62], donde n es el número de medidas de datos a interpolar, es decir el número de sensores (Ps) por el número de medidas tomadas (h_x). Esto es, $n = Ps * h_x$. Por lo tanto, la complejidad computacional del servidor es lineal en cada iteración y corresponde a la complejidad computacional del algoritmo de interpolación utilizado. Suponiendo que el servidor debe realizar esta interpolación L veces, la complejidad computacional total del proceso mientras el nodo está en estado de inactividad sería $O(n)$ multiplicada por L , resultando en una complejidad computacional cuadrática $O(n^2)$. Sin embargo, dado que n tiende a reducirse a medida que los algoritmos identifican valores de T_{on} más cortos y un T_{off} mayor (lo que permite prolongar los periodos de ahorro de energía), la complejidad computacional del sistema se mantiene baja, permitiendo que los cálculos del servidor se realicen en tiempo real, incluso en escenarios operativos.

Por otro lado, hemos de tener en cuenta que cuando los datos sensados están distribuidos uniformemente o bien la tendencia de los datos sensados no obedecen a cambios bruscos (que es el caso de nuestros sensores de piscifactoría), entonces se puede afirmar que, con una elevada probabilidad, los datos interpolados están en el mismo rango de variabilidad que los que se han tomado. Por ello, en el Servidor no gestionamos la generación de alarmas.

Con nuestro modelo de ahorro de energía se reduce el volumen de datos transmitidos desde los controladores al servidor, lo cual es directamente proporcional con el tiempo de actividad de las interfaces inalámbricas (uno de los componentes demandantes en consumo de energía en una WSN). Al disminuir la necesidad de transmisión continua, los nodos pueden permanecer en estado de inactividad por periodos más largos, lo que optimiza la descarga de la batería y extiende el tiempo de descarga de la batería de los nodos de la WSN. Esta estrategia no solo beneficia el consumo de energía, sino que también reduce la complejidad computacional en el servidor, ya que la cantidad de datos a procesar se limita a un subconjunto representativo.

5. Verificación del modelo, discusión y aplicación a escenarios distintos de la piscicultura

En este capítulo presentamos los resultados de la validación de nuestro modelo de ahorro de energía, mediante la interpolación con *spline* cúbico, en un entorno controlado con un prototipo real de piscifactoría. Diseñamos tres tipos de experimentos. En cada uno de ellos se mide el ahorro de energía con los nodos en estado de actividad continuamente y se contrasta con el ahorro combinando distintos tipos de estados de actividad e inactividad de los nodos. Los resultados de los experimentos muestran errores de estimación muy bajos, lo que garantiza que el crecimiento de los peces no se vea afectado negativamente y que es posible obtener gran cantidad de ahorro de energía. Esto es debido a que las variables físicas medidas (temperatura y Ph) tienen un comportamiento estacionario en el tiempo y por tanto el modelo de interpolación con *spline* cúbico resulta eficiente.

5.1. Verificación de resultados con el prototipo de piscifactoría desplegado

Se realizan tres tipos de medidas para cada nodo en los experimentos E1, E2 y E3 en diferentes momentos de cada día ($\forall i$) y durante 15 días ($m_1 = m_2 = m_3 = 15$).

Se utiliza un servidor en la nube *IF This Then That* (IFTTT) [63], que emplea protocolos tradicionales de IoT y TCP, y genera una hoja de cálculo por sensor para almacenar los valores de los datos sensados. Dichos datos se utilizaron para realizar la interpolación de medidas en *Matlab*.

Se considera un encaminador WiFi FO HGU [64] que interconecta los nodos de la WSN con el servidor en la nube IFTTT utilizando *Fibra Hasta el Hogar* (FTTH) con 250 Mbps para la fibra y 2,4 GHz para el WiFi. El encaminador recibe los datos sensados de cualquier nodo de la WSN y los envía al servidor IFTTT.

La Figura 5.1 muestra el prototipo experimental diseñado e implementado. Se despliegan tres nodos en la WSN. Se utiliza un sensor específico en cada nodo para caracterizar mejor el consumo de energía según el tipo de elementos usados (circuito integrado, sensor y batería). Se usan piscinas para analizar el comportamiento de los datos adquiridos por cada sensor.

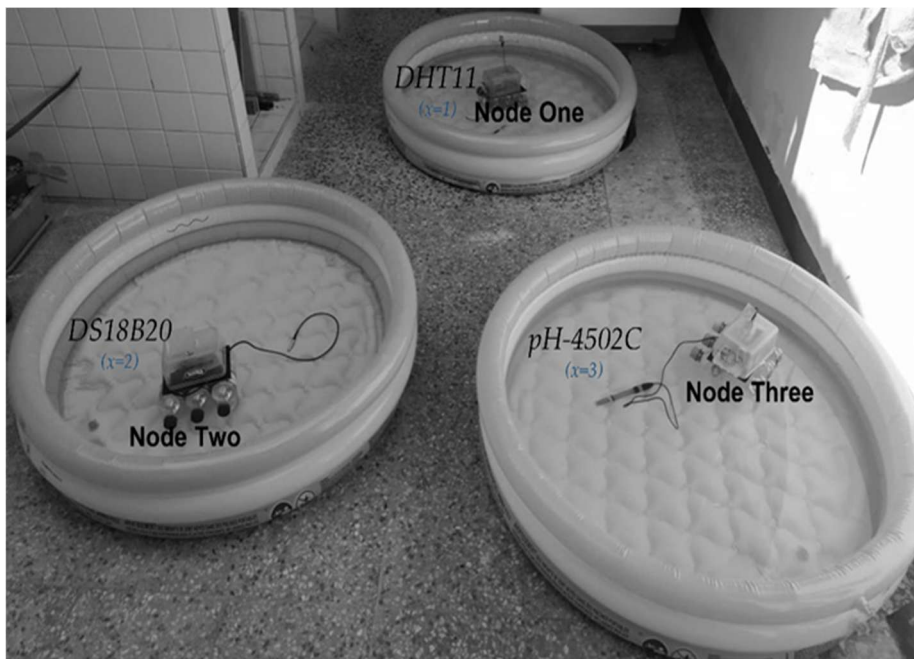


Figura 5.1: Los tres nodos del prototipo desplegado.

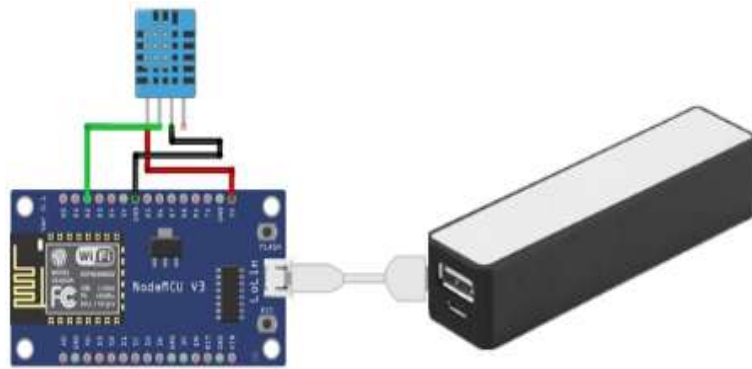


Figura 5.2: Circuito, en el prototipo, del nodo uno

Cada nodo de la WSN se despliega con el siguiente hardware: un *nodeMCU* [53] equipado con un *ESP8266* [65] y sensores específicos. El *nodeMCU* contiene una fuente de alimentación de 3,3 V y un convertidor USB a serie para facilitar la programación con el IDE de *Arduino*, necesario para el *ESP8266*. El chip *ESP8266* es responsable de integrar diferentes sensores (pH, temperatura del agua y temperatura ambiente) y sirve como puente entre el microcontrolador e Internet. Este módulo integrado ejecuta un programa de *Arduino* encargado de recibir datos de los sensores y enviar los datos sensados a través del encaminador WiFi. Cada encaminador integrado puede enviar datos directamente al encaminador WiFi o utilizar otros encaminadores intermediarios para transmitir los datos sensados al encaminador WiFi.

Los sensores en cada nodo son los siguientes:

- El primer nodo está equipado con un sensor de temperatura ambiental (DHT11) [66], correspondiente a $x = 1$ en nuestro modelo formal, conectando los datos al pin *D2*, tierra al pin *G* y voltaje al pin *VV* del *nodeMCU* (Figura 5.2). El circuito se alimenta mediante un banco de baterías conectado directamente al puerto USB. Las principales características del sensor son: salida de señal digital, rango de temperatura entre 25 °C y 2 °C, fuente de alimentación de DC 3,5 ~ 5,5 V, corriente de suministro de 0,3 mA y en reposo 60 µA, y período de muestreo superior a 2 s.
- El segundo nodo tiene un circuito de sensor de temperatura de agua sumergible (DS18B20) [67], correspondiente a $x = 2$ en nuestro modelo formal, conectando los datos al pin *D2*, tierra al pin *G* y voltaje al pin *VV* del *nodeMCU*

(Figura 5.3). El circuito se alimenta a través del puerto USB. Las principales características del sensor son: salida de señal digital, rango de temperatura soportado de $-55\text{ }^{\circ}\text{C}$ a $+125\text{ }^{\circ}\text{C}$, rango de alimentación de $3,0\text{ V}$ a $5,5\text{ V}$, y cuenta con una funda de acero inoxidable impermeable.

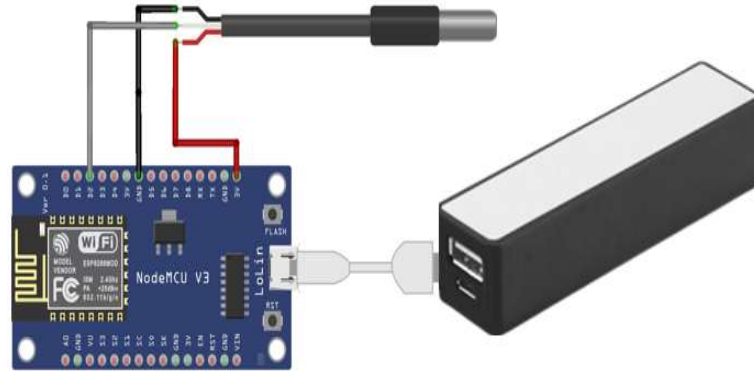


Figura 5.3: Circuito, en el prototipo, del nodo dos

- El tercer nodo está compuesto por el *nodeMCU* en el cual el sensor de pH (PH-4502C) [68], correspondiente a $x = 3$ en nuestro modelo formal, conecta los datos al pin *A0*, tierra al pin *G* y voltaje al pin *3 V* del *nodeMCU* (Figura 5.4). Todo el circuito se alimenta a través del puerto USB utilizando una batería. El sensor de pH puede medir un rango de 0 a 14 , con corriente de trabajo de 5 a 10 mA y salida analógica.

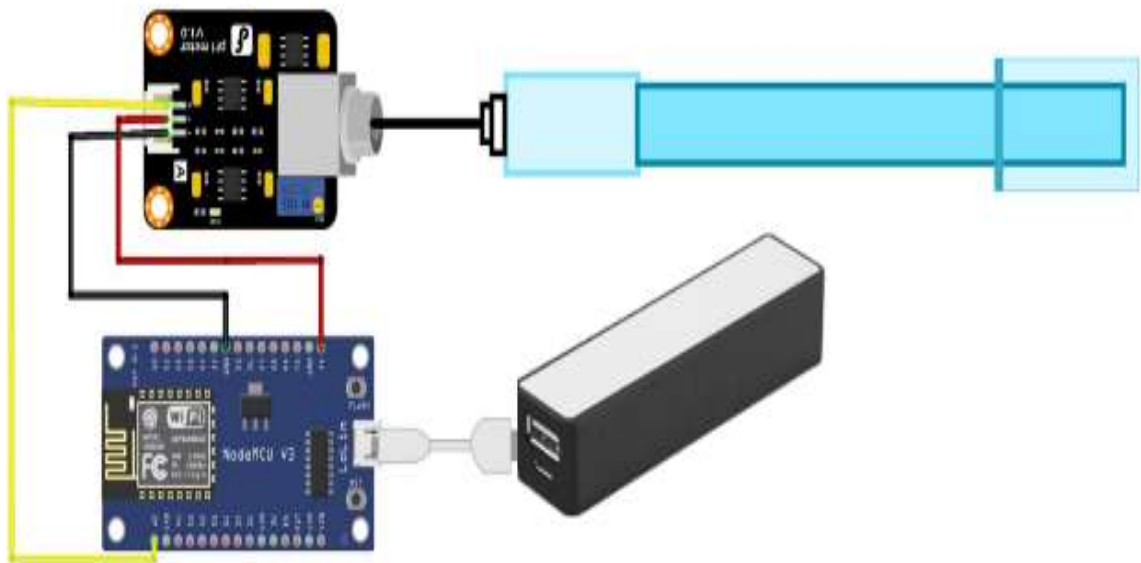


Figura 5.4: Circuito, en el prototipo, del nodo tres

5.1.1. Tipos de experimentos

Los experimentos desarrollados para verificar nuestro modelo de ahorro de energía son de tres tipos:

Primer experimento (E1): cada nodo estuvo en estado de actividad durante todo el período de operación. Las transmisiones de datos se realizan sin tiempos en estado de inactividad, es decir, $k_1 = k_2 = k_3 = 0$. Este escenario se toma como referencia para la comparación con los otros escenarios y corresponde al ahorro de energía mínimo (cero). El número total de medidas realizadas es $n_1 = 21.847, n_2 = 20.000$, y $n_3 = 15.507$.

Segundo experimento (E2): cada nodo x pasa del estado de actividad al de inactividad periódicamente, con intervalos de cambio de 5 minutos, considerando que este tiempo no afecta el ciclo de vida de los peces según el estudio realizado por Gamboa et al. [69]. Es importante destacar que el modelo de ahorro de energía presentado en la Ec. (28) se formula considerando que, cada vez que x se pasa al estado de actividad, se toma una medida. Sin embargo, dado que experimentalmente el t_x es de aproximadamente 1 s, no es conveniente pasar del estado de actividad al estado de inactividad cada x cada vez que se toma una medida. En su lugar, se toma 296, 427 y 398 medidas para $x = 1, 2$ y 3 respectivamente, y no se registran pérdidas de energía por transición (considerando que una transición siempre sería del estado de inactividad al estado de actividad). En general, la Ec. (28) se formula asumiendo que el modelo tiene $h_x - 1$ transiciones. En cambio, se consideran 95, 87 y 72 transiciones para $x = 1, 2$ y 3 respectivamente. Por lo tanto, se ajusta la Ec. (28) de la siguiente manera para cada sensor:

$$ES_x^{+I} = t_x \left(n_x - 2 h_x + (a_x - 1) \left(k_x + \frac{\sigma_x}{t_x} \right) \right) I_x \quad (33)$$

Donde $a_1 = 95, a_2 = 87$ y $a_3 = 72$. Cabe destacar que en el experimento E2 los tiempos en los estados *de actividad* e *inactividad* son iguales, lo que equivale al modelo matemático presentado con el valor mínimo de k_x ($k_1^{min} = k_2^{min} = k_3^{min} = 1$). El número de medidas realizadas para h_x es: $h_1 = 14.525, h_2 = 9.219, h_3 = 8.137$ y los tamaños para n_x son: $n_1 = 21.847, n_2 = 20.000$, y $n_3 = 15.507$, pero con solo 95 transiciones para $x = 1$, 87 transiciones para $x = 2$ y 72 transiciones para $x = 3$.

