

**Análisis comparativo de posicionamiento Indoor vs Outdoor con ESP32-S3 DW3000
mediante arquitectura Big Data en AWS**

Derik Daniel Daza Velásquez

Director

Fernando Luis Carrascal Porras

Universidad Nacional Abierta y a Distancia UNAD
Escuela de Ciencias Básicas, Tecnología e Ingeniería ECBTI
Especialización en Ciencia de Datos y Analítica

2025

Resumen

Este trabajo presenta el diseño, la implementación y la evaluación de un sistema experimental de posicionamiento basado en tecnología Ultra-Wideband (UWB), utilizando un módulo ESP32-S3 DW3000 y una arquitectura de Big Data desplegada en Amazon Web Services (AWS). El propósito central es comparar la precisión del posicionamiento en escenarios indoor y outdoor, aplicando un pipeline completo que incluye captura embebida, ingesta en la nube, almacenamiento estructurado y análisis matemático avanzado mediante multilateración.

El proyecto se articula en tres dimensiones: el desarrollo de hardware y firmware embebido capaz de realizar el intercambio UWB entre un *tag* y cuatro *anchors* para obtener las distancias, y posteriormente transmitir dichos valores a la nube mediante MQTT y TLS; la construcción de una arquitectura IoT–Big Data compuesta por AWS IoT Core, Kinesis Firehose, Amazon S3 y Athena, que permite una ingesta confiable y consultas eficientes; y el procesamiento de datos en Python/Google Colab, aplicando técnicas de curado, interpolación, suavizado, detección de segmentos estables, multilateración híbrida y estimación de error espacial. La calibración reveló un factor de ajuste aproximado de 1.4 para el lote particular de módulos utilizados, necesario para alinear las mediciones UWB con la escala real definida por la grilla experimental.

Los resultados experimentales evidencian diferencias marcadas en estabilidad y precisión entre los entornos indoor y outdoor. Los ambientes interiores muestran mayor continuidad y coherencia temporal, mientras que los exteriores, aunque capaces de producir errores puntuales muy bajos, presentan mayor dispersión debido a la debilidad de las reflexiones y a variaciones del canal. El estudio demuestra que la precisión depende tanto de la geometría de los anchors como del procesamiento aplicado, y confirma que la integración de UWB con infraestructura

cloud y análisis reproducible constituye un marco sólido para aplicaciones de localización en IoT, robótica y sistemas distribuidos.

Este estudio aporta un enfoque experimental reproducible que integra hardware UWB real, arquitectura IoT–Big Data y multilateración híbrida, permitiendo evaluar limitaciones prácticas que no suelen documentarse en estudios teóricos. Los resultados demuestran que, mediante calibración y procesamiento adecuado, es posible obtener precisiones útiles incluso con hardware económico.

Palabras claves: UWB, DW3000, multilateración, IoT, Big Data, AWS, posicionamiento ESP32-S3.

Abstract

This monograph presents the design, implementation, and evaluation of an experimental Ultra-Wideband (UWB) positioning system based on an ESP32-S3 DW3000 module and a cloud-native Big Data architecture in Amazon Web Services (AWS). Its main objective is to compare indoor and outdoor positioning accuracy using a complete pipeline involving embedded sensing, cloud ingestion, structured storage, and advanced mathematical processing through multilateration techniques.

The project is structured along three dimensions: the development of embedded hardware and firmware capable of performing the UWB exchange between a tag and four anchors to obtain the distance measurements, and subsequently transmitting those values to the cloud via MQTT and TLS; the construction of an IoT–Big Data architecture composed of AWS IoT Core, Kinesis Firehose, Amazon S3, and Athena, which enables reliable ingestion and efficient querying; and the data processing performed in Python/Google Colab, applying techniques such as data curation, interpolation, smoothing, stable-segment detection, hybrid multilateration, and spatial error estimation. Calibration revealed an approximate adjustment factor of 1.4 for the specific batch of modules used, required to align the UWB measurements with the real scale defined by the experimental grid.

Experimental results reveal substantial differences between indoor and outdoor environments. Indoor scenarios exhibit higher temporal stability and geometric consistency, whereas outdoor conditions, although occasionally achieving very low error values, present greater variability due to weak reflections and channel fluctuations. Overall, the study demonstrates that positioning accuracy depends heavily on anchor geometry and data-processing strategies, and confirms that integrating UWB sensing with cloud-based infrastructures and

reproducible analytical methods provides a robust framework for real-time localization in IoT, robotics, and distributed systems.

This study provides a reproducible experimental framework that integrates real UWB hardware, an IoT–Big Data architecture, and hybrid multilateration, enabling the evaluation of practical limitations that are often absent in theoretical studies. The results show that, with appropriate calibration and processing, it is possible to achieve useful levels of accuracy even when using low-cost hardware.

Keywords: UWB, DW3000, multilateration, IoT, Big Data, AWS, positioning ESP32-S3

Tabla de Contenido

Introducción	14
Planteamiento del Problema	17
Justificación	20
Objetivos.....	22
Objetivo General.....	22
Objetivos Específicos	22
Marco Referencial.....	23
Marco Conceptual.....	23
Tecnología Ultra-Wideband (UWB)	23
Tiempo de Vuelo (ToF)	23
Multilateración.....	24
Arquitecturas IoT y Big Data	24
Marco Teórico.....	25
Fundamentos del Posicionamiento Inalámbrico.....	25
Condicionantes del Posicionamiento UWB	25
Principios de Multilateración Híbrida	26
Big Data y Almacenamiento Estructurado	26
Estado del Arte.....	27
Metodología	29
Diseño Experimental	29
Hardware y Firmware.....	30
Dispositivos Utilizados.....	30

Funcionalidad del Tag	30
Funcionalidad de los Anchors	31
Escala de Medición.....	31
Arquitectura IoT–Big Data en AWS	32
AWS IoT Core.....	32
IoT Rule Engine.....	32
Amazon Kinesis Firehose.....	33
Amazon S3	33
Amazon Athena.....	33
Pipeline de Procesamiento Analítico (Python / Google Colab)	33
Limpieza y Reemplazo de Ceros	33
Suavizado Mediante Ventanas Centradas.....	34
Detección de Segmentos Estables	34
Calibración Mediante Factor de Escala	34
Multilateración Híbrida	35
Cálculo del Error Espacial	36
Ajustes Metodológicos Respecto a la Propuesta Inicial	36
Resultados.....	37
Estabilidad de las Mediciones	37
Comportamiento de Valores Faltantes y Ceros	41
Calibración y Factor de Escala	42
Resultados de Multilateración	44
Cálculo del Error Espacial por Zona Experimental.....	47

Resultados Consolidados por Experimento	48
Visualizaciones Complementarias	49
Síntesis de Resultados	50
Análisis y Discusión	52
Influencia del Entorno en la Estabilidad del Canal UWB	52
Papel de la Geometría Experimental en la Multilateración	53
Impacto del Factor de Escala como Calibración del Lote de Hardware	54
Diferencias en la Multilateración: Estabilidad vs. Precisión Puntual	54
Sensibilidad a Distancias Extremas	55
Robustez del Pipeline de Procesamiento	56
Implicaciones para Aplicaciones IoT, Robótica e Industria	56
Síntesis de Hallazgos	56
Conclusiones	58
Conclusiones Generales	58
Validación del Objetivo General	58
Conclusiones Respecto a los Objetivos Específicos	59
Objetivo Específico 1	59
Objetivo Específico 2	60
Objetivo Específico 3	60
Conclusiones Técnicas Adicionales	61
Importancia de la Geometría	61
Necesidad de Calibración	61
Sensibilidad a Distancias Extremas	61

Robustez del Pipeline Analítico.....	61
Viabilidad de la Arquitectura Cloud.....	61
Conclusión General Integradora.....	62
Recomendaciones	63
Recomendaciones para el Diseño Físico y la Geometría del Sistema.....	63
Recomendaciones Relacionadas con el Hardware DW3000.....	63
Recomendaciones para la Captura y Transmisión de Datos.....	64
Recomendaciones para la Arquitectura en AWS	65
Recomendaciones para el Pipeline Analítico	65
Recomendaciones Orientadas a Aplicaciones Reales.....	66
Síntesis de Recomendaciones	66
Limitaciones del Estudio.....	68
Limitaciones Relacionadas con el Hardware UWB	68
Limitaciones del Diseño Experimental.....	69
Limitaciones de la Arquitectura IoT–Big Data	70
Limitaciones del Pipeline Analítico	70
Limitaciones en la Generalización de Resultados	71
Síntesis de Limitaciones	72
Trabajo Futuro	73
Integración de Multilateración en Tiempo Real	73
Incorporar Técnicas Avanzadas de Filtrado y Fusión Sensorial	73
Migrar de ToF a TDoA para Múltiples Tags.....	74
Implementar un Sistema Basado en TDoA (Time Difference of Arrival)	74

Extender la Arquitectura Cloud hacia Monitoreo Continuo.....	75
Diseño y Construcción de una Versión 2 del Hardware.....	75
Ampliar el Diseño Experimental	76
Construcción de un Dataset Público y Reproducible	76
Exploración de Modelos de Aprendizaje Automático.....	77
Síntesis del Trabajo Futuro.....	77
Referencias.....	79
Apéndices.....	81

Lista de Tablas

Tabla 1 <i>Distancias Reales vs. Distancias Medidas entre Anchors y Factor de Calibración</i>	44
Tabla 2 <i>Errores por Zona Experimental – Indoor vs. Outdoor</i>	48
Tabla 3 <i>Errores Promedio por Experimento y Zona en Ambientes Indoor y Outdoor</i>	49

Lista de Figuras

Figura 1 <i>Series de Distancia Cruda por Anchor Antes de Curado – Indoor</i>	38
Figura 2 <i>Series de Distancia Cruda por Anchor antes de Curado – Outdoor</i>	39
Figura 3 <i>Series Suavizadas por Anchor tras Procesamiento – Indoor</i>	40
Figura 4 <i>Series Suavizadas por Anchor tras Procesamiento – Outdoor</i>	41
Figura 5 <i>Distribución de Valores Faltantes y Ceros por Anchor – Indoor y Outdoor</i>	42
Figura 6 <i>Relación entre Distancias Escaladas y Distancias Teóricas para los Experimentos Indoor y Outdoor</i>	43
Figura 7 <i>Reconstrucción Espacial del Tag – Indoor</i>	45
Figura 8 <i>Reconstrucción Espacial del Tag – Outdoor</i>	46
Figura 9 <i>Heatmap de Error – Indoor</i>	50
Figura 10 <i>Heatmap de Error – Outdoor</i>	50

Lista de Apéndices

Apéndice A <i>Arquitectura IoT–Big Data Implementada</i>	81
Apéndice B <i>Geometría Experimental y Diseño de Zonas</i>	84
Apéndice C <i>Ejemplos de Datos Almacenados en S3</i>	87
Apéndice D <i>Código Principal del Pipeline Analítico (Colab)</i>	88
Apéndice E <i>Tablas de Error y Métricas Consolidadas</i>	89
Apéndice F <i>Descripción de Figuras Incluidas en el Documento</i>	91
Apéndice G <i>Observaciones Prácticas Registradas Durante la Toma de Datos</i>	94
Apéndice H <i>Regla SQL Usada en AWS IoT Core</i>	94
Apéndice I <i>Consideraciones para la Versión 2 del Sistema UWB</i>	95
Apéndice J <i>Ejemplo de Payload Enviado desde el ESP32-S3</i>	95

Introducción

La localización precisa en sistemas IoT se ha convertido en un componente fundamental para aplicaciones modernas en logística, automatización industrial, robótica móvil, seguimiento de activos y computación ubicua. Aunque tecnologías como GPS, Wi-Fi o Bluetooth son ampliamente utilizadas, presentan limitaciones significativas en entornos donde se requiere precisión submétrica o estabilidad temporal sostenida. GPS pierde efectividad en interiores, y Wi-Fi o Bluetooth dependen de mediciones basadas en intensidad de señal, lo que introduce variabilidad elevada y errores no controlables.

La tecnología Ultra-Wideband (UWB), en particular los módulos basados en el chip DW3000, representa una alternativa sólida para resolver estas limitaciones. UWB opera mediante pulsos de duración extremadamente corta y ancho espectral amplio, lo que habilita el cálculo de distancia por tiempo de vuelo (ToF) con mayor resolución temporal y menor sensibilidad a interferencias. En condiciones ideales, este enfoque puede ofrecer precisiones centimétricas. Sin embargo, el rendimiento real depende de múltiples factores ambientales, geométricos y electrónicos, que pueden degradar o mejorar significativamente la estabilidad y precisión de las mediciones. Además, los módulos DW3000 presentan variaciones inherentes en su reloj interno y en su diseño RF, por lo que requieren procesos de calibración específicos por lote para garantizar coherencia geométrica en aplicaciones reales.

Con el propósito de analizar estas variaciones en condiciones reales, este proyecto desarrolló un sistema experimental integral que abarca desde la medición física embebida hasta el análisis matemático y comparativo en la nube. Para ello, se emplearon cinco módulos Makerfabs ESP32-S3 DW3000 físicamente idénticos: cuatro configurados como anchors y uno como tag móvil, diferenciados únicamente por firmware. El tag transmite distancias cada

segundo hacia AWS IoT Core mediante MQTT y TLS, mientras que una arquitectura serverless basada en IoT Core, Kinesis Firehose, Amazon S3 y Athena gestiona la ingesta, almacenamiento y consulta de datos en tiempo real. La programación del dispositivo incluye una interfaz local básica en pantalla, donde se muestra el número de experimento generado automáticamente y un indicador de envío de datos. Sin embargo, el cálculo de posición se realizó íntegramente en la nube y en el entorno analítico, descartando la implementación de trilateración en el dispositivo por razones de alcance y factibilidad. AWS se seleccionó debido a su modelo serverless, que permite reproducibilidad exacta, trazabilidad completa del flujo de datos y escalabilidad sin administración de infraestructura.

El procesamiento posterior en Google Colab permitió aplicar un pipeline analítico que incluye curado avanzado, interpolación, suavizado mediante ventanas centradas, detección de segmentos estables, multilateración híbrida y estimación de error. Durante este proceso se identificó un factor de calibración aproximado de 1.4 correspondiente al lote específico de módulos utilizados, necesario para alinear las distancias medidas con la escala espacial definida por la grilla experimental. Este hallazgo confirma la necesidad de un ajuste inicial al trabajar con hardware real, especialmente cuando se estudian sistemas de posicionamiento basados en UWB.

El análisis comparativo entre ambientes indoor y outdoor reveló diferencias importantes: en interiores se obtuvieron señales más estables y menos fluctuaciones en el tiempo, mientras que en exteriores la menor presencia de superficies reflectivas generó señales más limpias pero también más susceptibles al ruido térmico y a variaciones pequeñas del canal. En consecuencia, el desempeño del sistema no depende únicamente del tipo de entorno, sino de la interacción entre geometría, ruido instantáneo, distancia a los anchors y calidad del curado aplicado.

Este documento presenta el diseño, implementación y evaluación del sistema propuesto, siguiendo los lineamientos establecidos por la UNAD y el formato APA. Se describen el planteamiento del problema, la justificación, los objetivos, el marco referencial (conceptual, teórico y estado del arte), la metodología, los resultados experimentales y su discusión, así como las conclusiones, recomendaciones, limitaciones y trabajo futuro. Adicionalmente, se documentan los ajustes metodológicos introducidos respecto a la propuesta inicial, derivados de la factibilidad técnica y del comportamiento real del hardware.

La estructura del documento es la siguiente: el Capítulo 1 introduce el contexto del estudio; el Capítulo 2 presenta el problema; el Capítulo 3 expone la justificación; el Capítulo 4 define los objetivos y el marco referencial; el Capítulo 5 detalla la metodología y la arquitectura IoT–Big Data; el Capítulo 6 presenta los resultados; el Capítulo 7 los analiza y discute; el Capítulo 8 consolida conclusiones; y los Capítulos 9 al 13 incluyen recomendaciones, limitaciones, trabajo futuro, referencias y anexos.