Tercer experimento (E3): para cada x , periódicamente, el nodo se pasa al estado de inactividad durante 15 minutos y luego al estado de actividad durante 5 minutos, siendo este el intervalo más largo de inactividad según los autores [69]. En este caso, el número de medidas realizadas durante los 5 minutos sin transiciones es aproximadamente 296,427 y 398 medidas para $x = 1, 2$ y 3 respectivamente. En cambio, se consideran 48, 60 y 33 transiciones para $x = 1, 2$ y 3 respectivamente. Por lo tanto, se ajusta la Ec. (28) de la siguiente manera para cada sensor:

$$ES_x^{+I} = t_x \left(n_x - 2 h_x + (a_x - 1) \left(k_x + \frac{\sigma_x}{t_x} \right) \right) I_x \quad (34)$$

Donde $a_1 = 48, a_2 = 60$ y $a_3 = 33$. En el experimento E3, 5 minutos en estado de actividad y 15 minutos en estado de inactividad equivalen a una medida en estado de actividad por cada tres en estado de inactividad, lo que es equivalente al modelo matemático presentado con $k_x = 3$ ($k_1 = k_2 = k_3 = 3$), y el número de medidas realizadas para h_x es: $h_1 = 9.399, h_2 = 8.101, h_3 = 4.774$, pero con solo 48 transiciones para $x = 1$, 60 transiciones para $x = 2$ y 33 transiciones para $x = 3$.

Para evaluar cómo se ve afectada la calidad de las medidas al estar en estado de inactividad los sensores en los experimentos E2 y E3, todas las medidas no tomadas $n_x - h_x$ son interpoladas y el error es calculado con la Ec. (32). Los resultados muestran que este error es mínimo en estos experimentos, lo que nos permite afirmar que el valor de k_x asociado con los experimentos E2 y E3 cumple con los criterios para maximizar el ahorro de energía al minimizar el error.

5.1.2. Mediciones de voltaje y corriente

El voltaje y la corriente se miden en la entrada del puerto USB del *nodeMCU*. Las mediciones se realizan de forma manual y automática. La medición manual (Figura 5.5) se lleva a cabo usando 2 multímetros, uno de referencia *Unit-T UT58B* [70] y el otro *MAS830L* [71]; los datos tomados se recolectan manualmente de manera periódica. La medición automática se realiza con 2 multímetros de referencia *Unit-T UT61B* [72]; los datos medidos se guardan automáticamente de forma local en la computadora. La medición manual se realiza de la siguiente manera: el voltaje se mide con un multímetro

en paralelo en el puerto de alimentación del nodeMCU, y la corriente se mide con otro multímetro en serie.

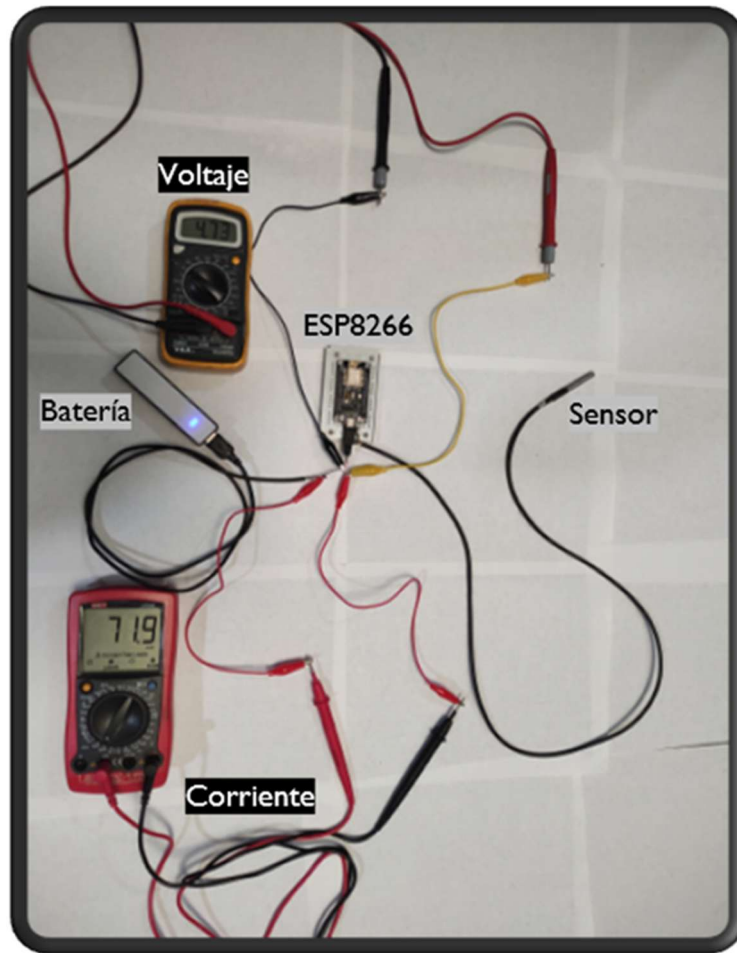
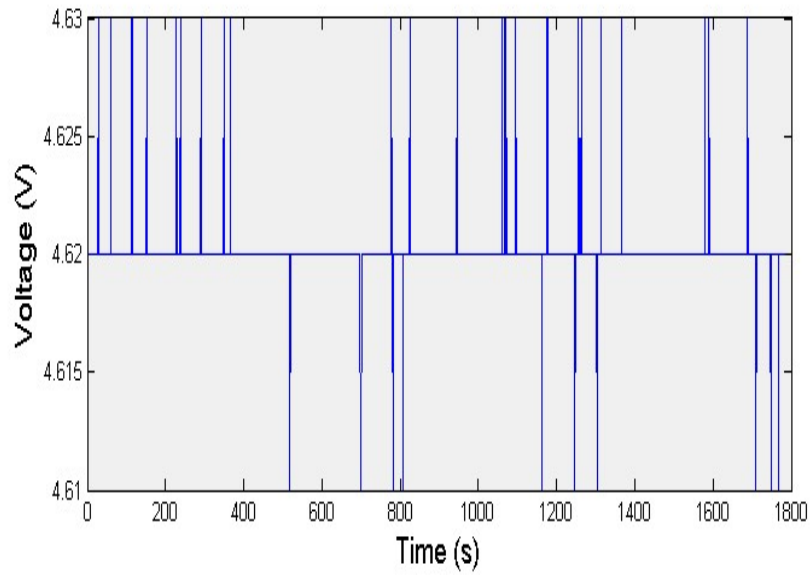


Figura 5.5: Medición de corriente (I), caimanes amarillos, y voltaje (V), caimanes rojos, a la entrada de cada nodo para determinar el consumo total del sistema

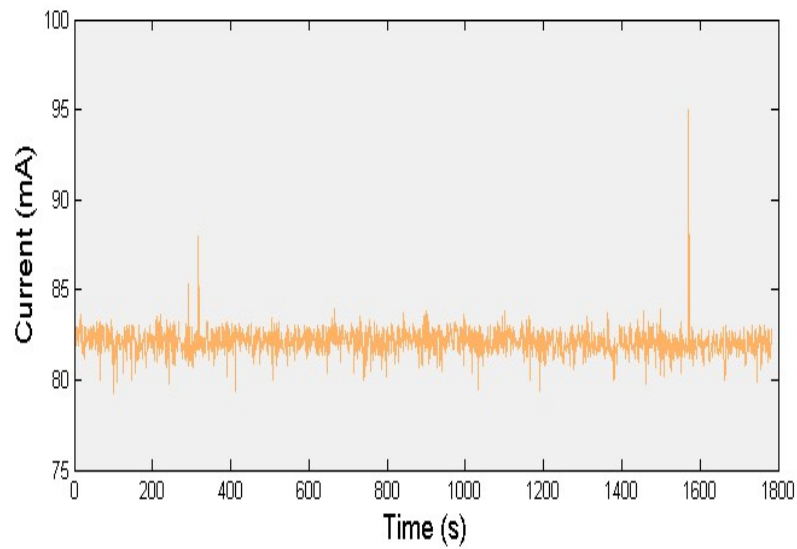
Las mediciones automáticas se realizan conectando el cable en la interfaz RS232 desde el multímetro UT61B a la computadora y se ejecuta el software respectivo de UNIT-T. Los datos utilizados para nuestras mediciones se encuentran alojados en la plataforma online *GitHub* [73]

A continuación, se presentan las medidas de Voltaje y Corriente de los nodos Uno, Dos y Tres para cada uno de los experimentos (E1, E2 y E3).

E1. Nodo Uno: la Figura 5.6 (a) muestra que el valor más alto del voltaje es de 4,62 V, y la desviación del voltaje es de 0,02 V. En cuanto a la corriente (Figura 5.6 (b)), varió entre 81 mA y 83 mA.



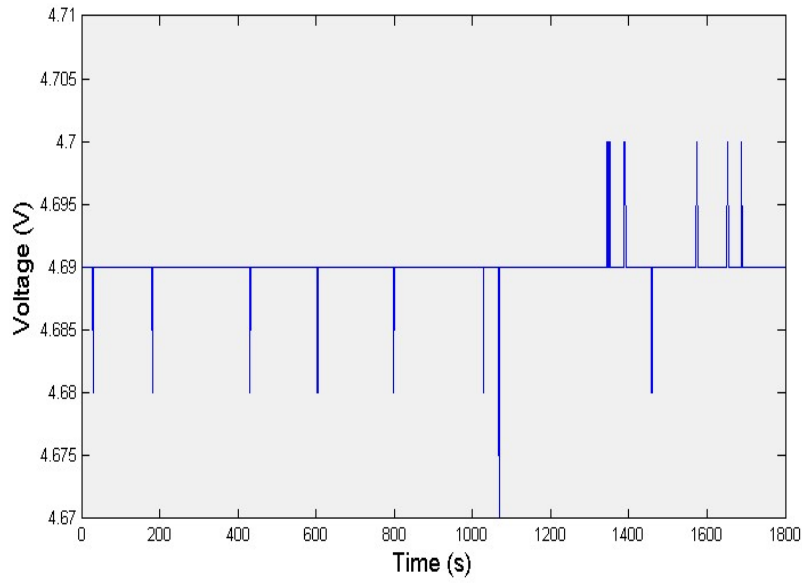
(a)



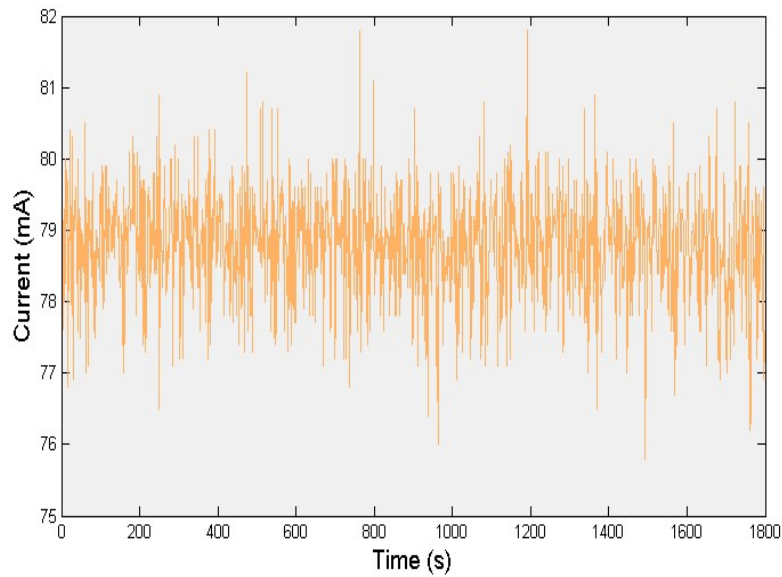
(b)

Figura 5.6: (a) E1 – Voltaje del nodo Uno; (b) E1 – Corriente del nodo Uno

E1. Nodo Dos: el rango del voltaje está en la escala de voltios (V). El rango de la corriente es de 75,6 a 81,7 mA. El tiempo durante el cual se midieron esos valores es de 7 h. La desviación máxima del voltaje es de aproximadamente 75 mV, pero el valor del voltaje es de 4.95 V, como se muestra en la Figura 5.7 (a) y (b).



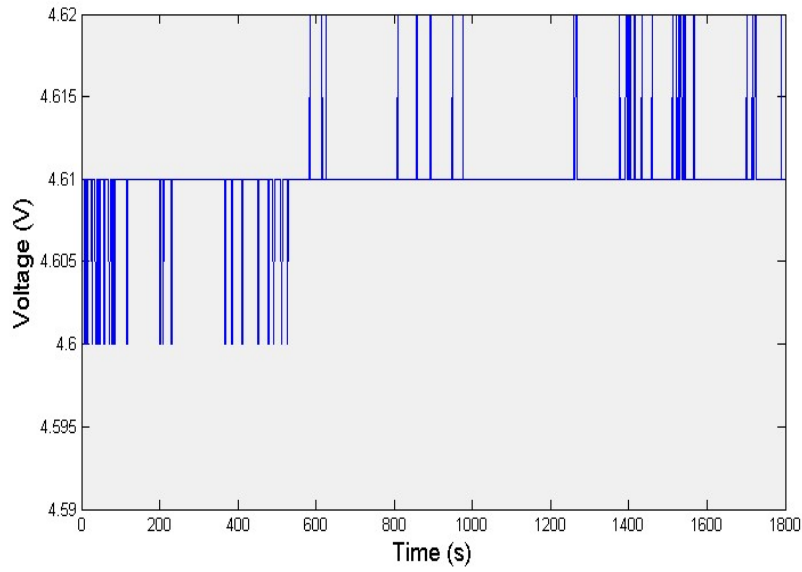
(a)



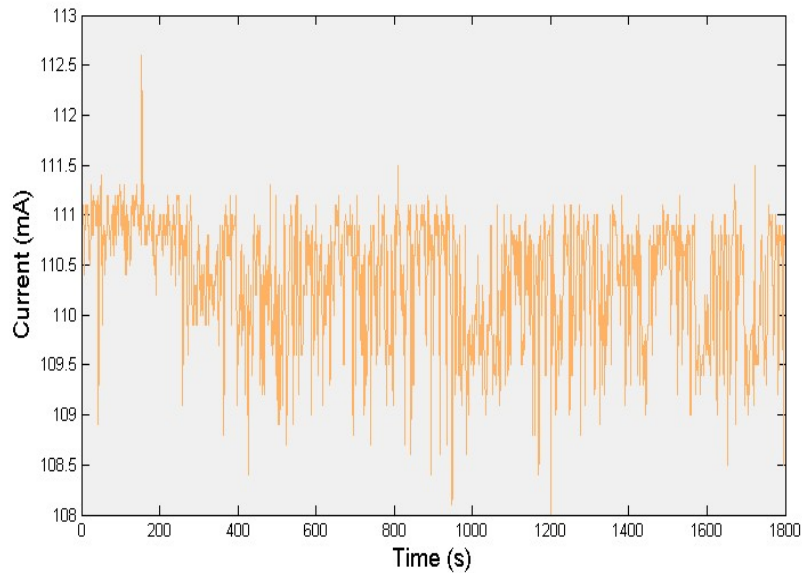
(b)

Figura 5.7: (a) E1 – Voltaje del nodo Dos; (b) E1 – Corriente del nodo Dos

E1. Nodo Tres: la desviación del voltaje en el nodo Tres es de $0,018$ V (Figura 5.8(a)). El rango de corriente en estado de actividad del nodo Tres varía entre $111,3$ mA y $109,3$ mA (Figura 5.8(b)).



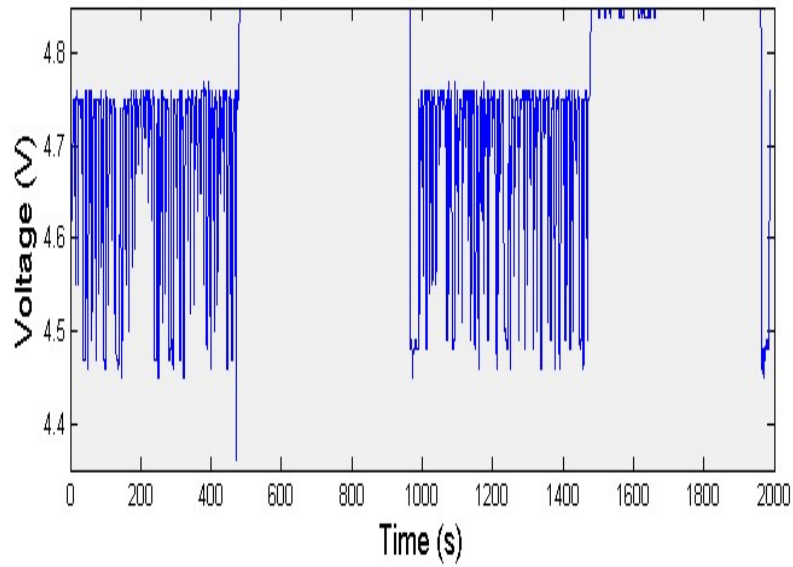
(a)



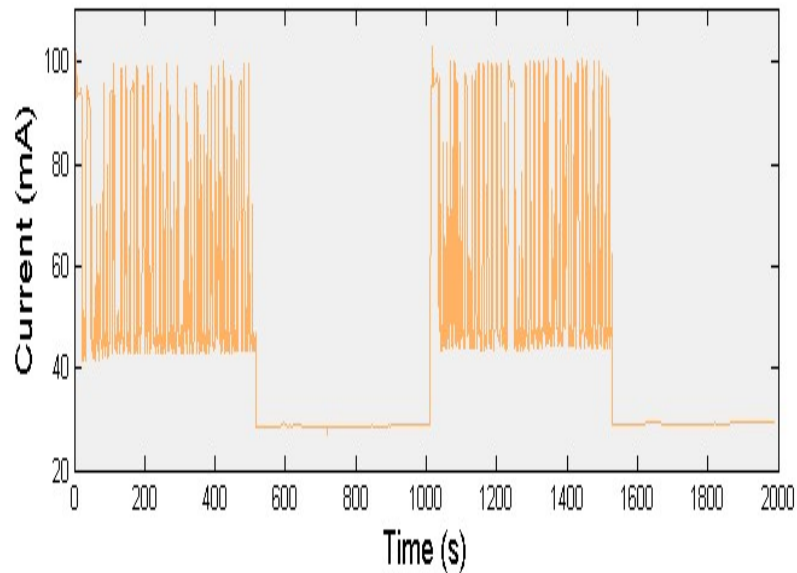
(b)

Figura 5.8: (a) E1 – Voltaje del nodo Tres; (b) E1 – Corriente del nodo Tres

E2. Nodo Uno: la desviación del voltaje en estado de actividad es de 0,15 V (Figura 5.9 (a)), y la desviación de la corriente es de 53 mA. Cuando el nodo Uno está en estado de actividad, la corriente oscila entre 42 mA y 95 mA, y en estado de inactividad es de 29 mA (Figura 5.9 (b)), mientras que el voltaje superaba los 4,95 V.



(a)



(b)

Figura 5.9: (a) E2 – Voltaje del nodo Uno; (b) E2 – Corriente del nodo Uno

E2. Nodo Dos: la Figura 5.10 (a) muestra cambios periódicos en el voltaje. Este periodo está en el orden de segundos. Cuando el voltaje es de 4,99 V, la corriente es aproximadamente de 8 mA (Figura 5.10 (b)). Cuando el voltaje es en promedio 4,87 V, la corriente es de 27,55 mA. Por lo tanto, cuando el nodo Dos está en estado de actividad, el consumo de corriente es alto, lo que provocaba una disminución del voltaje. Cuando el nodo Dos está en estado de inactividad, el consumo de corriente es bajo, pero no nulo, y el voltaje es más alto que en estado de actividad. Cuando hay cambios en el

nodo Dos de estado de inactividad a estado de actividad, se observa un pico en el consumo de corriente de 85 mA.

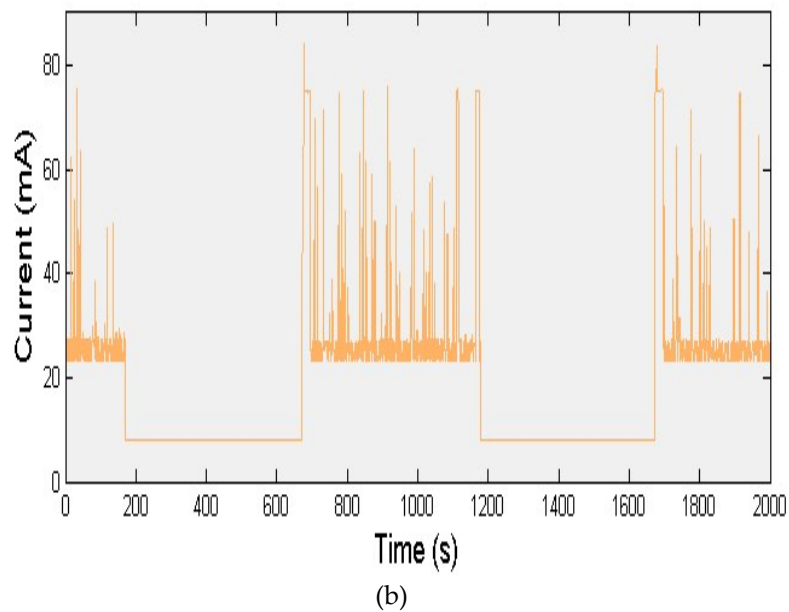
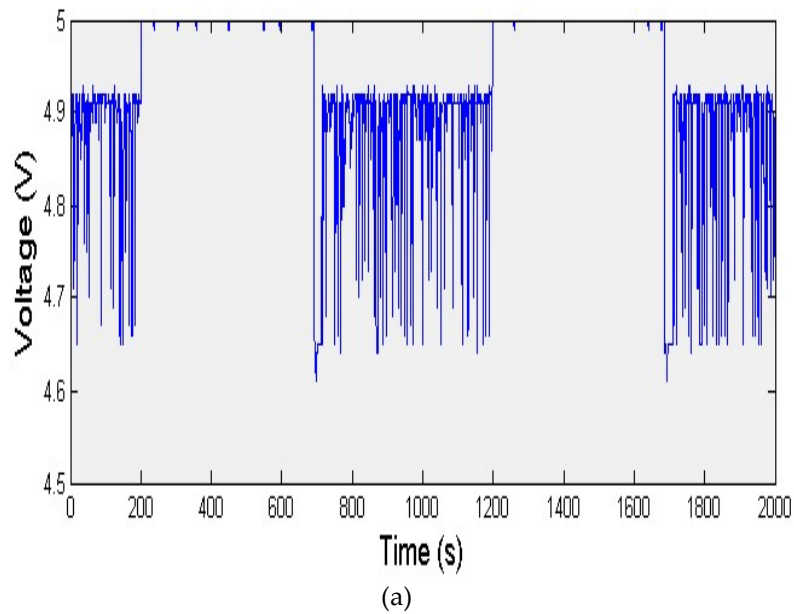
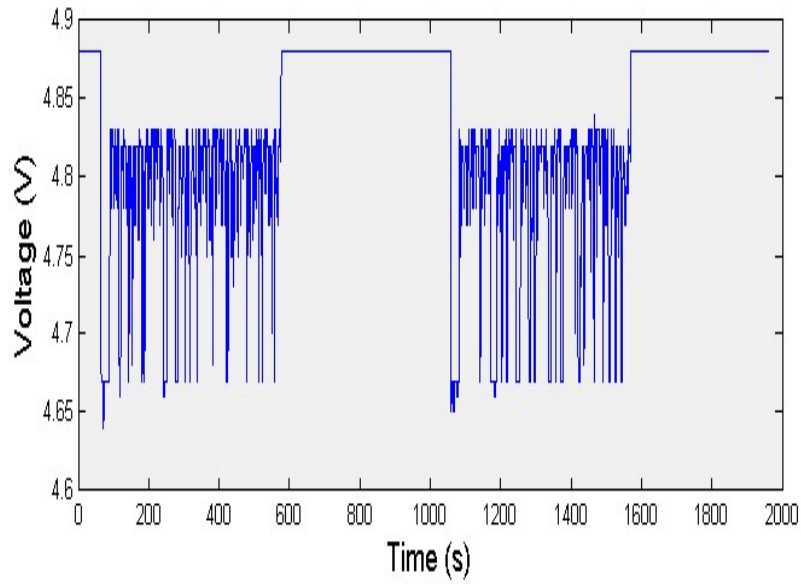
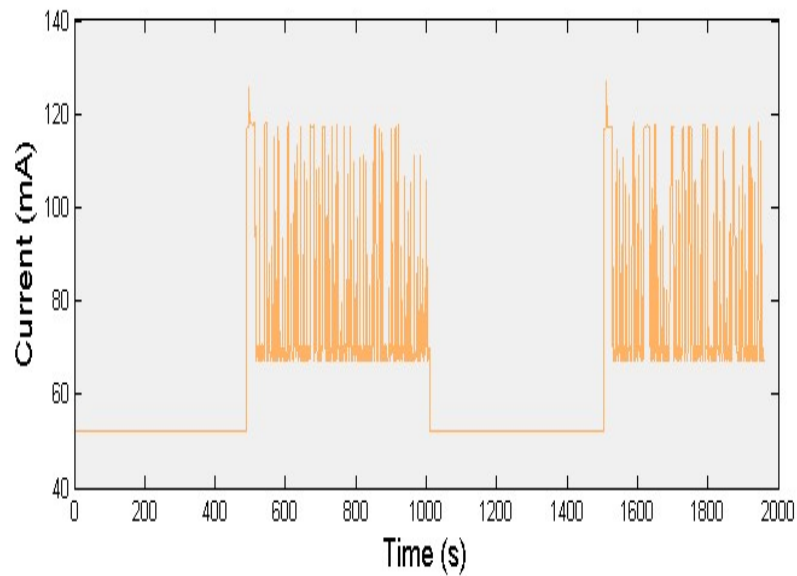


Figura 5.10: (a) E2 – Voltaje del nodo Dos; (b) E2 – Corriente del nodo Dos

E2. Nodo Tres: la Figura 5.11 (a) muestra que en el estado de actividad del nodo Tres, el rango de voltaje oscila entre 4,83 V y 4,68 V, con una desviación de 0,15 V. El voltaje en estado de inactividad es de aproximadamente 4.88 V. En cuanto a la corriente en el nodo Tres (Figura 5.11 (b)), en estado de actividad su desviación es de 48 mA, lo que significa que oscila entre 67 mA y 115 mA.



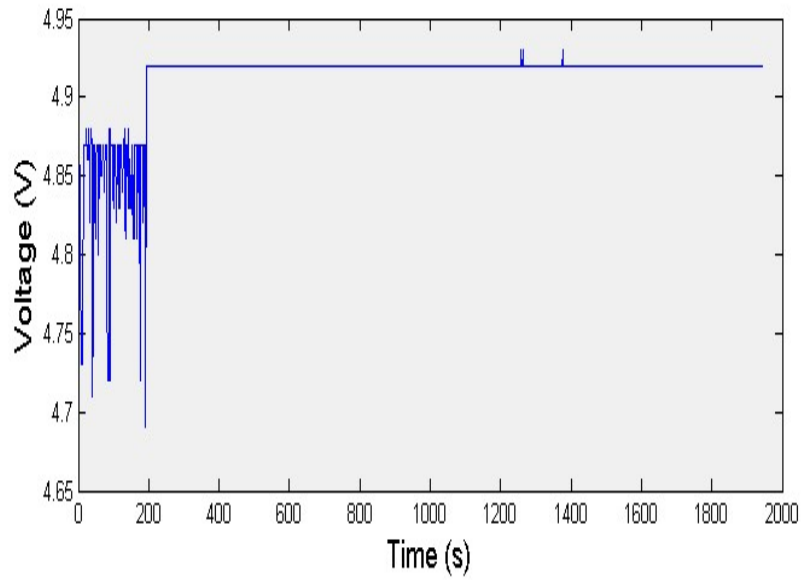
(a)



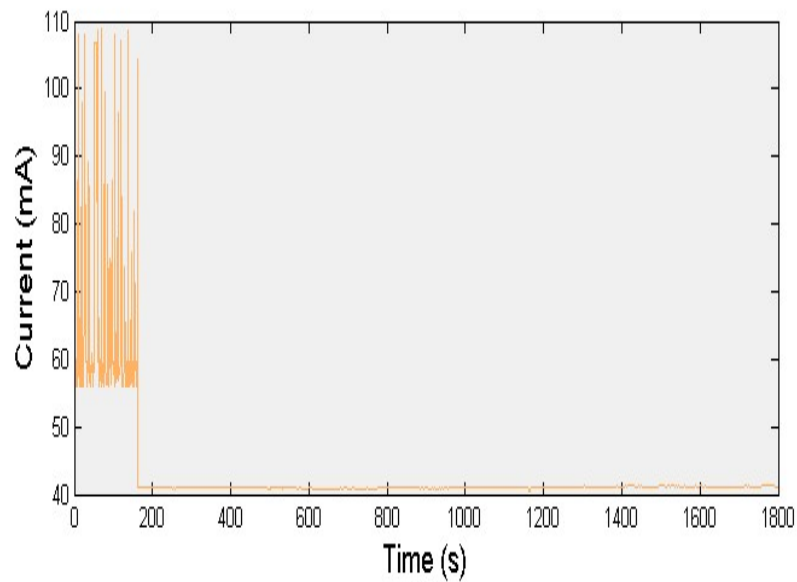
(b)

Figura 5.11: (a) E2 – Voltaje del nodo Tres; (b) E2 – Corriente del nodo Tres

E3. Nodo Uno: en la Figura 5.12 (a), cuando el voltaje es de 4,88 V, la corriente es de aproximadamente 110 mA (Figura 5.12 (b)). Cuando el nodo Uno está en estado de actividad, el consumo de corriente es alto, lo que provoca una disminución del voltaje. Cuando el nodo Uno está en estado de inactividad, el consumo de corriente es de 37 mA, y el voltaje es mayor que en estado de actividad.