Planteamiento del Problema

El posicionamiento de alta precisión en sistemas IoT sigue siendo un desafío relevante para aplicaciones industriales, logísticas, de robótica móvil y de automatización avanzada.

Aunque tecnologías tradicionales como GPS, Wi-Fi o Bluetooth se emplean ampliamente en escenarios de localización, presentan limitaciones significativas: el GPS pierde efectividad en interiores y zonas con obstrucciones; Wi-Fi y Bluetooth dependen de mediciones basadas en intensidad de señal (RSSI), que presentan grandes fluctuaciones y errores inconsistentes; y los sensores inerciales introducen deriva acumulada que degrada la precisión en pocos segundos.

Ante estas limitaciones, la tecnología Ultra-Wideband (UWB) se ha posicionado como una alternativa capaz de ofrecer alta resolución temporal y potencial precisión centimétrica mediante mediciones basadas en tiempo de vuelo (ToF). Sin embargo, el rendimiento teórico del UWB no siempre corresponde a su desempeño real. Factores como la geometría del arreglo de anchors, la distancia entre nodos, la presencia de obstáculos, la dispersión del canal, el ruido electrónico, la sensibilidad térmica y la estabilidad del firmware pueden afectar considerablemente la calidad de las mediciones.

En particular, el comportamiento del UWB puede diferir de manera significativa entre ambientes indoor y outdoor. Los interiores presentan superficies reflectivas, multipath y obstrucciones que pueden afectar tanto positiva como negativamente la estabilidad del pulso, mientras que los exteriores carecen de confinamiento físico, lo que reduce las reflexiones pero suele incrementar el ruido relativo y la variabilidad instantánea. La literatura ofrece aproximaciones parciales a estos fenómenos, pero pocos estudios integran simultáneamente un sistema real de medición con un pipeline automatizado de captura y análisis en la nube.

Este proyecto aborda precisamente ese vacío. Utilizando cinco módulos Makerfabs ESP32-S3 DW3000 —cuatro configurados como anchors y uno como tag móvil— se implementó un sistema experimental que captura distancias en tiempo real y las transmite a AWS IoT Core mediante MQTT y TLS. Una arquitectura de Big Data basada en IoT Core, Kinesis Firehose, Amazon S3 y Athena gestiona la ingesta, almacenamiento y consulta de datos. El procesamiento posterior en Google Colab permite estudiar de manera rigurosa la estabilidad, la precisión y la variabilidad del posicionamiento en escenarios reales.

Durante la experimentación se observaron diversos comportamientos que complican la interpretación directa de los datos sin un pipeline analítico sólido: presencia de valores cero por fallos momentáneos del sensor, picos espurios, variaciones rápidas en condiciones outdoor, dispersión geométrica, distancias sistemáticamente escaladas respecto a la geometría real y casos donde las circunferencias de multilateración no presentan intersecciones. Estas condiciones evidencian la necesidad de un tratamiento exhaustivo antes de intentar evaluar la precisión del sistema.

Existe una brecha significativa entre el rendimiento teórico reportado por el fabricante (precisión centimétrica en condiciones ideales) y el comportamiento real en escenarios no controlados. Documentar y cuantificar esa brecha es fundamental para evaluar la viabilidad del DW3000 en aplicaciones de ingeniería.

En este contexto, la pregunta central de investigación se formula de la siguiente manera:

¿Cómo varía la precisión del posicionamiento basado en el módulo ESP32-S3 DW3000 entre entornos indoor y outdoor cuando se implementa un pipeline completo de captura IoT, almacenamiento Big Data y análisis de multilateración, y qué implicaciones tienen estas variaciones para el diseño de sistemas de localización en IoT?

Responder esta pregunta es fundamental para comprender el desempeño real del DW3000 y para establecer lineamientos de diseño útiles en aplicaciones de ingeniería.

Justificación

La justificación de este proyecto se enmarca en tres dimensiones fundamentales: relevancia tecnológica, aporte metodológico y aplicabilidad práctica.

Desde la perspectiva tecnológica, el posicionamiento en interiores sigue siendo un problema no resuelto en el ámbito de IoT. Las limitaciones de GPS en ambientes confinados y la inestabilidad de tecnologías basadas en RSSI generan la necesidad de soluciones más confiables. La tecnología UWB, particularmente con módulos basados en el DW3000, se presenta como una alternativa prometedora gracias a su capacidad para medir distancias mediante ToF con mayor resiliencia a interferencias. No obstante, su comportamiento real depende de la geometría, los materiales circundantes, el ruido del entorno y la estabilidad del firmware. Por esta razón, es necesario evaluar rigurosamente su desempeño en entornos indoor y outdoor para determinar su precisión, estabilidad y viabilidad para aplicaciones reales.

En cuanto a la contribución metodológica, el proyecto integra de forma coherente la experimentación con hardware embebido, la ingesta de datos en tiempo real mediante arquitectura cloud y el análisis matemático avanzado. La implementación de un pipeline IoT–Big Data basado en servicios nativos de AWS constituye un aporte significativo, pues demuestra cómo arquitecturas modernas pueden emplearse de manera eficiente para capturar y procesar datos de sensores UWB de forma escalable y reproducible. Asimismo, el procesamiento en Python/Colab incorpora técnicas de curado, interpolación, suavizado, detección de segmentos estables y multilateración híbrida, lo que permite obtener resultados confiables a partir de datos ruidosos.

En la dimensión práctica, este estudio se justifica por su potencial de replicabilidad y su relevancia para aplicaciones reales. Los módulos ESP32-S3 DW3000 permiten desarrollar

soluciones de posicionamiento a bajo costo, configurables y fácilmente integrables en sistemas IoT industriales, de logística, robótica y seguimiento de activos. Al validar experimentalmente la precisión en dos tipos de entorno y al evidenciar las condiciones que favorecen o degradan las mediciones, el proyecto ofrece una base sólida para el diseño de soluciones reales basadas en UWB. Adicionalmente, el hallazgo de un factor de calibración aproximado de 1.4 específico del lote utilizado demuestra la importancia de realizar procesos de ajuste y validación previos a cualquier despliegue, resaltando retos prácticos que no se observan en estudios puramente teóricos.

En síntesis, la presente investigación es pertinente porque aborda un problema tecnológico actual, propone un método reproducible basado en infraestructura moderna y evalúa experimentalmente la precisión de un sistema UWB en contextos reales, generando conocimiento útil para el diseño de sistemas de localización avanzados.

Objetivos

Objetivo General

Analizar y comparar la precisión de un sistema de posicionamiento basado en ESP32 DW3000 en entornos interiores y exteriores, mediante la implementación de una arquitectura de Big Data en AWS y un prototipo funcional de hardware con anclas y etiqueta móvil.

Objetivos Específicos

Implementar un sistema de hardware con módulos DW3000 y ESP32 que capture datos de distancia en tiempo real y los transmita a un servicio en la nube.

Diseñar y construir una arquitectura de Big Data en AWS para la ingesta, procesamiento, almacenamiento y visualización de los datos de posicionamiento.

Realizar un análisis comparativo de la precisión de la trilateración en ambientes interiores y exteriores, usando los datos recolectados y procesados en la nube.

Marco Referencial

El marco referencial se estructura en tres componentes complementarios: marco conceptual, marco teórico y estado del arte. Esta separación permite contextualizar el trabajo desde los fundamentos técnicos, los modelos matemáticos y las investigaciones previas que respaldan el diseño experimental desarrollado en este proyecto.