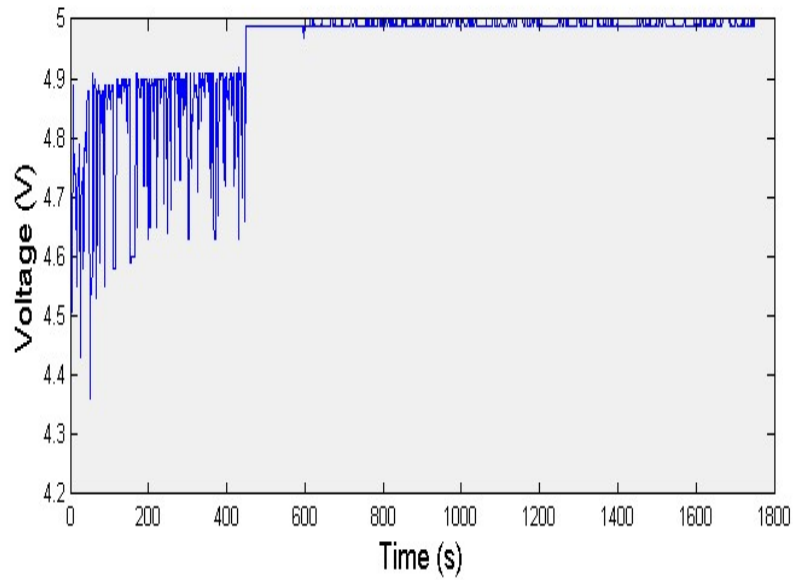
(a)



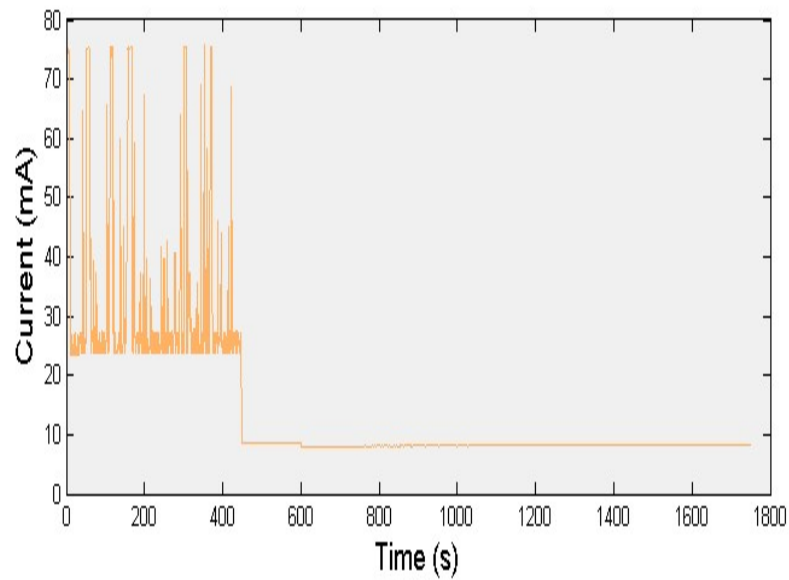
(b)

Figura 5.12: (a) E3 – Voltaje del nodo Uno; (b) E3 – Corriente del nodo Uno

E3. Nodo Dos: cuando el nodo está en estado de actividad, la corriente oscila entre 25 mA y 75 mA, y en estado de inactividad es de 8 mA (Figura 5.13 (a)), mientras que el voltaje alcanza más de 4,95 V (Figura 5.13 (b)). La desviación del voltaje en estado de actividad es de 0,55 V, y la desviación de la corriente es de 50 mA.



(a)



(b)

Figura 5.13: (a) E3 – Voltaje del nodo Dos; (b) E3 – Corriente del nodo Dos

E3. Nodo Tres: en la Figura 5.14 (a), cuando el voltaje es de 4,74 V, la corriente es de aproximadamente 113 mA (Figura 5.14 (b)). Cuando el nodo Tres está en estado de inactividad, el consumo de corriente es de 51 mA, y el voltaje es de 4,8 V.

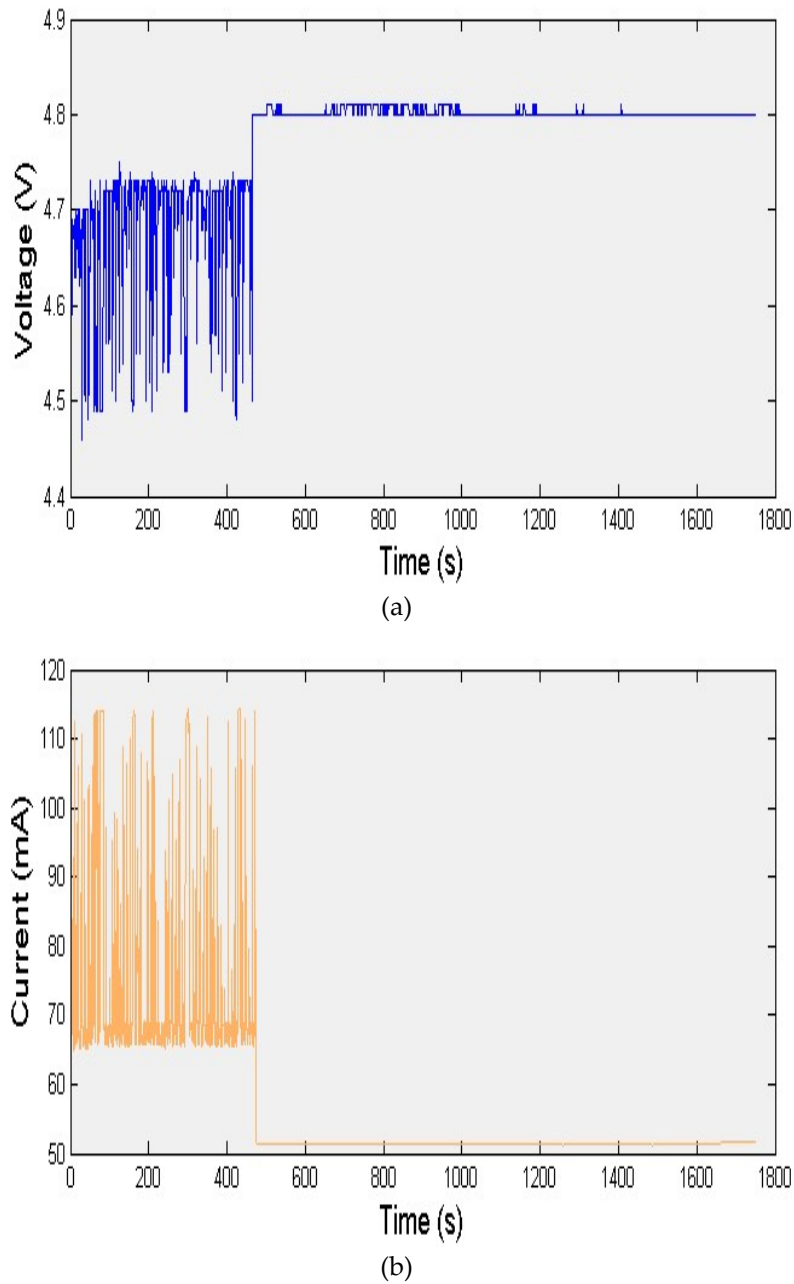


Figura 5.14: (a) E3 – Voltaje del nodo Tres; (b) E3 – Corriente del nodo Tres

5.1.3. Análisis del tiempo de descarga de la batería

En este estudio, se utiliza la arquitectura experimental mostrada en la Figura 2.1 para evaluar el rendimiento de la batería de cada nodo cuando se encuentra en estado completamente de actividad (E1) y cuando había intervalos de estados de actividad e inactividad (E2 y E3). Se realizan medidas en todos los nodos de voltaje y corriente, y de forma paralela (independiente), se adquieren los datos detectados por los sensores ($x = 1$, $x = 2$, y $x = 3$).

La Figura 5.15 muestra los tiempos de duración de los nodos Uno, Dos y Tres a lo largo de 11 segmentos, utilizando el tipo de medición experimental E1. El nodo Dos tiene la mayor duración, mientras que el nodo Tres tiene la menor. La duración de la batería (T_x^{-I}) es de 21.600 s para el nodo Uno, 25.200 s para el nodo Dos, y 14.400 s para el nodo Tres.

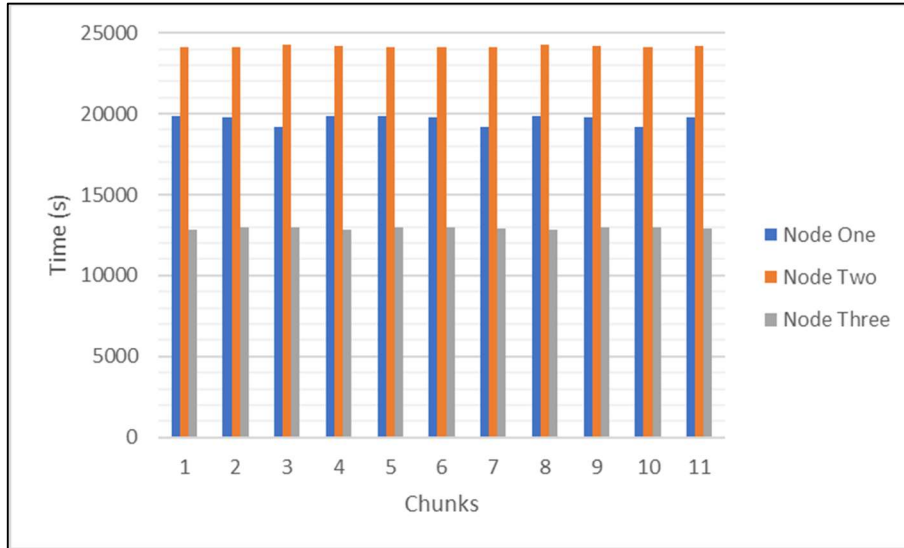


Figura 5.15: Duración de la batería de cada nodo (T_x^{-I})

La Figura 5.16 muestra la nueva duración máxima de la batería (T_x^{+I}) para los nodos Uno, Dos y Tres con $k_x = 1$. El T_x^{+I} para el nodo Uno es de 25.200 s, para el nodo Dos es de 28.800 s, y para el nodo Tres de 21.600 s.

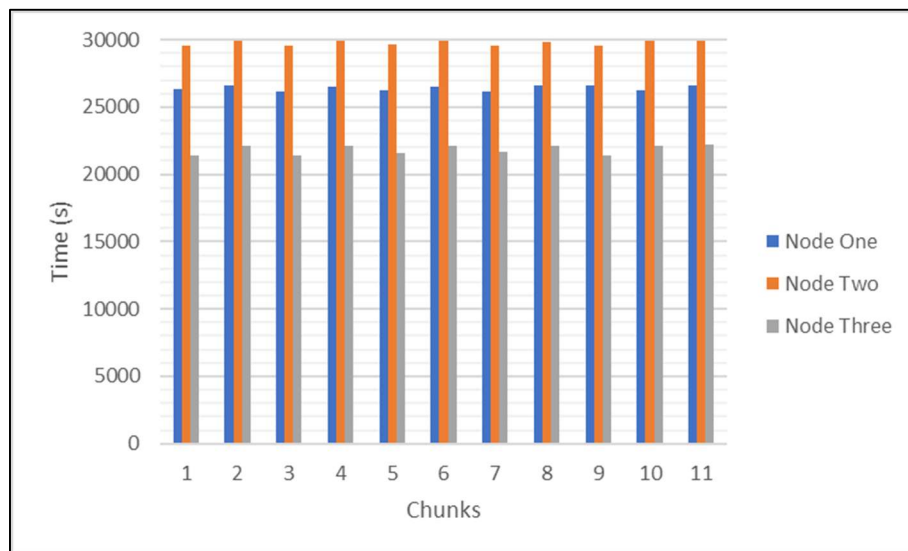


Figura 5.16: Duración de la batería de cada nodo (T_x^{+I}) para $k_x = 1$

La Figura 5.17 muestra las nuevas duraciones máximas de la batería (T_x^{+I}) cuando $k_x = 3$ para los nodos Uno, Dos y Tres.

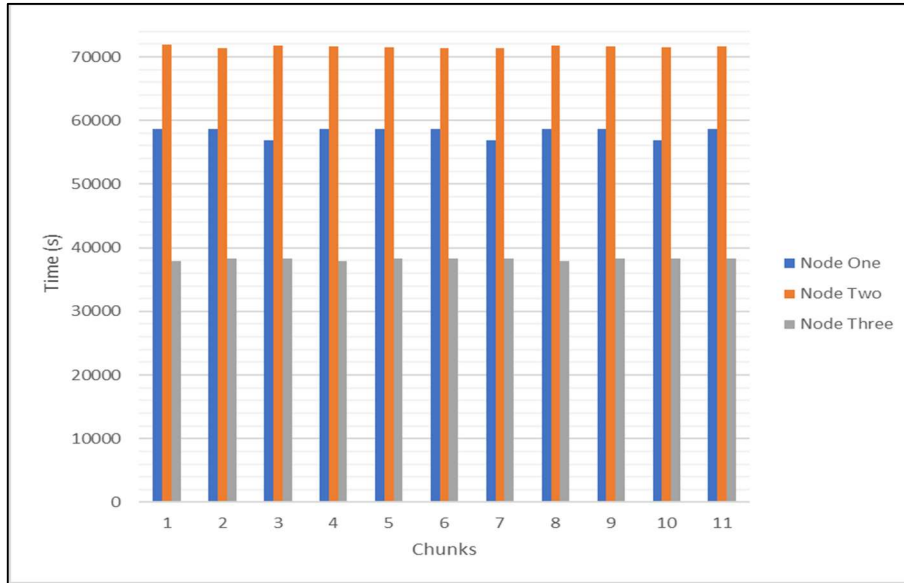


Figura 5.17: Duración de la batería de cada nodo (T_x^{+I}) para $k_x = 3$

Según las Figura 5.15, Figura 5.16 y Figura 5.17, el Nodo Tres es el que consume la batería más rápidamente, seguido por el Nodo Uno. El Nodo Dos es el que consume menos energía de la batería porque está equipado con un sensor de temperatura de agua sumergible, el cual requiere menos corriente en comparación con los otros dos sensores. Desde nuestra perspectiva, la duración de la batería de cada nodo depende de las características específicas de los sensores y del consumo de corriente requerido por cada uno, como se demuestra en las Figura 5.6 a la Figura 5.14. Estas figuras muestran que el consumo promedio de corriente del Nodo Uno es de 82,12 mA, del Nodo Dos es de 77,98 mA, y del Nodo Tres es de 110,03 mA, lo cual es crucial para determinar la duración de la batería de cada nodo. El comportamiento de la duración de la batería de los tres nodos en los experimentos E1, E2 y E3 es similar.

La Tabla 5.1 muestra el voltaje y la corriente medidos en la entrada de cada nodo utilizando los tres tipos de experimentos (E1, E2 y E3) en cada nodo. Estos valores son un promedio de las medidas tomadas durante todo el período de operación de los nodos.

Modo	Nodo Uno		Nodo Dos		Nodo Tres	
	Voltaje [V]	I_1 [mA]	Voltaje [V]	I_2 [mA]	Voltaje [V]	I_3 [mA]
E1	4,61	82,12	4,95	77,98	4,6	110,03
$E2_{on}$	4,67	93,01	4,87	75,36	4,82	116,56
$E2_{off}$	4,84	57	4,99	27,55	4,87	69,79
$E3_{on}$	4,79	102,88	4,81	75,05	4,67	112,74
$E3_{off}$	4,92	55,04	4,99	28,25	4,8	67,7

Tabla 5.1: Voltaje y corriente promedio en la entrada de cada nodo

En el experimento E1, los nodos trabajan al 100 % en estado de actividad y 0 % en estado de inactividad; en E2, los nodos trabajan al 50 % en estado de actividad ($E2_{on}$) y 50 % en estado de inactividad ($E2_{off}$); y en E3, trabajan al 16 % en estado de actividad ($E3_{on}$) y 84 % en estado de inactividad ($E3_{off}$). Considerando lo anterior, se promedia la vida útil experimental de la batería. La Tabla 5.2 y la Tabla 5.3 muestran los resultados de los experimentos realizados. Los resultados en la Tabla 5.3 corresponden a $k_x = 1$ y $k_x = 3$ ($1 \leq x \leq 3$).

Escenario	Nodo Uno		Nodo Dos		Nodo Tres	
	T_1^{-I} [h]	I_1 [mA]	T_2^{-I} [h]	I_2 [mA]	T_3^{-I} [h]	I_3 [mA]
E1	6	82,12	7	77,98	4	110,03

Tabla 5.2: Vida útil estimada de la batería (T_x^{-I}) por nodo y consumo de corriente en E1

Escenario	Nodo Uno		Nodo Dos		Nodo Tres	
	T_1^{+I} [h]		T_2^{+I} [h]		T_3^{+I} [h]	
E2 ($k_x = 1$)	7		8		6	
E3 ($k_x = 3$)	16		20		11	

Tabla 5.3: Vida útil máxima estimada (T_x^{+I}) de la batería por nodo en E2 y E3

Se mide: $t_1 = 0,98s$, $t_2 = 1,42s$, y $t_3 = 1,32s$. Los valores de σ_x (Tabla 5.4) se obtienen midiendo el tiempo adicional de las baterías. Se observa que $\sigma_x \gg t_x$, ya que al reiniciar los nodos (cuando se cambia del estado de inactividad al estado de actividad), se inician muchos procesos, lo que provoca un mayor consumo de batería. Considerando la Figura 5.9, Figura 5.10 y Figura 5.11, se determina el número de veces que $\sigma_x \gg$

t_x cambia del estado de inactividad al estado de actividad. Para el experimento E2 es de 95,4, para $x = 2$ es de 87,4 y para $x = 3$ es de 49. Se define: $h_1 = 21.847$, $h_2 = 20.000$, y $h_3 = 15.507$, ($h_x \gg 2$).

Escenario	Nodo Uno	Nodo Dos	Nodo Tres
E2 ($k_x = 1$)	149,05	350,78	539,93

Tabla 5.4: Tiempo extra (σ_x) calculado con los experimentos E2

5.1.4. Resultado del modelo de interpolación con *spline* cúbico

Para contrastar el modelo con los resultados experimentales, se consideran los experimentos E2 y E3. Se encuentra la variable de tiempo adicional σ_x calculada a partir de la caracterización del consumo de energía de la batería empleando algunos experimentos; luego se utiliza el tiempo y el consumo de energía de la hoja de datos de los sensores (teórico). A continuación, se aplica la Ecuación (28). Finalmente, se contrastan esos valores con las medidas experimentales de ahorro de energía y se evalúa el error (Tabla 5.5 y Tabla 5.6).

Parámetros	$ES_x^{+I} \text{ Teorico}$	$ES_x^{+I} \text{ Experimental}$	Error Absoluto
$k_1 = 1$	78,43 mAh	82,12 mAh	3,69 mAh
$k_2 = 1$	80,99 mAh	85 mAh	4,01 mAh
$k_3 = 1$	222,19 mAh	220,06 mAh	2,13 mAh

Tabla 5.5: Resultados teóricos y experimentales para E2

Parámetros	$ES_x^{+I} \text{ Teorico}$	$ES_x^{+I} \text{ Experimental}$	Error Absoluto
$k_1 = 3$	823,21 mAh	821,2 mAh	2,11 mAh
$k_2 = 3$	1019,3 mAh	1013,74 mAh	5,56 mAh
$k_3 = 3$	763,38 mAh	770 mAh	6,62 mAh

Tabla 5.6: Resultados teóricos y experimentales para E3

Una vez evaluada la Ecuación (28) del modelo, se encuentra que los resultados teóricos con los experimentales presentan un error absoluto mínimo. Por ejemplo, los errores porcentuales son del 4,7 %, 4,9 % y 0,9 % para E2, y del 0,2 %, 0,5 % y 0,8 % para E3. Así, el comportamiento del modelo es similar a los resultados experimentales, ya

que se utiliza la caracterización de la batería y una variable de tiempo adicional adecuada para respaldar el modelo y el consumo de energía de acuerdo con la hoja de datos de los elementos que componen el nodo de la WSN.

5.2. Discusión

Las medidas de corriente obtenidas para los experimentos E2 y E3 indican que los valores cuando los nodos están en estado de actividad son diferentes para cada uno de ellos. Por ejemplo, en el nodo $x = 1$, la corriente toma valores promedio de 102,8 mA y 93,01 mA durante los estados de actividad; mientras que cuando está en estado de inactividad, toma valores promedio de 55,04 mA y 57 mA. En la práctica, el consumo de batería es mínimo cuando los nodos están en estado de inactividad, pero nunca es cero.

De acuerdo con los resultados experimentales, el ahorro de energía de nuestro modelo es de 21,7 A en una semana por nodo con $k_x = 1$ y de 145,8 A en una semana por nodo con $k_x = 3$. Sea $Ps/3$ el número de nodos de pH, temperatura ambiente y temperatura del agua. Entonces, el ahorro mínimo de energía en una semana considerando $k_x = 1$ sería $(65,04624) Ps/3$ [A·semana]. El ahorro máximo de energía en una semana con $k_x = 3$ sería $(428,62991) Ps/3$ [A·semana].

Las medidas de los sensores también se realizan en paralelo con las medidas de corriente en los nodos. La corriente alcanza su valor más alto cuando los datos se envían desde los nodos (nodo Uno, nodo Dos y nodo Tres) al encaminador.

En la práctica, no se logra aprovechar la condición $t_x \gg \sigma_x$. Se observa que σ_x es mayor que t_x . Para verificar si el comportamiento de descarga está directamente relacionado con el tiempo de descarga de la batería, se realizan pruebas con un teléfono móvil y una computadora portátil; se descubre que no están relacionados. El funcionamiento de un nodo de WSN es similar al de los dispositivos móviles y portátiles. Es decir, realizan procesos cuando están en estado de actividad, lo que genera un alto consumo de energía, provocando que la vida útil de la batería disminuya si los dispositivos se pasan al estado de inactividad y al estado de actividad periódicamente. Los resultados se muestran en la Tabla 5.7.

Dispositivo	100 % estado de actividad	50% estado de actividad y 50% estado de inactividad
Computador portátil	4,08 h	3,13 h
Teléfono celular	6,50 h	6,92 h

Tabla 5.7: Estado de actividad e inactividad en las pruebas con Computador portátil y celular

De manera similar, se implementan pruebas con una batería y una luz LED USB, conectándola y desconectándola periódicamente, lo que resulta en una extensión de la vida útil de la batería, ya que la luz LED USB no realiza procesos adicionales cuando esta activa, ya que cumple la misma función todo el tiempo. Los resultados se muestran en la Tabla 5.8 a continuación.

Dispositivo	100 % estado de actividad	50% estado de actividad y 50% estado de inactividad
Luz LED USB	10 h	25,87 h

Tabla 5.8: Estado de actividad e inactividad en las pruebas con la luz LED USB

Para realizar una interpolación precisa de los ahorros de energía, se propone un modelo que considera este gasto energético adicional a través de una caracterización experimental previa de la batería, que permite el cálculo de una variable de tiempo adicional σ_x , la cual es incluida en la Ecuación (28), donde se pueden calcular ahorros de energía más cercanos a la realidad. La Tabla 5.5 y Tabla 5.6 muestran que este modelo ofrece resultados de error más bajos; por ejemplo, en el nodo Uno se obtuvo un error de estimación de ahorro de energía de 3,69 mAh.

Los resultados obtenidos con el modelo pueden generalizarse a cualquier experimento si se realiza una caracterización previa de las baterías en los nodos de la WSN. Además, las estimaciones lineales son generalizables, sabiendo de antemano que tienen un error significativo, a menos que un fabricante de baterías resuelva el problema de los costes energéticos adicionales durante su transición desde la etapa de fabricación. Aunque inicialmente se eligen los valores de 5 minutos y 15 minutos para implantar nuestros modelos de interpolación, es cierto que estos valores pueden optimizarse (independientemente de P_s y de la topología de la WSN) dependiendo del valor de k_x y si los errores de interpolación no aumentan.

Como se menciona anteriormente, la efectividad de este modelo de ahorro de energía depende significativamente de la capacidad de los nodos para permanecer en estado de inactividad durante intervalos de tiempo específicos, minimizando los errores de interpolación. La razón detrás de este enfoque radica principalmente en las señales que se manejan, como la temperatura y el pH, que no experimentan cambios significativos en el tiempo o transitorios.

Para respaldar esta afirmación, la Figura 5.18 muestra el ECM simulado entre los valores conocidos de la señal y el estimado para diferentes casos de k_x sin muestras tomadas en los sensores ($x = 1, x = 2$, y $x = 3$). El error en las medidas de s^2 y s^3 es significativamente bajo y prácticamente constante para diferentes valores de k_x . Esto ocurre debido a la naturaleza cuasi-estática de las variables físicas acuáticas medidas, ya que, si estas son más variables en el tiempo, el error aumentaría a medida que k_x aumenta, como es el caso de s^1 . El algoritmo de interpolación tardó 2,960987 s en un ordenador con procesador Intel Core i3 de 10ª generación y 8 GB de memoria RAM (RAM), programado en MatLab R2018a (9.4.0.813654) [74]. Se utiliza conjuntos de datos públicos [75] para obtener los resultados de la Figura 5.18 y Figura 5.19. Como se puede observar, nuestro tiempo de interpolación es menor que T_{off} .

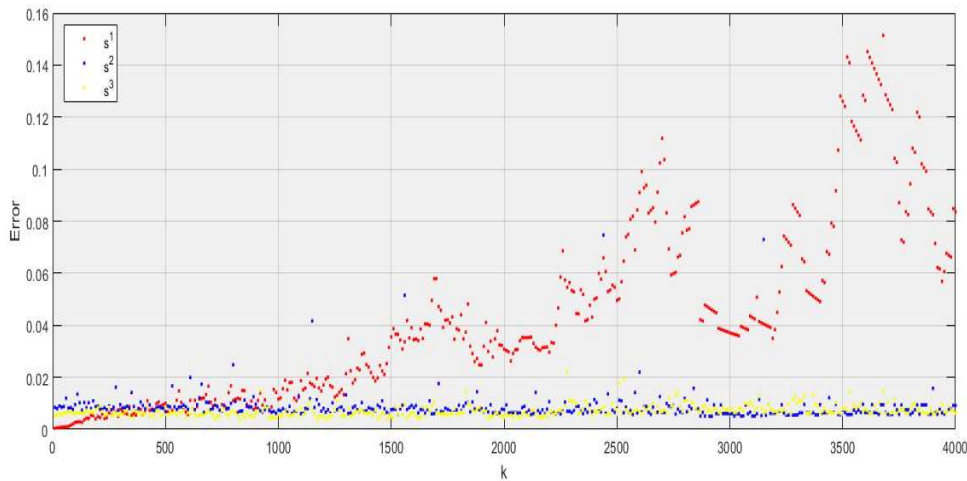


Figura 5.18: Error de interpolación *spline* para s^1 , s^2 , y s^3

La Figura 5.19 muestra los datos medidos e interpolados simulados de acuerdo con el método de interpolación con *spline* cúbico para cincuenta medidas no realizadas

($k_1 = k_2 = k_3 = 50$). Esa figura muestra que las señales de medidas e interpoladas son similares en tendencia.

Se observa que la mayor diferencia entre la señal medida y la señal interpolada para las medidas de s^1 (Figura 5.19 (a)) es de $0,06\text{ }^{\circ}\text{C}$, para las medidas de s^2 (Figura 5.19 (b)) es de $0,6\text{ }^{\circ}\text{C}$, y para las medidas de s^3 (Figura 5.19 (c)) es de $0,16\text{ pH}$.

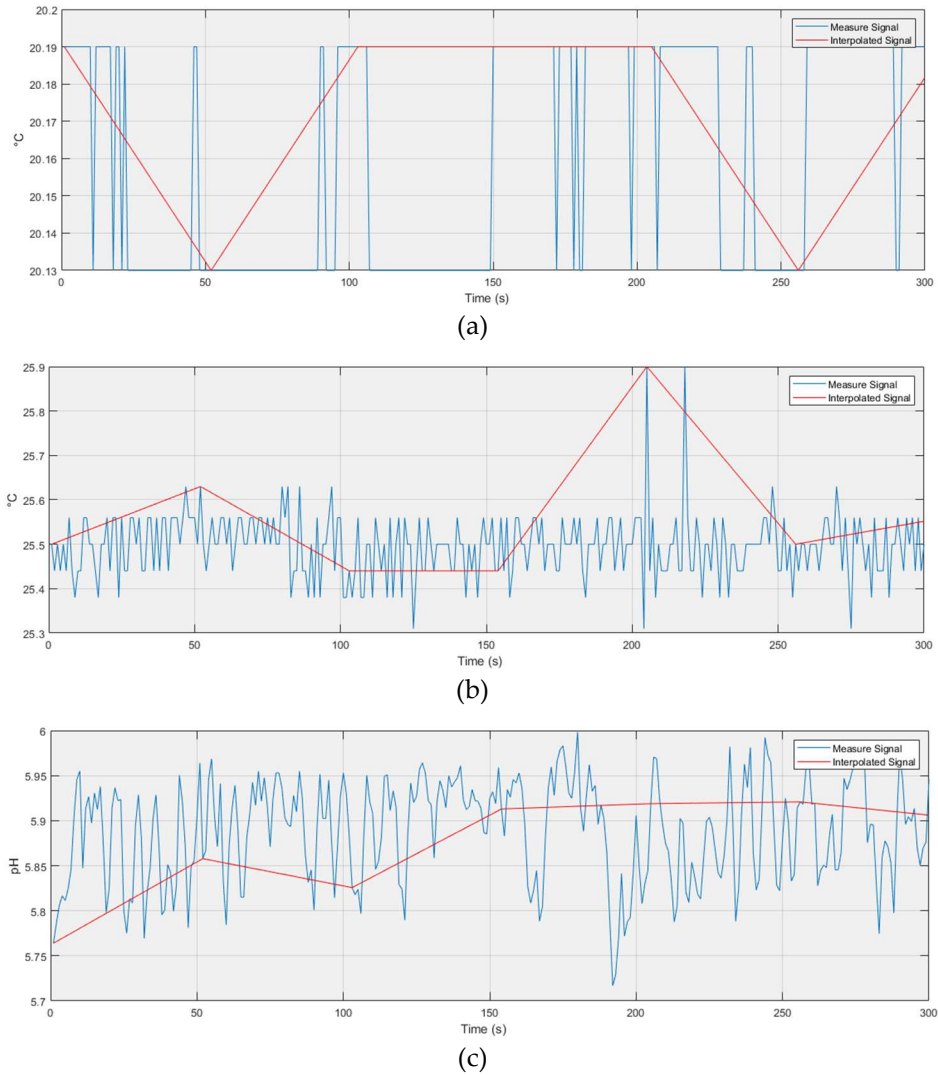


Figura 5.19: Interpolación *spline* para los sensores ($x = 1$, $x = 2$, y $x = 3$) con $k_x = 50$ (a) s^1 (b) s^2 (c) s^3

5.2.1. Consideraciones sobre la temperatura

Se encontró que las oscilaciones de la temperatura del agua no son elevadas, la interpolación realizada utilizando *spline* cúbico es conforme a las necesidades establecidas en los cultivos de peces, ya que las variaciones no son significativas, no superan en algún momento $1\text{ }^{\circ}\text{C}$. En [76] se menciona que la desviación estándar de la

temperatura mínima soportada por la especie Lobina es de 3,59 °C y la máxima desviación es de 7,80 °C para la especie Carpa. De manera similar, en [77] se establece el rango óptimo de pH para el cultivo de Trucha, siendo la desviación estándar de 2 pH, con lo cual se puede concluir que la interpolación realizada para pH también es aceptable, ya que es inferior a 0,5 pH.