Marco Conceptual

Tecnología Ultra-Wideband (UWB)

La UWB es una tecnología de comunicación inalámbrica que utiliza pulsos extremadamente cortos, típicamente del orden de nanosegundos, distribuidos en un ancho de banda mayor a 500 MHz. Esta característica otorga al sistema una alta resolución temporal, lo que permite estimar distancias basadas en mediciones de tiempo de vuelo (ToF). La precisión alcanzable supera ampliamente a tecnologías tradicionales basadas en potencia recibida (RSSI), lo que convierte a UWB en una solución adecuada para aplicaciones de localización en espacios interiores y exteriores controlados.

Tiempo de Vuelo (ToF)

El ToF corresponde al tiempo requerido para que una señal viaje desde el transmisor hasta el receptor. En UWB, este tiempo se mide con suficiente resolución como para convertirlo en una estimación de distancia mediante la relación $d = c \cdot t$, donde c es la velocidad de la luz. La precisión del ToF depende de la sincronización, del filtrado temporal y de la estabilidad del hardware, factores que pueden degradarse en condiciones reales debido a multipath, ruido térmico o interferencias.

Multilateración

La multilateración es el proceso geométrico mediante el cual se determina la posición de un punto desconocido usando su distancia respecto a tres o más puntos de referencia con coordenadas conocidas (anchors). Cada distancia define una circunferencia; la intersección de estas circunferencias determina la ubicación estimada del punto. En la práctica, la multilateración con UWB rara vez presenta intersecciones perfectas debido a ruido, valores faltantes o inconsistencias geométricas, lo que requiere estrategias híbridas o aproximaciones numéricas para obtener soluciones robustas.

Arquitecturas IoT y Big Data

Los sistemas IoT modernos demandan mecanismos de captura, transporte, almacenamiento y análisis capaces de manejar flujos continuos de datos provenientes de sensores heterogéneos. AWS IoT Core, Amazon Kinesis Firehose, Amazon S3 y Amazon Athena constituyen un ecosistema serverless adecuado para este propósito. Estas tecnologías permiten diseñar pipelines escalables de ingesta y análisis aplicables tanto a prototipos experimentales como a sistemas industriales en producción.

La naturaleza inmutable de los datos almacenados en S3 y la capacidad de Athena de consultarlos mediante SQL facilitan la reproducibilidad experimental y la auditoría del pipeline.

Marco Teórico

Fundamentos del Posicionamiento Inalámbrico

Los sistemas de posicionamiento inalámbrico se clasifican tradicionalmente según el tipo de información utilizada: potencia recibida (RSSI), ángulo de llegada (AoA), diferencia de tiempo de llegada (TDoA) o tiempo de vuelo absoluto (ToF). UWB pertenece a esta última categoría, aprovechando la capacidad de generar pulsos de alta resolución temporal. A diferencia de RSSI, que presenta errores impredecibles, UWB es capaz de distinguir trayectorias directas de trayectorias reflejadas, reduciendo el impacto del multipath.

Condicionantes del Posicionamiento UWB

El desempeño real del UWB depende de múltiples factores:

- Geometría de anchors: Distribuciones colineales causan soluciones inestables o altamente degeneradas. Configuraciones cuadrangulares tienden a ofrecer mejores resultados.
- Multipath y reflexiones: En interiores, paredes y objetos crean trayectorias múltiples que pueden desplazar la señal medida. En exteriores, la falta de reflexiones puede debilitar el pulso directo y aumentar la variabilidad temporal.
- Rango operativo del hardware: Módulos basados en DW3000 presentan zonas de saturación a distancias muy cortas y degradación a distancias extremas.
- Estabilidad del firmware: La calidad de los relojes internos y los algoritmos de sincronización influyen en la consistencia temporal de las mediciones.
- Ruido ambiental: Temperatura, obstáculos móviles o interferencias pueden afectar la precisión del ToF.

Estudios teóricos indican que el error de multilateración crece de manera no lineal cuando las distancias tienen sesgos sistemáticos o cuando los anchors se distribuyen de forma poco favorable, de ahí la importancia del curado previo y la calibración experimental.

Principios de Multilateración Híbrida

La multilateración ideal se resuelve mediante intersección de circunferencias, pero en contextos reales las circunferencias suelen presentar:

- Intersecciones dobles,
- Ausencia de intersección,
- Desplazamientos por ruido,
- Soluciones divergentes entre diferentes tripletas.

Esto ha llevado al desarrollo de técnicas híbridas que integran aproximaciones geométricas, puntos más cercanos entre circunferencias, promedios ponderados y continuidad temporal. En este proyecto se utilizó precisamente una técnica híbrida debido a la inconsistencia natural del DW3000 en condiciones experimentales reales.

Big Data y Almacenamiento Estructurado

Los sistemas de localización generan flujos continuos que requieren un modelo de almacenamiento eficiente y consultable. Amazon S3 ofrece capacidad ilimitada, mientras que Athena permite consultas SQL sobre datos alojados en S3 sin necesidad de gestionar infraestructura. Este modelo es altamente utilizado en sistemas IoT industriales, donde los datos se procesan de manera distribuida, asincrónica y con costos controlados.

Estado del Arte

Las investigaciones recientes en posicionamiento UWB han demostrado que la tecnología puede alcanzar precisiones cercanas al centímetro en entornos controlados, aunque los resultados reales varían según las condiciones ambientales. Anderson y Neasham (2020) reportan que los ambientes interiores presentan un comportamiento complejo debido al multipath, pero pueden ofrecer mejor estabilidad temporal si las reflexiones son consistentes. De manera complementaria, Stojanovic y Neskovic (2020) muestran que los entornos exteriores tienden a producir errores menos sesgados pero más variables, particularmente en configuraciones geométricas amplias.

A nivel de dispositivos, los módulos DW3000 documentados por Qorvo y Decawave presentan capacidades superiores a generaciones anteriores, pero su rendimiento efectivo depende de la calibración de fábrica, el diseño de antenas, la sincronización interna y la estabilidad del firmware. Variaciones entre lotes pueden generar diferencias sistemáticas en las mediciones, lo que concuerda con el factor de escala identificado en este proyecto.

En cuanto a las arquitecturas cloud, AWS se ha consolidado como una plataforma dominante para la integración de IoT y Big Data. Estudios como Sharma y Singh (2019) destacan la importancia de pipelines basados en IoT Core, Firehose y S3 para gestionar grandes volúmenes de datos procedentes de sensores distribuidos. Sin embargo, pocas investigaciones aplican estos modelos específicamente al procesamiento de datos UWB.

Finalmente, existe un vacío significativo en trabajos que integren:

- hardware UWB real,
- una arquitectura completa IoT–Big Data,
- calibración experimental,

- multilateración híbrida,
- comparación indoor vs. outdoor con datos reales.

El presente proyecto contribuye a llenar ese vacío mediante un enfoque integrado, reproducible y basado en infraestructura moderna.

Metodología

La metodología adoptada en este proyecto integra elementos experimentales, ingenieriles y analíticos. Se estructura de manera coherente con los objetivos de investigación y con las particularidades del hardware y la infraestructura cloud utilizada. A diferencia de la propuesta inicial, algunos componentes del diseño metodológico fueron ajustados durante la implementación para adecuarse a la factibilidad técnica del sistema y a la estabilidad del hardware real. Estos ajustes se documentan explícitamente para mantener la trazabilidad académica entre propuesta y ejecución.

La metodología se divide en las siguientes secciones: diseño experimental, construcción y comportamiento del hardware, arquitectura cloud IoT–Big Data, pipeline de procesamiento analítico, criterios de calibración y multilateración, selección de segmentos estables, y ajustes metodológicos respecto a la propuesta.

Diseño Experimental

El estudio experimental se desarrolló en dos tipos de escenarios físicos: uno interior (indoor) y uno exterior (outdoor). Esta elección permite evaluar la influencia del entorno en la estabilidad y precisión del posicionamiento UWB. Ambos escenarios se representaron mediante una grilla cartesiana construida a partir de baldosas de 60.2 cm, utilizada como sistema de referencia para localizar los anchors y los puntos controlados donde se posicionaría el tag.

En cada escenario se definieron zonas experimentales con distancias variables a los anchors y geometrías diversas. Se diseñaron cinco puntos de medición por escenario, donde el tag se mantuvo completamente estático durante intervalos prolongados, lo que permite evaluar estabilidad temporal antes de la multilateración.