Una observación final sobre el valor de k_x es la siguiente. La Figura 5.18 muestra que la interpolación *spline* cúbico es muy eficiente (menos del 1 % de ECM) para grandes valores de k_x y para las medidas obtenidas de temperatura y pH. Esto significa que se obtiene una cantidad considerable de ahorro de energía para las granjas de peces cuando se implementa nuestro método.

5.2.2. Comparación con otros métodos relacionados, pero no similares

En la Tabla 5.9 se presenta una comparación de nuestro trabajo con relación a otros métodos relacionados (pero no similares). El símbolo X indica que los autores no implementan acciones relacionadas con la contribución. El símbolo ✓ indica que los autores implementan acciones relacionadas con la contribución.

	Contribuciones		
	Contribución 1 (Extensión del tiempo de descarga de la batería de los nodos de la WSN considerando el consumo de energía no lineal de las baterías de los nodos entre los estados de inactividad y actividad de los nodos)	Contribución 2 (Mecanismo de interpolación)	Contribución 3 (Prototipo de WSN a escala real instalado sobre el agua para validar el método de ahorro de energía)
Otros Trabajos de Investigación	X	X	X
[16]		(los autores aumentaron el número de bits transmitidos por símbolo, reduciendo así la energía en la transmisión)	
[19]	X	X	X

		(los autores especificaron un <i>Modelo de Programación Entera Mixta (MIP)</i> para determinar la longitud óptima de los paquetes y el número de nodos, con el objetivo de maximizar la vida útil de la red)	
[20]	X	X	X
[21]	X	X	X
[25]	X	X	X
[26]	X	X	X
[27]	X	X	X
[37]	X	X	X
[29]	X	(los autores propusieron un mecanismo, DACODE, basado en técnicas de optimización de deriva de Lyapunov para determinar cuándo encender o apagar el módulo de radio de largo alcance y transmitir los datos de sensores al nodo de destino)	X
[31]	X (su método de ahorro de energía consiste en la fusión de datos sin incluir los datos en los momentos en que los nodos están en estado de <i>sleep</i> , mientras que nuestro método consiste en la estimación de datos e incluye los datos de los momentos en que todos los nodos de la WSN están apagados)	X	✓
[40]	X	X	X

Tabla 5.9: Comparación con otros trabajos relacionados

Una observación final en el contexto de las aplicaciones ambientales es la consideración de la salud de los peces que están en contacto con señales WiFi. Los nodos donde se encuentran los sensores tienen un emisor WiFi que está a aproximadamente 10 cm del agua. Se han revisado varios artículos similares y ninguno de ellos menciona que existan problemas de salud en los peces debido a la proximidad del WiFi al agua [78], [79], [80]. Además, la señal WiFi dentro del agua está altamente refractada y, hasta donde se sabe, no existen trabajos definitivos que demuestren que esto representa un daño para los peces.

5.3. Otros escenarios para aplicar nuestro método

Los resultados obtenidos con nuestro prototipo en piscicultura con nuestro modelo son buenos. Aunque el prototipo refleja características reales de las piscifactorías, es aconsejable verificar nuestro modelo no lineal con datos medidos en granjas de peces reales. No se descarta que, en ese entorno real, sea posible encontrar ajustes adicionales de variables para considerar las propiedades de la granja particular. Observar la variación de las medidas de los sensores en granjas de peces en el mar abierto es otra alternativa interesante. En concreto, interesaría observar patrones de no estacionariedad de las series de valores sensados e interpolados de las variables físicas para mejorar nuestro método de interpolación. Para mejorar la búsqueda de tales patrones, se podría generar una gran base de datos de medidas de sensores y la aplicación de un algoritmo de aprendizaje automático. Sin embargo, es interesante considerar las características específicas de los sensores y las variables medidas al aplicar este enfoque en otros escenarios, ya que el crecimiento lineal de los errores podría afectar la precisión de las interpolaciones. Se presentan brevemente tres ejemplos de escenarios en los que es posible aplicar nuestro método:

- *Red de Área Corporal Inalámbrica (WBAN, del inglés Wireless Body Area Network)*: se utiliza para la monitorización personalizada de la salud, integrando tecnologías avanzadas en los servicios de atención médica. Los tipos de sensores empleados en la WBAN incluyen aquellos que recogen parámetros fisiológicos como la frecuencia cardíaca, temperatura, concentración de glucosa, frecuencia del pulso, intervalo *interbeat*,

aceleración, actividad electro-dermal y porcentaje de oxígeno en la sangre (SpO₂). El número máximo de sensores en la WBAN es ocho, como se menciona en el contexto de la configuración de la simulación [81]. En una WBAN, los sensores pueden estar en estado de actividad e inactividad según sus roles y las fases operativas de la WBAN. Típicamente, los sensores se activan durante la fase de recolección de datos y pueden apagarse durante los períodos en los que se encuentra en estado de inactividad para conservar energía [82]. Al contar con un número reducido de sensores, nuestro sistema de ahorro de energía puede funcionar de la misma manera.

- *Cultivo de Camarones*: en una granja de camarones, generalmente hay un pequeño número de sensores, como temperatura, oxígeno disuelto, pH y turbidez, porque las características del agua dentro de las piscinas son similares. Por lo tanto, con pocos nodos se pueden obtener las variaciones físicas deseadas. Los nodos pueden pasar del estado de actividad al de inactividad dependiendo de las desviaciones en el rango permitido de los parámetros del agua monitorizados [83]. Al tener pocos sensores y permitir que los nodos se apaguen, nuestro sistema de ahorro de energía puede operar de la misma manera.
- *Plantación de Café*: en una plantación de café, se encuentran pocos sensores, ya que las características de las parcelas suelen ser similares, y, por ende, con pocos sensores se pueden obtener las variaciones físicas deseadas. Los sensores miden el cambio en las ondas sonoras atribuibles a la existencia de plagas en el entorno del tallo del café, que se detecta a través de un cambio en la frecuencia de las ondas sonoras reflejadas. Por lo tanto, cuando no hay desviaciones en el rango permitido, los nodos pueden apagarse [84]. Al contar con pocos sensores y permitir que los nodos se apaguen, nuestro sistema de ahorro de energía puede funcionar de la misma manera.

6. Conclusiones

En este capítulo, se presenta las conclusiones extraídas del análisis de los datos obtenidos durante las pruebas y el desarrollo de la investigación, junto con recomendaciones pertinentes. Además, se proponen posibles enfoques para adaptar el modelo a redes con características distintas.

6.1. Conclusiones

Las WSN e IoT para granjas de peces se utilizan en la actualidad en todo el Mundo. El ahorro de energía en las WSN es necesario y beneficioso debido a la crisis energética actual. La mayoría de los artículos revisados utilizan métodos de ahorro de energía, tales como protocolos de comunicación de datos y control eficiente de energía, protocolos de encaminamiento de datos, agrupación de datos y desactivación de interfaces.

Somos los primeros autores en proponer la interpolación de datos no tomados (sensados) entre dos datos sensados de forma consecutiva, en la acuicultura. Se propone un modelo basado en la verificación práctica de que las baterías de los nodos consumen energía adicional al pasar del estado de inactividad al de actividad (siendo este un detalle que los fabricantes de baterías no especifican). Este modelo incorpora una nueva variable para caracterizar el comportamiento real de las baterías de los nodos, generalizable a cualquier tipo y marca. Esto no es una desventaja, ni presenta un problema en nuestro método; simplemente, quien desee aplicarlo a su piscifactoría particular debe poder encontrar esos ajustes para su entorno.

La validación experimental se realizó diseñando e implementando una arquitectura de comunicación integral de tres niveles para IoT. Además, se aplicó la interpolación de las medidas de los sensores durante los tiempos en los que se encuentra en estado de inactividad los nodos para minimizar errores que no afecten el crecimiento de los peces. Los experimentos realizados con nuestro prototipo de WSN e IoT, que incluía sensores de pH, temperatura del agua y ambiente, validaron con éxito el modelo. Se realizaron medidas para determinar los ahorros de energía reales en cada nodo. Los resultados mostraron que el modelo es preciso, con menos del 5 % de errores de estimación, lo que asegura el crecimiento saludable de los peces.

Los datos de los sensores acuáticos son estables durante intervalos prolongados, lo que permite interpolaciones con un amplio valor de ventana en cada sensor (k_x). Sin embargo, también se descubre que esta estabilidad no se mantiene para los sensores que miden variables atmosféricas, y se observa un crecimiento lineal que aumenta el error a medida que k_x incrementa su valor.

Estos hallazgos demuestran que nuestro modelo y las interpolaciones representan una solución prometedora y efectiva para lograr ahorro de energía en la acuicultura, donde los sensores acuáticos son predominantes. Además, se podría extender a escenarios de mar abierto, piscifactorías reales y otros escenarios diferentes pero similares (en los que se pueda poner en estado de actividad e inactividad a los sensores) descubriendo si se mantienen las propiedades de estacionariedad de las series temporales de valores sensados e interpolados.

6.2. Líneas de trabajo futuras

Existen varias oportunidades de mejora y exploración de nuevas estrategias para optimizar el desempeño del modelo actual de ahorro de energía. A continuación, se presentan algunas líneas de trabajo futuro que podrían fortalecer y ampliar la aplicabilidad del modelo de interpolación no lineal:

- Investigar la estimación de muestras mediante algoritmos de inteligencia artificial como una alternativa a los métodos de interpolación utilizados en esta tesis. En particular, enfoques basados en redes neuronales, aprendizaje profundo o redes bayesianas podrían mejorar significativamente la precisión en la estimación de datos no muestreados. Estas técnicas no solo consideran la evolución histórica de las medidas, sino que también pueden incorporar factores externos y patrones no lineales presentes en los datos. Una línea de investigación prometedora consistiría en comparar el desempeño de estos modelos con el de los métodos de interpolación tradicionales en términos de error de reconstrucción, eficiencia energética y adaptabilidad a diferentes entornos de aplicación, como la piscicultura. De esta forma, se podría determinar qué enfoque ofrece una mejor relación entre precisión y ahorro de energía. Como se mencionó previamente, reducir la complejidad computacional de estos métodos de inteligencia artificial es clave para que la comparación con nuestro método de interpolación resulte adecuada. Dentro de esa comparación también se de incluir el hecho de que con los métodos de inteligencia artificial se podrían obtener series de datos sensados que no fueran estacionarias.

- Evaluar técnicas avanzadas de estimación de datos, como el sensado compresivo. Este método permite recuperar señales a partir de un número reducido de muestras, lo que podría ser una alternativa viable para minimizar el número de medidas realizadas por los sensores sin comprometer la calidad de la información recolectada. Una línea de investigación relevante consistiría en comparar el desempeño del sensor compresivo con el de algoritmos de inteligencia artificial en términos de precisión de la estimación realizada, consumo de energía y capacidad de adaptación a diferentes escenarios similares a los de la piscicultura. De esta manera, se podría identificar cuál de estas estrategias ofrece el mejor equilibrio entre eficiencia energética y fidelidad de los datos reconstruidos.
- Analizar los efectos de la activación y desactivación de nodos en diferentes escenarios, tales como la recolección de datos ambientales en cuerpos de agua, la monitorización de la calidad del agua en sistemas de piscicultura o la vigilancia de condiciones climáticas en zonas rurales. En particular, se propone investigar el uso de patrones de sensado aleatorio aplicados a diferentes nodos de la red, considerando la redundancia de información proporcionada por los nodos vecinos en caso de desactivación. Esta investigación debe orientarse a optimizar la distribución temporal y espacial de las medidas, de manera que se logre una reducción significativa en el consumo de energía sin comprometer la integridad ni la representatividad de los datos recolectados. Una línea de investigación prometedora consistiría en desarrollar y comparar distintas estrategias de activación nodal, evaluando su impacto sobre el ahorro de energía, la precisión en la reconstrucción de datos no tomados y la robustez de la red frente a eventos inesperados. De esta forma, sería posible identificar configuraciones dinámicas que maximicen la eficiencia operativa en función del entorno de aplicación.

Estas líneas de trabajo no solo contribuirían a mejorar la precisión del modelo de ahorro de energía en WSN, sino que también permitirían su aplicación en entornos más complejos y dinámicos, garantizando una mayor sostenibilidad y eficiencia.

Referencias bibliográficas

- [1] K. Karunanithy and B. Velusamy, "Energy efficient cluster and travelling salesman problem based data collection using WSNs for Intelligent water irrigation and fertigation," *Measurement*, vol. 161, p. 107835, Sep. 2020, doi: 10.1016/J.MEASUREMENT.2020.107835.
- [2] E. Roman, T. Van Renterghem, V. Le Bescond, L. Dekoninck, and D. Botteldooren, "Advanced Noise Indicator Mapping Relying on a City Microphone Network," *Sensors* 2023, Vol. 23, Page 5865, vol. 23, no. 13, p. 5865, Jun. 2023, doi: 10.3390/S23135865.
- [3] R. Vera-Amaro, M. E. R. Angeles, and A. Luviano-Juarez, "Design and Analysis of Wireless Sensor Networks for Animal Tracking in Large Monitoring Polar Regions Using Phase-Type Distributions and Single Sensor Model," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 45911–45929, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2908308.
- [4] Organización de las Naciones Unidas para la alimentación y la agricultura, *El estado mundial de la pesca y la acuicultura. La sostenibilidad en acción*. Roma: FAO, 2020.
- [5] U. W. W. A. Programme, *Informe Mundial de las Naciones Unidas sobre el Desarrollo de los Recursos ...* – Google Books. 2020.
- [6] C. Evrim, *Handbook of Research on Smart Technology Applications in the Tourism Industry*. United States, 2020.
- [7] J. J. Maldonado-Miranda, L. J. Castillo-Pérez, A. Ponce-Hernández, and C. Carranza-Álvarez, "Summary of economic losses due to bacterial pathogens in aquaculture industry," *Bacterial Fish Diseases*, pp. 399–417, Jan. 2022, doi: 10.1016/B978-0-323-85624-9.00023-3.
- [8] J. Escobar, "La contaminación de los ríos," CEPAL – SERIE recursos naturales e infraestructura N° 50. Accessed: Apr. 10, 2023. [Online]. Available: <https://archivo.cepal.org/pdfs/Waterguide/LCL1799S.PDF>
- [9] M. E. Bayrakdar, "Cost effective smart system for water pollution control with underwater wireless sensor networks: A simulation study," *Computer Systems Science and Engineering*, vol. 35, no. 4, pp. 283–292, 2020.