Se emplearon cinco módulos Makerfabs ESP32-S3 DW3000 físicamente idénticos: cuatro configurados como anchors mediante firmware específico y uno como tag móvil. Las posiciones de los anchors se fijaron cuidadosamente en el plano experimental mediante medidas directas sobre la grilla. Estas posiciones fueron posteriormente utilizadas como base para el proceso de multilateración y cálculo de error.

El diseño experimental se centró en capturar series temporales densas, con una muestra transmitida aproximadamente cada segundo, permitiendo un análisis robusto de variabilidad temporal, comportamiento de ruido y características geométricas de las distancias.

Hardware y Firmware

Dispositivos Utilizados

Se utilizaron cinco módulos Makerfabs ESP32-S3 DW3000, de arquitectura idéntica y con antena UWB integrada. Cuatro de ellos se configuraron como anchors estáticos, ubicados en posiciones conocidas del plano experimental. El quinto módulo se configuró como tag móvil mediante firmware diferenciado, aunque físicamente los cinco dispositivos son equivalentes.

Cada módulo cuenta con conectividad Wi-Fi, doble núcleo Xtensa y soporte para TLS 1.2, aspectos fundamentales para integrar la comunicación MQTT segura con AWS IoT Core.

Funcionalidad del Tag

El firmware del tag fue desarrollado en Arduino IDE e incluyó las funciones de:

- Inicialización del módulo DW3000 en modo tag.
- Medición periódica de distancias mediante ToF entre el tag y cada uno de los cuatro anchors.
- Conexión Wi-Fi mediante WPA2.
- Envío de datos mediante MQTT sobre TLS.

- Reconexión automática frente a pérdidas de red.
- Indicadores de estado en pantalla:
 - Número de experimento generado automáticamente al iniciar.
 - Confirmación de envío de datos mediante “YES”.

Aunque la propuesta inicial contemplaba la gestión manual de runs y layouts mediante botones físicos, estos mecanismos se descartaron por razones de simplicidad operativa y factibilidad técnica. El sistema opera actualmente con un único experimento por sesión de encendido.

Funcionalidad de los Anchors

Los anchors operan con firmware dedicado que permite medir distancias hacia el tag mediante el protocolo UWB definido en la biblioteca del módulo. Su función principal es actuar como referencias espaciales estáticas para el cálculo posterior de multilateración.

Escala de Medición

Las mediciones UWB iniciales se expresan en unidades arbitrarias, propias del módulo DW3000 y sin correspondencia directa con unidades físicas.

Posteriormente, mediante la estimación de un factor de escala obtenido por regresión lineal entre las distancias reales del experimento y las distancias medidas, las señales procesadas quedan representadas en una escala proporcional al entorno físico (u). En este caso, la referencia espacial corresponde al patrón regular de baldosas del sitio experimental, lo que permite interpretar la reconstrucción y los errores en términos geométricos coherentes con el escenario real.

Arquitectura IoT–Big Data en AWS

La arquitectura cloud se diseñó siguiendo principios de resiliencia, escalabilidad y simplicidad operativa. Se implementó un pipeline completo que permite la ingesta, el almacenamiento y la consulta analítica de los datos transmitidos por el tag.

AWS IoT Core

AWS IoT Core actúa como punto de entrada para los datos transmitidos por el tag. Cada mensaje MQTT se autentica mediante certificados X.509 embebidos en el dispositivo. La comunicación ocurre sobre TLS 1.2 para garantizar integridad y confidencialidad.

Los mensajes son enviados en formato JSON, incluyendo el identificador del experimento, el número de mensaje y las distancias medidas hacia cada anchor. IoT Core agrega un timestamp de llegada que se utiliza como referencia temporal en el análisis posterior.

IoT Rule Engine

Los datos entrantes se procesan mediante una regla IoT que:

- Selecciona los campos necesarios.
- Agrega un salto de línea para evitar concatenación de registros.
- Redirige la información hacia Amazon Kinesis Firehose.

Generación de timestamp en AWS. El dispositivo no incluye marca de tiempo propia; por trazabilidad y consistencia temporal, el campo ts se genera en la regla SQL de AWS IoT mediante la función timestamp(), quedando asociado al momento de evaluación de la regla (ingesta en AWS). Este valor se usa como referencia temporal para el ordenamiento, segmentación y análisis posterior (Athena/Colab).

La regla permite transformar los datos sin necesidad de infraestructura adicional.

Amazon Kinesis Firehose

Firehose actúa como buffer y mecanismo de entrega confiable. Agrupa los registros, los transforma en formato CSV y los deposita en Amazon S3 en rutas particionadas por fecha y hora. Este comportamiento reduce el costo de consulta en Athena y permite manejar flujos de mensajes sin intervención manual. Firehose conserva el campo ts ya generado por la regla y lo escribe en los CSV entregados a S3.

Amazon S3

S3 constituye el repositorio central de los datos. La información se almacena en formato CSV, lo que facilita la interoperabilidad con herramientas de análisis como Pandas y Athena. La estructura particionada por carpetas permite un acceso eficiente al dataset.

Amazon Athena

Athena se utiliza para la validación inicial de los datos, inspección de calidad, detección de valores anómalos y generación de vistas previas del dataset. Este motor serverless SQL posibilita un análisis rápido sin necesidad de aprovisionar servidores ni bases de datos.

Pipeline de Procesamiento Analítico (Python / Google Colab)

El procesamiento de datos se llevó a cabo íntegramente en Google Colab mediante Python. El pipeline se construyó de manera modular para garantizar reproducibilidad y claridad metodológica.

Limpieza y Reemplazo de Ceros

Los valores cero en UWB no representan distancias reales, sino fallos momentáneos del sensor. En lugar de eliminar filas completas, se reemplazaron los ceros por valores faltantes (NaN), permitiendo conservar información válida en los otros anchors.

Suavizado Mediante Ventanas Centradas

Cada serie temporal se sometió a un suavizado con ventana centrada (típicamente de tamaño 5), seguido de interpolación lineal. Este paso elimina picos y variaciones abruptas que afectan la multilateración.

El tamaño de la ventana (5 muestras) se seleccionó por ofrecer un compromiso adecuado entre eliminación de ruido y preservación de la variabilidad espacial.

Detección de Segmentos Estables

La detección de segmentos estables se basó en una métrica de variación local suavizada calculada para cada anchor procesado. Esta métrica se obtiene a partir de la diferencia temporal entre muestras consecutivas, seguida de una media móvil centrada (ventana de 7 muestras), lo que permite reducir fluctuaciones instantáneas y capturar cambios sostenidos en el tiempo.

Un instante se consideró estable cuando el valor absoluto de la variación local fue menor a 0.03 u en cada anchor. Este umbral es empírico y adimensional, definido en el sistema de unidades del experimento, y se utiliza exclusivamente como criterio relativo de estabilidad temporal, no como una medida de distancia física.

Calibración Mediante Factor de Escala

Las distancias reportadas por el módulo DW3000 se utilizan en este proyecto como valores relativos dentro de un mismo sistema de referencia, asumiendo consistencia de comportamiento entre los dispositivos del lote empleado. En lugar de interpretar estas mediciones como distancias métricas absolutas, se adopta un enfoque de re-escalamiento para expresar los rangos en el sistema de unidades del experimento (u), definido por la grilla física basada en baldosas de 60.2 cm.

Para ello, se estimó un factor multiplicativo global a partir de la relación promedio entre las distancias medidas y las distancias de referencia del diseño experimental. Dicho factor se aplicó de forma uniforme a toda la serie temporal antes de ejecutar la multilateración, garantizando proporcionalidad geométrica entre los rangos y permitiendo comparaciones coherentes dentro del mismo marco espacial.

Estas unidades no representan metros, pero mantienen proporcionalidad lineal una vez aplicado el factor de escala, lo que permite interpretaciones geométricas válidas en el análisis posterior.

Multilateración Híbrida

La multilateración se realizó combinando métodos geométricos:

- Intersección de circunferencias cuando existe solución.
- Promedio entre intersecciones múltiples.
- Punto más cercano entre circunferencias cuando no hay intersección.
- Selección de una única solución por criterio geométrico de mínima discrepancia

(p. ej., escoger el punto candidato más cercano al centroide/consenso de soluciones disponibles), priorizando simplicidad y estabilidad del resultado.

La continuidad temporal se utiliza principalmente para seleccionar segmentos estables como insumo, mientras que la elección final de solución se resuelve por criterio geométrico sobre los candidatos generados.

Esta estrategia híbrida permite obtener resultados coherentes incluso cuando la geometría es desfavorable o el ruido es elevado.

Cálculo del Error Espacial

Para cada punto multilaterado se comparó la posición estimada con la posición teórica en la grilla experimental. Se utilizó la distancia euclidiana como métrica de error.

El error espacial se definió como la distancia euclidiana entre la posición estimada y la posición teórica del tag en la grilla:

$$e = \sqrt{(x_{est} - x_{gt})^2 + (y_{est} - y_{gt})^2}$$

Donde e se interpreta en u (unidades de baldosa), permitiendo comparar zonas y experimentos dentro del mismo sistema de referencia.

Ajustes Metodológicos Respecto a la Propuesta Inicial

Durante la implementación se realizaron ajustes que responden a la factibilidad técnica del sistema y al comportamiento real del hardware:

- El tag muestra únicamente el número de experimento y el estado de transmisión; no se implementó una interfaz completa con control de runs mediante botones.
- La multilateración no se ejecutó en el dispositivo ni en tiempo real; el cálculo se trasladó completamente a la nube y a Colab.
- Se descartó el manejo de múltiples runs por sesión; en su lugar, cada encendido genera un identificador experimentId pseudorrandómico para etiquetar la sesión de captura, sin implicar automáticamente un cambio de geometría o escenario experimental.
- El diseño experimental se centró en análisis estático en puntos de control, en lugar de trayectorias continuas.

Estos ajustes se encuentran documentados para asegurar consistencia metodológica entre la propuesta y la ejecución real.

Resultados

Los resultados obtenidos reflejan el comportamiento real del sistema UWB basado en el ESP32-S3 DW3000 bajo condiciones experimentales controladas en ambientes indoor y outdoor. Esta sección presenta de manera estructurada los hallazgos derivados del procesamiento del dataset, posterior al curado, interpolación, suavizado, calibración mediante factor de escala y multilateración híbrida.

Los resultados se describen en términos de estabilidad temporal, calidad de las distancias medidas, reconstrucción espacial del tag, métricas de error en cada zona experimental y diferencias sistemáticas entre entornos.

Estabilidad de las Mediciones

La estabilidad de las mediciones es un componente crítico para la correcta multilateración. Tras aplicar el pipeline de curado, se observaron diferencias claras entre ambos entornos:

En el escenario indoor, las series de distancia mostraron menor variabilidad instantánea, con transiciones suaves y alta coherencia entre anchors. Los segmentos que cumplen el criterio de estabilidad se extendieron durante varios segundos consecutivos, permitiendo capturar conjuntos de datos altamente confiables para multilateración. Esto sugiere que, aunque existan reflexiones, la energía del pulso UWB se distribuye de manera consistente en espacios confinados, facilitando la detección del primer pulso válido.

En el entorno outdoor, la amplitud del ruido fue mayor y se presentaron fluctuaciones abruptas incluso en intervalos donde el tag permanecía completamente estático. La ausencia de superficies reflectivas alrededor del experimento redujo la energía reflejada, dejando al sistema

más expuesto a perturbaciones del canal. Los segmentos estables fueron más cortos y menos frecuentes.