- [10] M. Cicioglu and A. Calhan, "Performance Analysis of Cross-Layer Design for Internet of Underwater Things," *IEEE Sens J*, vol. 22, no. 15, pp. 15429–15434, 2022, doi: 10.1109/JSEN.2022.3187372.
- [11] FAO, Ed., *El estado mundial de la pesca y la acuicultura 2022*. Roma: FAO, 2022. Doi: <https://doi.org/10.4060/cc0461es>.
- [12] D. K. Sah, S. Srivastava, R. Kumar, and T. Amgoth, "An energy efficient coverage aware algorithm in energy harvesting wireless sensor networks," *Wireless Networks*, vol. 29, no. 3, pp. 1175–1195, 2022, doi: 10.1007/s11276-022-03125-3.
- [13] Z. Rezaei, "Energy Saving in Wireless Sensor Networks," *International Journal of Computer Science & Engineering Survey*, vol. 3, no. 1, pp. 23–37, 2012, doi: 10.5121/ijcses.2012.3103.
- [14] J. P. García-Martín, A. Torralba, E. Hidalgo-Fort, D. Daza, and R. González-Carvajal, "IoT solution for smart water distribution networks based on a low-power wireless network, combined at the device-level: A case study," *Internet of Things*, vol. 22, p. 100746, Jul. 2023, doi: 10.1016/J.IOT.2023.100746.
- [15] N. Zaman, L. Tang Jung, and M. M. Yasin, "Enhancing Energy Efficiency of Wireless Sensor Network through the Design of Energy Efficient Routing Protocol," *J Sens*, vol. 2016, 2016, doi: 10.1155/2016/9278701.
- [16] N. Saleh, A. Kassem, and A. M. Haidar, "Energy-efficient architecture for wireless sensor networks in healthcare applications," *IEEE Access*, vol. 6, pp. 6478–6496, Jan. 2018, doi: 10.1109/ACCESS.2018.2789918.
- [17] G. Cario, A. Casavola, P. Gjanci, M. Lupia, C. Petrioli, and D. Spaccini, "Long lasting underwater wireless sensors network for water quality monitoring in fish farms," *OCEANS 2017 – Aberdeen*, vol. 2017-Octob, pp. 1–6, 2017, doi: 10.1109/OCEANSE.2017.8084777.
- [18] D. R. Edla, A. Lipare, and S. R. Parne, "Load balanced cluster formation to avoid energy hole problem in WSN using fuzzy rule-based system," *Wireless Networks*, vol. 29, no. 3, pp. 1299–1310, 2022, doi: 10.1007/s11276-022-03200-9.
- [19] M. Elwekeil, M. S. Abdalzaher, and K. Seddik, "Prolonging smart grid network lifetime through 106rduino106ng number of sensor nodes and packet length,"

- IET Communications*, vol. 13, no. 16, pp. 2478–2484, 2019, doi: 10.1049/iet-com.2018.6272.
- [20] L. Parra, S. Sendra, J. Lloret, and J. J. P. C. Rodrigues, “Design and deployment of a smart system for data gathering in aquaculture tanks using wireless sensor networks,” *International Journal of Communication Systems*, vol. 30, no. 16, pp. 1–15, 2017, doi: 10.1002/dac.3335.
 - [21] O. Diallo, J. J. P. C. Rodrigues, M. Sene, and J. Lloret, “Distributed Database Management Techniques for Wireless Sensor Networks,” *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, vol. 26, no. 2, pp. 604–620, Feb. 2015, doi: 10.1109/TPDS.2013.207.
 - [22] G. Saad, H. Harb, A. Abouaissa, L. Idoumghar, and N. Charara, “A sensing-based patient classification framework for efficient patient-nurse scheduling,” *Sustainable Computing: Informatics and Systems*, vol. 38, no. May 2022, p. 100855, 2023, doi: 10.1016/j.suscom.2023.100855.
 - [23] H. Luo, M. He, and Z. Ruan, “Time-aware and energy-efficient opportunistic routing with residual energy collection in wireless sensor networks,” *International Journal of Communication Systems*, vol. 30, no. 10, pp. 1–12, 2017, doi: 10.1002/dac.3231.
 - [24] A. Naveena and M. V. Lakshmi, “A heuristic deep feature system for energy management in wireless sensor network,” *Wireless Networks*, vol. 29, no. 3, pp. 1161–1174, 2022, doi: 10.1007/s11276-022-03186-4.
 - [25] G. Lockridge, B. Dzwonkowski, R. Nelson, and S. Powers, “Development of a low-cost 107rduino-based sonde for coastal applications,” *Sensors (Switzerland)*, vol. 16, no. 4, pp. 1–16, 2016, doi: 10.3390/s16040528.
 - [26] D. Marrero, A. Suárez, E. Macías, and V. Mena, “Extending the battery life of the zigbee routers and coordinator by modifying their mode of operation,” *Sensors (Switzerland)*, vol. 20, no. 1, 2020, doi: 10.3390/s20010030.
 - [27] A. Alsubhi, S. Babatunde, N. Tobias, and J. Sorber, “Stash: Flexible Energy Storage for Intermittent Sensors,” *ACM Transactions on Embedded Computing Systems*, vol. 23, no. 2, 2024, doi: 10.1145/3641511.
 - [28] J. Santana, D. Marrero, E. Macías, V. Mena, and Á. Suárez, “Interference effects redress over power-efficient wireless-friendly mesh networks for ubiquitous

- sensor communications across smart cities,” *Sensors (Switzerland)*, vol. 17, no. 7, 2017, doi: 10.3390/s17071678.
- [29] J. Oh, D. Lee, D. S. Lakew, and S. Cho, “DACODE: Distributed adaptive communication framework for energy efficient industrial IoT-based heterogeneous WSN,” *ICT Express*, Mar. 2023, doi: 10.1016/J.ICTE.2023.02.009.
- [30] B. Shi, V. Sreeram, D. Zhao, S. Duan, and J. Jiang, “A wireless sensor network-based monitoring system for freshwater fishpond aquaculture,” *Biosyst Eng*, vol. 172, pp. 57–66, 2018, doi: 10.1016/j.biosystemseng.2018.05.016.
- [31] M. Souissi and A. Meddeb, “Optimal load balanced clustering in homogeneous wireless sensor networks,” *International Journal of Communication Systems*, vol. 30, no. 10, pp. 1–15, 2017, doi: 10.1002/dac.3229.
- [32] A. K. Idrees, R. Alhussaini, and M. A. Salman, “Energy-efficient two-layer data transmission reduction protocol in periodic sensor networks of IoTs,” *Pers Ubiquitous Comput*, pp. 139–158, 2020, doi: 10.1007/s00779-020-01384-5.
- [33] M. Garg and Y. Dogra, “ASLPP-RR Routing Based on Improved IDAF-FIT Clustering with Secure Data Aggregation in Wireless Sensor Network,” *2023 3rd International Conference on Advance Computing and Innovative Technologies in Engineering, ICACITE 2023*, pp. 1655–1658, 2023, doi: 10.1109/ICACITE57410.2023.10182879.
- [34] H. Harb, A. Makhoul, A. Jaber, and S. Tawbi, “Energy efficient data collection in periodic sensor networks using spatio-temporal node correlation,” *International Journal of Sensor Networks*, vol. 29, no. 1, pp. 1–15, 2019, doi: 10.1504/IJSNET.2019.097547.
- [35] A. A. Baradaran and K. Navi, “HQCA-WSN: High-quality clustering algorithm and optimal cluster head selection using fuzzy logic in wireless sensor networks,” *Fuzzy Sets Syst*, vol. 389, pp. 114–144, 2020, doi: 10.1016/j.fss.2019.11.015.
- [36] R. Kumar, S. Tripathi, and R. Agrawal, “Trust-based energy-aware routing using GEOSR protocol for Ad-Hoc sensor networks,” *Wireless Networks*, vol. 28, no. 7, pp. 2913–2936, 2022, doi: 10.1007/s11276-022-02991-1.
- [37] Y. Liu, A. Liu, N. Zhang, X. Liu, M. Ma, and Y. Hu, “DDC: Dynamic duty cycle for improving delay and energy efficiency in wireless sensor networks,” *Journal of Network and Computer Applications*, vol. 131, no. November 2018, pp. 16–27, 2019, doi: 10.1016/j.jnca.2019.01.022.

- [38] B. Shi, V. Sreeram, D. Zhao, S. Duan, and J. Jiang, "A wireless sensor network-based monitoring system for freshwater fishpond aquaculture," *Biosyst Eng*, vol. 172, pp. 57–66, 2018, doi: 10.1016/j.biosystemseng.2018.05.016.
- [39] M. Tay and A. Senturk, "A New Energy-Aware Cluster Head Selection Algorithm for Wireless Sensor Networks," *Wirel Pers Commun*, vol. 122, no. 3, pp. 2235–2251, 2022, doi: 10.1007/s11277-021-08990-3.
- [40] A. M. K. Abdulzahra, A. K. M. Al-Qurabat, and S. A. Abdulzahra, "Optimizing energy consumption in WSN-based IoT using unequal clustering and sleep scheduling methods," *Internet of Things*, vol. 22, p. 100765, Jul. 2023, doi: 10.1016/J.IOT.2023.100765.
- [41] A. A. Qaffas, "Applying an Improved Squirrel Search Algorithm (ISSA) for Clustering and Low-Energy Routing in Wireless Sensor Networks (WSNs)," *Mobile Networks and Applications*, Dec. 2023, doi: 10.1007/s11036-023-02219-2.
- [42] A. D. Vuong, H. T. Tran, H. N. Q. Pham, Q. M. Bui, T. P. Ngo, and B. T. T. Huynh, "An adaptive charging scheme for large-scale wireless rechargeable sensor networks inspired by deep Q-network," Jun. 01, 2024, *Springer Science and Business Media Deutschland GmbH*. Doi: 10.1007/s00521-024-09658-2.
- [43] P. Chandra and S. Soni, "Novel joint data collection and wireless charging algorithm for rechargeable wireless sensor networks," *Peer Peer Netw Appl*, vol. 18, no. 2, Apr. 2025, doi: 10.1007/s12083-024-01870-0.
- [44] A. Tomar, R. Anwit, P. N. Raut, and G. Singal, "Towards Intelligent Decision Making for Charging Scheduling in Rechargeable Wireless Sensor Networks," *Journal of Network and Systems Management*, vol. 32, no. 4, Oct. 2024, doi: 10.1007/s10922-024-09861-5.
- [45] M. Wang, H. Chen, Y. Wang, and W. Chen, "Improved Soft-k-Means Clustering Charging Based on Node Collaborative Scheduling in Wireless Sensor Networks," *Wirel Pers Commun*, vol. 137, no. 4, pp. 2487–2513, Aug. 2024, doi: 10.1007/s11277-024-11511-7.
- [46] M. Mallikarjuna and T. Amgoth, "A hybrid charging scheme for efficient operation in wireless sensor network," *Wireless Networks*, Feb. 2024, doi: 10.1007/s11276-024-03822-1.

- [47] C. E. Boyd, R. P. Davis, A. G. Wilson, F. Marcillo, S. Brian, and A. A. McNevin, "Resource use in whiteleg shrimp *Litopenaeus vannamei* farming in Ecuador," *J World Aquac Soc*, vol. 52, no. 4, pp. 772–788, Aug. 2021, doi: 10.1111/JWAS.12818.
- [48] L. H. Rivera Betancur, "Solución IoT para la optimización del proceso de piscicultura en el Centro de Desarrollo Agroalimentario El Limonal," 2020.
- [49] Libelium, "Controlling fish farms water quality with smart sensors in Iran – Libelium." Accessed: Oct. 21, 2024. [Online]. Available: <https://www.libelium.com/es/libeliumworld/casos-exito/control-de-calidad-del-agua-con-sensores-inteligentes-en-piscifactorias-en-iran/>
- [50] ENVIRA, "Sensor de calidad de agua compacto y autónomo: Nanoenvi Water." Accessed: Oct. 21, 2024. [Online]. Available: <https://envira.es/nanoenvi-water/>
- [51] SIOT Ingeniería, "SIOT INGENIERÍA SAS | IoT, Smart Cities, Digital Twins y más.." Accessed: Oct. 21, 2024. [Online]. Available: <https://www.siot-ingenieria.com.co/>
- [52] Bismark, "Internet de las cosas IoT – Bismark Colombia." Accessed: Oct. 21, 2024. [Online]. Available: <https://bismark.net.co/internet-de-las-cosas-iot/>
- [53] Y. Parihar, Sing, "Internet of Things and Nodemcu: A review of use of Nodemcu ESP8266 in IoT products," *Journal of Emerging Technologies and Innovative Research (JETIR)*, vol. 6, no. 6, pp. 1085–1086, 2019.
- [54] M. Deqing, Z. Ying, and C. Shangsong, "Water Quality Analyzer using IoT," *International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering (IJITEE)*, no. 8S, Jun. 2019.
- [55] D. Paredes-López, R. Robles-Huaynate, C. Rebaza-Alfaro, J. Delgado-Ramírez, and U. Aldava-Pardave, "Effect of stocking density of juvenile arapaima gigas on rearing water quality hematological and biochemical profile, and productive performance," *Lat Am J Aquat Res*, vol. 49, no. 2, pp. 193–201, May 2021, doi: 10.3856/vol49-issue2-fulltext-2588.
- [56] H. Mulugeta, A. Yalew, G. Tilahun, and A. Melaku, "Effect of stocking density on the physico-chemical characteristics of pond water and survival rate of Nile tilapia (*Oreochromis niloticus*) fish in Bahir Dar, Ethiopia," *Journal of Agriculture and Environmental Sciences*, vol. 9, pp. 97–109, Jun. 2024, doi: 10.4314/jaes.v9i1.7.

- [57] D. Marrero, E. Macías, Á. Suárez, J. A. Santana, and V. Mena, "A Method for Power Saving in Dense WiFi Networks," *Mobile Networks and Applications*, vol. 24, no. 2, pp. 688–699, 2019, doi: 10.1007/s11036-016-0787-4.
- [58] A. Merino, "Peces de granja: el auge de las piscifactorías en el mundo – Mapas de El Orden Mundial – EOM," EOM. Accessed: Oct. 23, 2024. [Online]. Available: <https://elordenmundial.com/mapas-y-graficos/peces-granja-auge-piscifactorias-mundo/>
- [59] R. Alvarado and A. Suárez, "A novel energy-saving method for campus wired and dense WiFi network applying machine learning and idle cycling techniques," *Facets*, vol. 9, pp. 1–19, Jan. 2024, doi: 10.1139/facets-2023-0164.
- [60] A. O. Montoya Benitez, Á. Suárez Sarmiento, E. M. M. López, and J. Herrera-Ramirez, "Optimization of Energy Consumption in Voice Assistants Through AI-Enabled Cache Implementation: Development and Evaluation of a Metric," *Technologies (Basel)*, vol. 13, no. 1, Jan. 2025, doi: 10.3390/technologies13010019.
- [61] B. J. Ospina Cifuentes, Á. Suárez, V. García Pineda, R. Alvarado Jaimes, A. O. Montoya Benitez, and J. D. Grajales Bustamante, "Analysis of the Use of Artificial Intelligence in Software-Defined Intelligent Networks: A Survey," Jul. 01, 2024, *Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI)*. Doi: 10.3390/technologies12070099.
- [62] P. Z. Revesz, "Cubic Spline Interpolation by Solving a Recurrence Equation Instead of a Tridiagonal Matrix," *Mathematical Methods in Science and Engineering*, vol. 1, no. 4, pp. 21–25, 2014.
- [63] M. Salagean and D. Zinca, "IoT Applications based on MQTT Protocol," *2020 14th International Symposium on Electronics and Telecommunications, ISETC 2020 – Conference Proceedings*, Nov. 2020, doi: 10.1109/ISETC50328.2020.9301055.
- [64] P. Wang, F. Ye, and X. Chen, "A Smart Home Gateway Platform for Data Collection and Awareness," *IEEE Communications Magazine*, vol. 56, no. 9, pp. 87–93, 2018, doi: 10.1109/MCOM.2018.1701217.
- [65] J. Mesquita, D. Guimaraes, C. Pereira, F. Santos, and L. Almeida, "Assessing the ESP8266 WiFi module for the Internet of Things," *IEEE International Conference*

- on *Emerging Technologies and Factory Automation, ETFA*, vol. 2018-September, pp. 784–791, Oct. 2018, doi: 10.1109/ETFA.2018.8502562.
- [66] M. Syahputra Novelan, “Monitoring System for Temperature and Humidity Measurement with DHT11 Sensor Using NodeMCU,” *Int J Innov Sci Res Technol*, vol. 5, no. 10, 2020.
- [67] A. Elyounsi and A. N. Kalashnikov, “Evaluating Suitability of a DS18B20 Temperature Sensor for Use in an Accurate Air Temperature Distribution Measurement Network,” *Engineering Proceedings 2021, Vol. 10, Page 56*, vol. 10, no. 1, p. 56, Nov. 2021, doi: 10.3390/ECSA-8-11277.
- [68] T. (Triyanto) Pangaribowo and K. (Khoerudin) Khoerudin, “SISTEM MONITORING KUALITAS AIR PADA KOLAM IKAN MELALUI PENGUKURAN KADAR PH BERBASIS ANDROID,” *Jurnal Teknologi Elektro*, vol. 9, no. 2, pp. 79–82, 2018, doi: 10.22441/JTE.V9I2.4071.
- [69] R. B. Luz Angela, Gamboa Granados; Ricardo, Alvarado Jaimes; Lisbeth Haydee, “Análisis estadístico sobre la correlación entre la frecuencia de los paquetes enviados con el ahorro de energía en una red de sensores inalámbrica usada en piscicultura,” *Unidades Tecnológicas de Santander*, 2020.
- [70] N. K. Al-Obaidy, A. T. Mosleh, and A. I. Al-Shueli, “The Potential of Assessing Compacted Polluted Expansive Soils Using Electrical Resistivity Box,” *Journal of Green Engineering*, vol. 10, no. 11, pp. 10864–10878, Nov. 2020.
- [71] A. J. Borah, A. Goswami, and A. G. Barua, “Light from the firefly *Luciola praeusta* at very low temperatures,” *Optik (Stuttg)*, vol. 281, p. 170826, Jun. 2023, doi: 10.1016/J.IJLEO.2023.170826.
- [72] I. Ali *et al.*, “Temperature self-regulating flat electric heaters based on MWCNTs-modified polymers,” *Polymer Bulletin*, vol. 78, no. 11, pp. 6689–6703, Nov. 2021, doi: 10.1007/S00289-020-03483-Y/TABLES/2.
- [73] L. H. Rivera Betancur, “GitHub – ayirli/aquaculture,” <https://github.com/ayirli/aquaculture>.
- [74] A. Dorothy C, *MATLAB: A Practical Introduction to Programming and Problem Solving*, 5th ed. 2018.
- [75] L. F. Medina Tobon, Juan David; Giraldo, “Video footage of fish and water quality variables in a fish farming scenario.” Accessed: Nov. 02, 2023. [Online]. Available:

https://figshare.com/articles/dataset/Video_footage_of_fish_and_water_quality_variables_in_a_fish_farming_scenario/19653321

- [76] J. Acosta-Jimeno, P. Devezé-Murillo, and J. Méndez-Guerrero, "Variabilidad intraespecífica de la temperatura óptima reportada para el cultivo de peces dulceacuícolas en fase de engorda," *Ciencia Pesquera*, vol. 26, no. 1, pp. 69–80, May 2018.
- [77] Fao, "Manual práctico para el cultivo de la trucha arcoíris," pp. 6–12, 2014.
- [78] A. W. Al-Mutairi and K. M. Al-Aubidy, "IoT-based smart monitoring and management system for fish farming," *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, vol. 12, no. 3, pp. 1435–1446, Jun. 2023, doi: 10.11591/EEI.V12I3.3365.
- [79] M. Arumugam *et al.*, "Recent Advances in Tilapia Production for Sustainable Developments in Indian Aquaculture and Its Economic Benefits," *Fishes 2023, Vol. 8, Page 176*, vol. 8, no. 4, p. 176, Mar. 2023, doi: 10.3390/FISHES8040176.
- [80] F. Yan and F. Wang, "Intelligent fish tank based on WiFi module," *Journal of Autonomous Intelligence*, vol. 1, no. 1, p. 36, Oct. 2018, doi: 10.32629/JAI.V1I1.16.
- [81] A. Gupta and V. K. Chaurasiya, "Integrating Healthcare 4.0 and WBAN: efficient redundancy reduction and adaptive packet scheduling using AR-DRL," *Journal of Supercomputing*, vol. 80, no. 6, pp. 8406–8433, 2024, doi: 10.1007/s11227-023-05752-9.
- [82] Z. Lin, X. Liu, H. Zhou, and J. Wu, "Adaptive Time-Varying Routing for Energy Saving and Load Balancing in Wireless Body Area Networks," *IEEE Trans Mob Comput*, vol. 23, no. 1, pp. 90–101, 2024, doi: 10.1109/TMC.2022.3213471.
- [83] G. D. Espeña, F. J. D. Libao, V. J. G. Comedia, N. A. P. U. De Luna, A. J. N. Mojica, and M. D. Rivera, "Enhancing Water Quality Control and Monitoring in Shrimp Farms With LoRaWAN Technology," *2023 IEEE 15th International Conference on Humanoid, Nanotechnology, Information Technology, Communication and Control, Environment, and Management (HNICEM)*, pp. 1–6, 2024, doi: 10.1109/hnicem60674.2023.10589129.
- [84] R. Z. Ahmed and R. C. Biradar, "Data aggregation for pest identification in coffee plantations using WSN: A hybrid model," *2015 International Conference on*

Computing and Network Communications, CoCoNet 2015, pp. 139–146, 2016, doi:
10.1109/CoCoNet.2015.7411179.

Glosario de términos

3G	Tercera generación
4G	Cuarta generación
ASLPP-RR	Técnica Adaptativa de Preservación de la Privacidad de la Ubicación de la Fuente utilizando Caminos Aleatorios
BDBEMF	Marco de gestión energética basado en la creencia profunda de Búfalo
CH	cabecera del cluster
CoAP	Protocolo de aplicación restringida
DACODE	Doble cola para la eficiencia energética
dBm	Decibelios-milivatios
DDC	Ciclos de trabajo dinámicos
ECM	Error Cuadrático Medio
EFUCSS	Agrupamiento Desigual Eficiente en Energía basado en Lógica Difusa con Programación de Suspensión
EP-BL	Algoritmo de Escucha retrospectiva de la energía
ESTS	Programación Espacio Temporal Eficiente en Energía
FND	primera muerte de un nodo
FTTH	Fibra Hasta el Hogar
GB	Giga Byte
GEOSR	Encaminamiento seguro optimizado Golden Eagle
GHz	Giga Hertz
GPRS	Servicio general de radiocomunicaciones por paquetes
GSM	Sistema Mundial de Comunicaciones Móviles
h	Horas

HQCA-WSN	Algoritmo de Agrupamiento de Alta Calidad y selección óptima de los centros primarios de agrupamiento mediante lógica difusa
HVAC	Sistema de Calefacción, ventilación y aire acondicionado
IDAF-FIT	Integración de Moda Autónoma Distribuida con Reglas Difusas Si-entonces
IFTTT	Si esto, entonces aquello
IoT	Internet de las cosas
JDCWC	Algoritmo de Recopilación Conjunta de Datos y Carga Inalámbrica
LEACH	Jerarquía de agrupación adaptativa de baja energía
LND	última muerte de un nodo
LORA	Largo alcance
m	metros
mA	Miliamperio
mAh	Miliamperio hora
Mbps	Mega bips por segundo
MC	Cargador móvil
MIP	Programación Entera Mixta
MQTT	Cola de mensajes Transporte de telemetría
NNS-RAM	Arquitecturas de Memoria Neural Estática – Acceso Aleatorio
PPMC	Métodos Coeficiente de producto-momento de Pearson
PRRP	Protocolo de Encaminamiento Sensible a la Posición
PSN	Redes de Sensores Periódicos
RESTS	Programación Espacio-Temporal Redundante Eficiente en Energía
RESTS	Transferencia de estado representacional
s	Segundos

SDCS	Comunicación definida por software SUNSET
SFDC	Recogida de datos sobre la fidelidad de la estructura
T. ^a	Temperatura
TCP	Protocolo de Control de Transmisión
EE-OR	Energy-Efficient Opportunistic Routing
V	Voltios
WBAN	Red de Área Corporal Inalámbrica
WBSN	Redes Inalámbricas de Sensores Corporales
WCV	Vehículos de carga inalámbrica
WDT	Temporizador WatchDog
WiFi	Fidelidad inalámbrica
WPT	Transferencia de energía inalámbrica
WRSN	Redes de Sensores Inalámbricos Recargables
WSN	Redes de Sensores Inalámbricos

Anexos. Variables utilizadas en los modelos matemáticos y certificación de UTS

En los anexos se relacionan conceptos y las distintas variables utilizadas en los modelos de ahorro de energía y se presenta un certificado por parte de las Unidades Tecnológicas de Santander entidad que confirma los procesos de innovación empresarial generados.

Anexo 1. Conceptos básicos de nuestra propuesta y variables utilizadas en los modelos matemáticos

A continuación, se definen algunos conceptos básicos utilizados a lo largo de la tesis para una mayor comprensión:

<i>Bloque h_x:</i>	Un trozo de las medidas tomadas en el sensor x en un día específico.
<i>Bloque k_x:</i>	Un trozo de las medidas no tomadas en el sensor x en un día específico.
<i>Día:</i>	Horizonte temporal, límite temporal de monitorización de los datos, para determinar los máximos de k_x y mínimos de h_x .
<i>Estado de actividad:</i>	El nodo se mantiene encendido.
<i>Estado de inactividad:</i>	El nodo se mantiene apagado.
<i>Estimación:</i>	Predecir datos que no han sido tomados por medio de interpolación.
<i>Interpolación:</i>	Estimar valores no medidos por los nodos utilizando métodos matemáticos.
<i>Modo sleep:</i>	Colocar en suspensión el nodo.
<i>Medidas tomadas:</i>	Datos que son sensados en un nodo, usando un sensor específico mientras el nodo se encontraba en estado de actividad.
<i>Medidas no tomadas:</i>	Datos que no se sensaron por que el nodo se encontraba en estado de inactividad.
<i>Nodo:</i>	Dispositivo instalado en una boya equipado con sensores, sistema de comunicación y fuente de alimentación.
<i>Sensado continuo:</i>	Las medidas se realizan de forma ininterrumpida a lo largo de la vida útil de descarga de la batería.
<i>Sensado discontinuo:</i>	Existencia de intervalos temporales durante el sensado de datos en los que no se realizan medidas.
<i>Transición:</i>	Cambio de estado de inactividad al estado de actividad en un nodo (pasar de estar apagado a encendido).
<i>Vida Útil:</i>	Tiempo total de duración de descarga de la batería de los nodos.

A continuación, se relacionan las variables utilizadas en los modelos matemáticos:

A_i, B_i, C_i	Coeficientes del polinomio cúbico
b_i	Otro término del sistema de ecuaciones, relacionado con la diferencia de los y_i
d_i	Longitud del subintervalo entre dos nodos consecutivos
ES	Ahorro de energía

ES_N	Ahorro de energía nuevo
f	Posición del valor a interpolar
fa	Subíndice de la primera posición diferente de cero antes
fa_i	Subíndice del primer valor del polinomio i
fp	Subíndice de la primera posición diferente de cero después de f
fp_{i-1}	Subíndice del último valor del polinomio i-1
h_x	Medidas que si se toman en un día
I_x	Corriente eléctrica
i	Día específico en el sensor x que hace el sensado de una variable física
k_x	Cantidad de medidas no tomadas entre dos medidas tomadas
m	Cantidad total de días en los que se toman las medidas
n_x	Cantidad de medidas (tomadas y no tomadas) correspondiente a la fila de datos de un día
P'	Primera derivada de P
P''	Segunda derivada de P
P_i	Polinomio cúbico que representa P
Ps	Cantidad de sensores
s^x	Muestra tomada por x sensor
$\mathbf{S}^x$	Matriz con los valores de medidas tomadas y no tomadas
$s_{i,\gamma}^x$	Medida tomada del sensor x en un día i
s_{in}^x	Valores interpolados
$\mathbf{Sin}^x$	Matriz con los valores de medidas tomadas e interpoladas
T	Tiempo total de la suma entre el tiempo que el nodo está en estado de inactividad y actividad
T_{off}	Tiempo en el que un nodo está en estado de inactividad
T_{on}	Tiempo en el que un nodo está en estado de actividad

t_{on}	Tiempo que se tarda en tomar las medidas en un bloque que está en estado de actividad
t_x	Tiempo que tarda en tomar una medida
T_x^{+I}	Tiempo necesario para realizar la medida de los datos correspondientes a un bloque en estado de actividad junto con el bloque en estado de inactividad
TB	Vida útil de la batería
TB_N	Tiempo de vida nuevo de la batería
TB_{Nexp}	Tiempo de vida nuevo de la batería experimental
u_i	Término del sistema de ecuaciones asociado a la continuidad de la segunda derivada
v	Número de medidas tomadas
x	Identificador del sensor
y_i	Valor de la función en el nodo fa
z_i	incógnitas del sistema de ecuaciones que permiten construir el <i>spline</i> cúbico
σ_x	Variable de ajuste que contempla gasto energético adicional debido a la transición del cambio de estado de inactividad al de actividad

Anexo 2. Certificación del producto por parte de la entidad que pertenece al SNCT



EL SUSCRITO DIRECTOR DE INVESTIGACIONES Y EXTENSIÓN DE LAS UNIDADES TECNOLÓGICAS DE SANTANDER

MANIFIESTA

Que la docente investigadora **LISBETH HAYDEE RIVERA BETANCUR** identificada con cédula de ciudadanía **1090420200**, integrante del Grupo de Investigación **GNET** de las Unidades Tecnológicas de Santander con **NIT. 890.208.727-1**, diseñó e implementó una innovación empresarial denominada ***correlación de variables como temperatura, oxígeno disuelto y pH de pozos de tilapia roja***, durante el I y II semestre del año 2023, para la empresa **Oiba's Fish Culture Ltda**, innovación que se desprendió de su tesis doctoral **"Contribuciones al ahorro de energía en redes de sensores inalámbricos aplicados a la piscicultura"**.

Esta innovación se destaca por su enfoque integral y novedoso; el proyecto propuso adicionalmente un modelo matemático para la eficiencia energética en la red de sensores de la empresa. Su viabilidad práctica y potencial impacto ambiental positivo lo posicionan como proyecto pionero y valioso para la optimización del consumo energético en WSN aplicada a cualquier proceso piscícola o agrícola.

Se expide en Bucaramanga a los diez (10) días del mes de septiembre de 2024.

A handwritten signature in black ink, appearing to read 'JMP', is positioned above the name of the director.

JAVIER MAURICIO MENDOZA PAREDES
Director Administrativo de Investigaciones y Extensión
CC. 13.510.055