Figura 1

Series de Distancia Cruda por Anchor Antes de Curado – Indoor

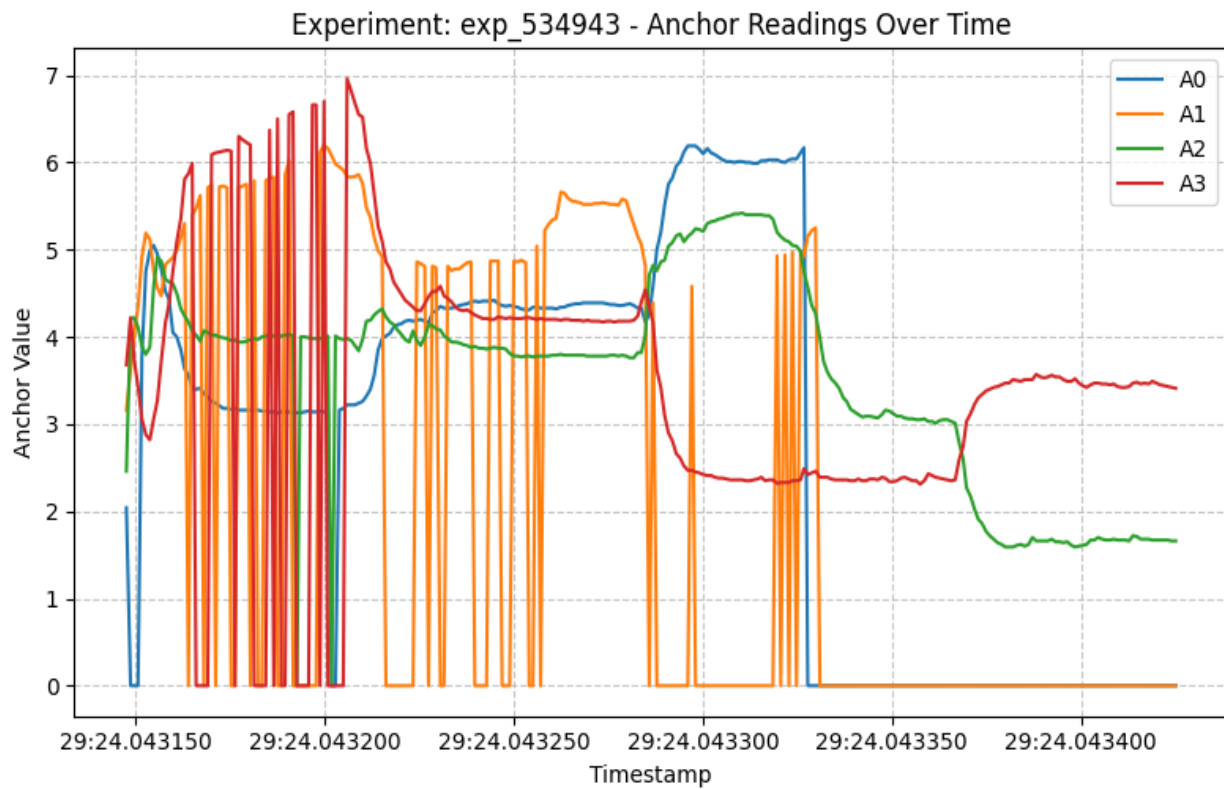


Figura 2

Series de Distancia Cruda por Anchor antes de Curado – Outdoor

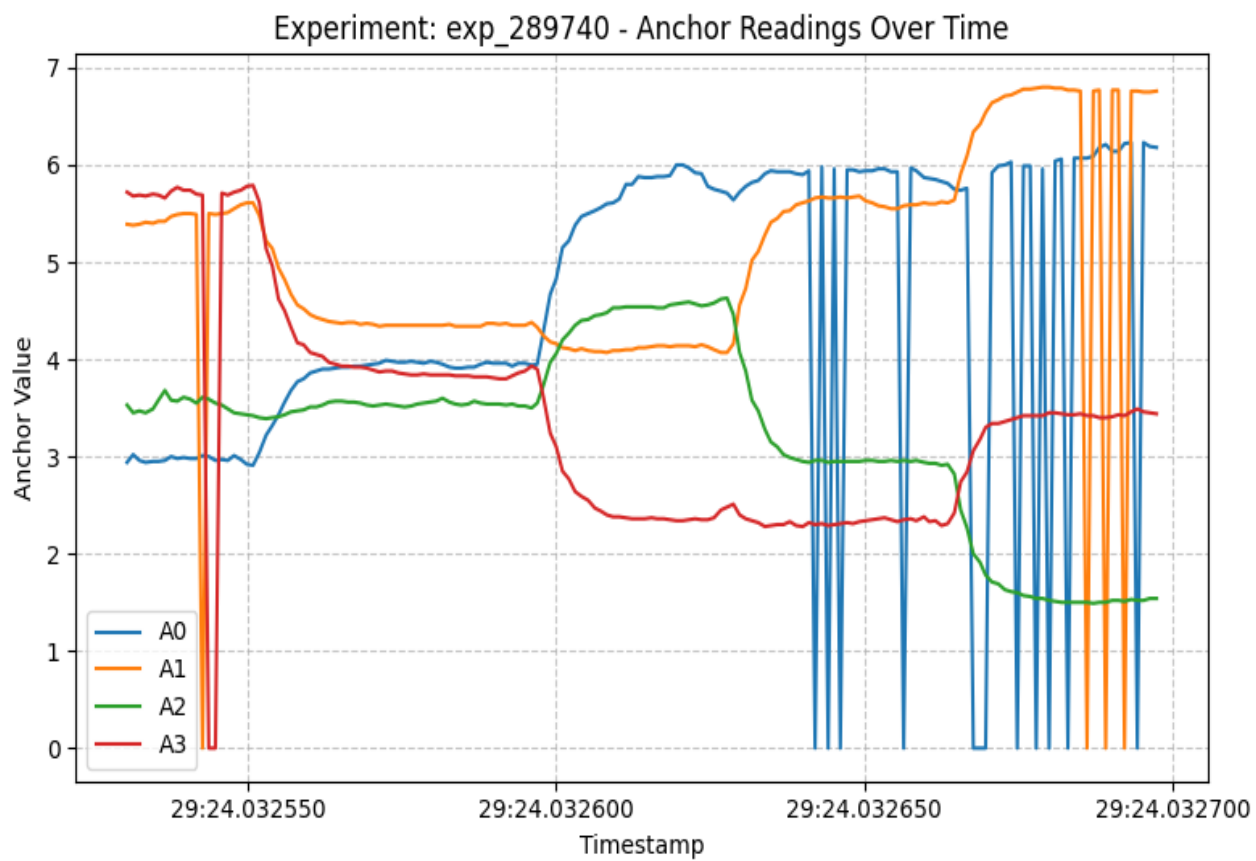


Figura 3

Series Suavizadas por Anchor tras Procesamiento – Indoor

Experiment: exp_534943 - Processed Anchor Readings and Local Variation Over Time

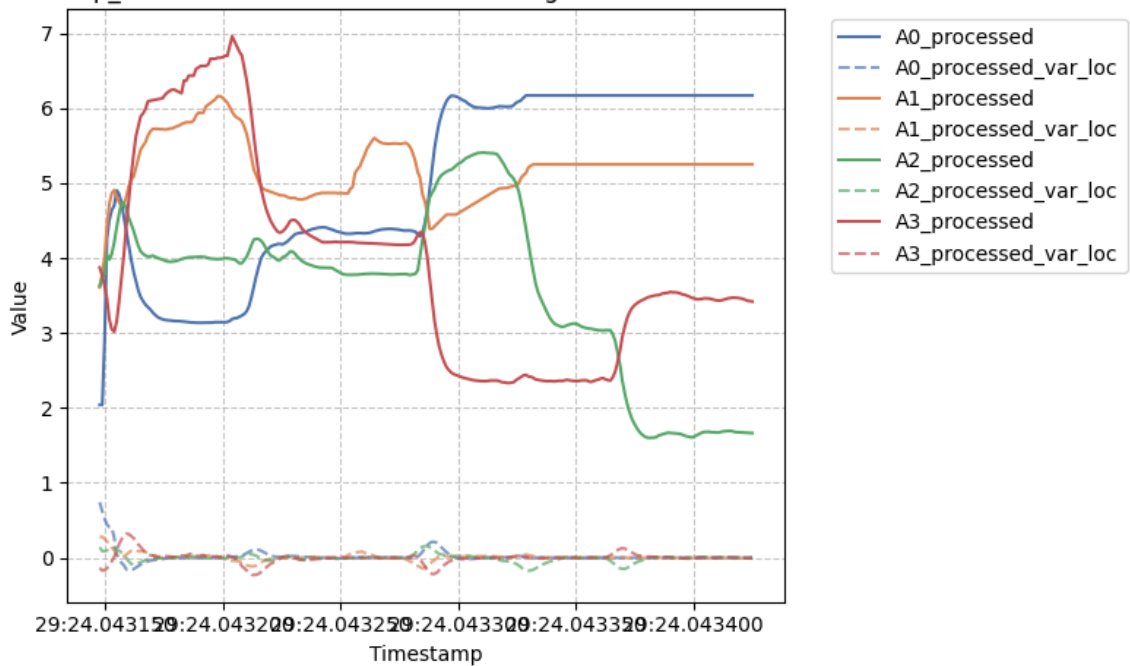
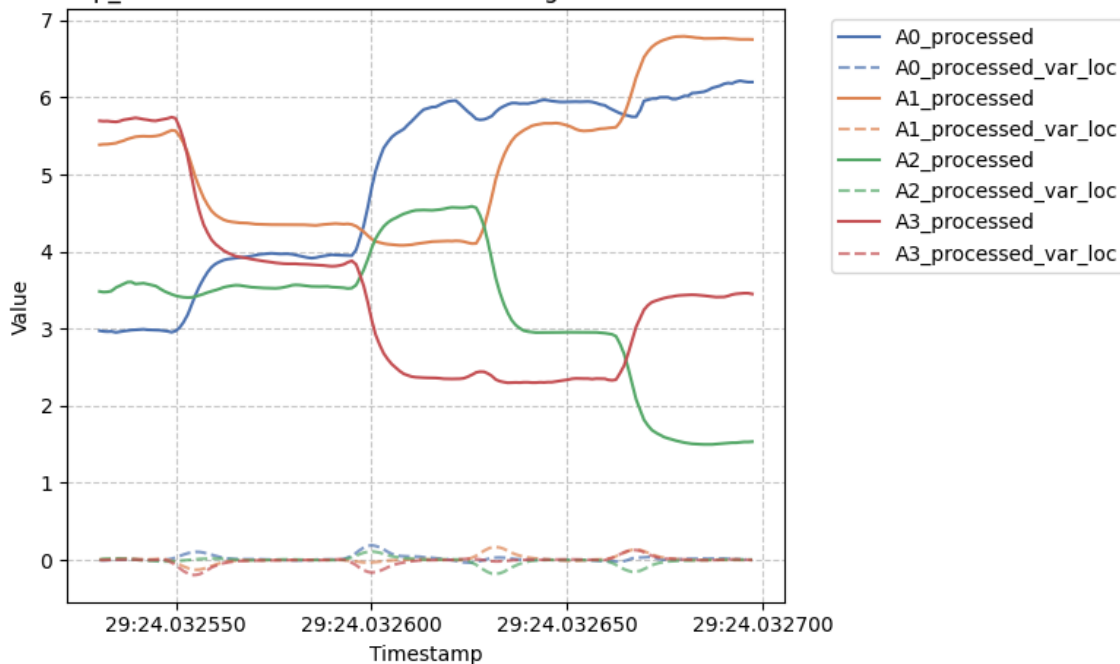


Figura 4

Series Suavizadas por Anchor tras Procesamiento – Outdoor

Experiment: exp_289740 - Processed Anchor Readings and Local Variation Over Time



Estas figuras evidencian que el entorno indoor, a pesar de su multipath, ofrece un canal más predecible y continuo en el tiempo.

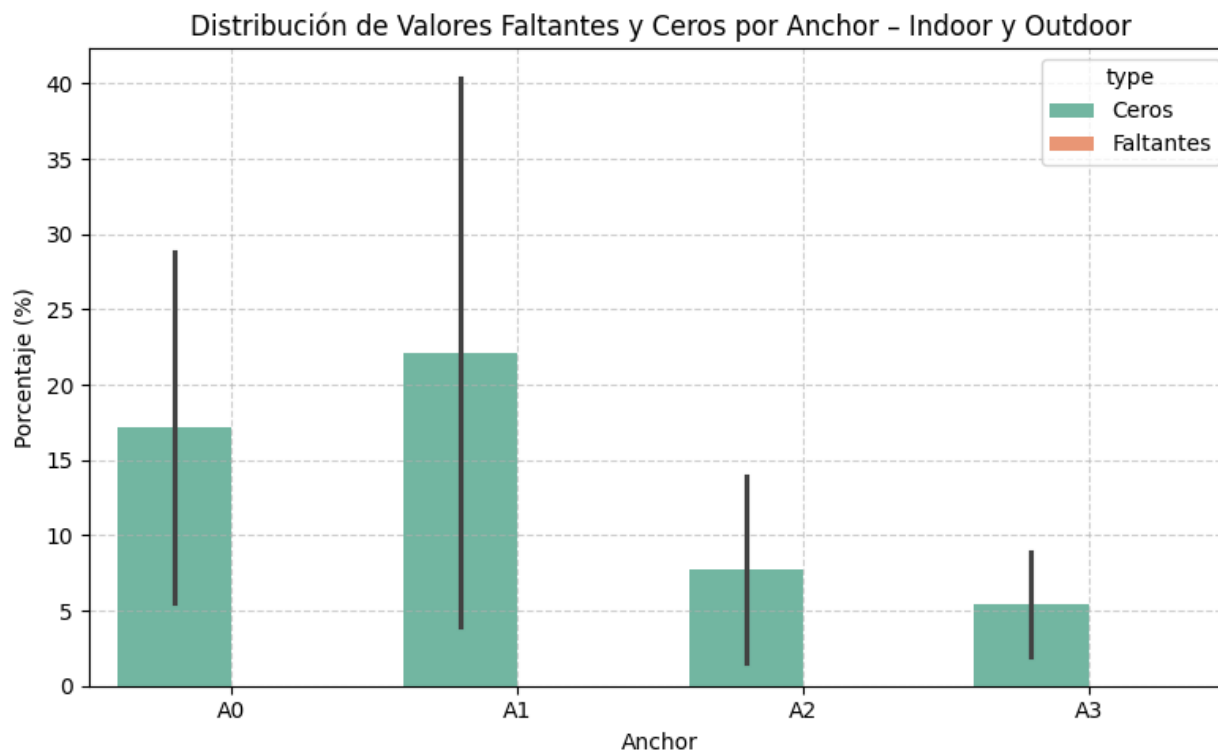
Comportamiento de Valores Faltantes y Ceros

Durante la captura se observaron valores igual a cero en diversos anchors, resultado de fallos momentáneos del módulo DW3000. Estos fallos no ocurrían simultáneamente en todos los anchors, lo cual confirma que descartar filas completas habría eliminado información válida. La decisión metodológica de reemplazar ceros por NaN permitió preservar la mayor cantidad posible de datos utilizables.

Los valores cero aparecieron con mayor frecuencia en los experimentos outdoor, lo cual se alinea con la mayor inestabilidad temporal descrita anteriormente.

Figura 5

Distribución de Valores Faltantes y Ceros por Anchor – Indoor y Outdoor



Calibración y Factor de Escala

Comparando las distancias medidas entre anchors con las distancias de referencia definidas por la grilla experimental, se evidenció un comportamiento de escala consistente en el lote de módulos utilizados. La relación promedio entre distancias reales y medidas produjo un factor de calibración cercano a 1.4.

Este factor no representa un valor universal para todos los sistemas UWB ni para todos los ESP32-S3 DW3000. Corresponde exclusivamente al lote de hardware utilizado, cuyas mediciones mostraban valores consistentes pero escalados respecto a la geometría física. Aplicar

este factor fue esencial para que la multilateración convergiera hacia posiciones coherentes y para que los errores se redujeran a niveles comparables entre zonas.

Figura 6

Relación entre Distancias Escaladas y Distancias Teóricas para los Experimentos Indoor y Outdoor

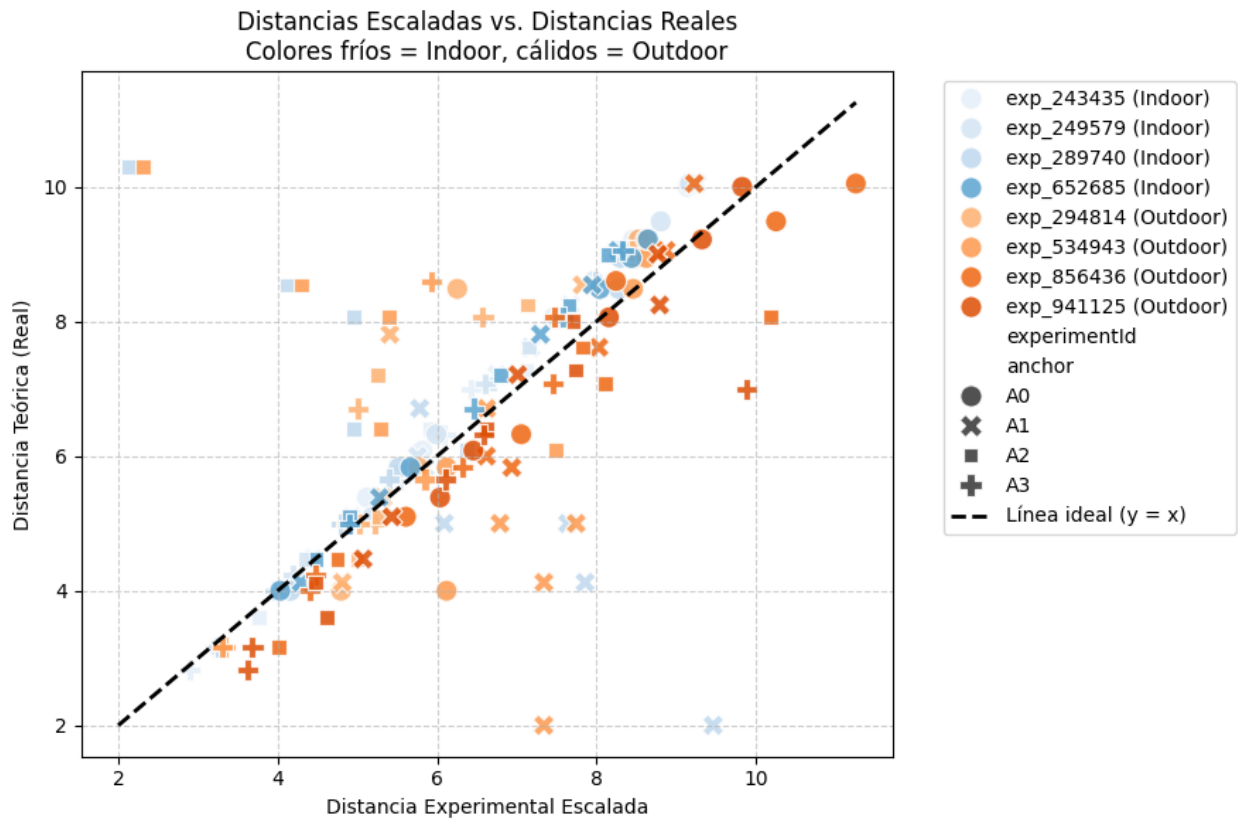


Tabla 1*Distancias Reales vs. Distancias Medidas entre Anchors y Factor de Calibración*

	Experimento	Sitio	Zona	Anchor	Distancia real (u)	Distancia	Factor de escala
						medida escalada (u)	
0	exp_243435	Indoor	1	A0	5.385165	5.119421	1.412262
1	exp_243435	Indoor	1	A1	4.472136	4.443812	1.412262
2	exp_243435	Indoor	1	A2	3.605551	3.768330	1.412262
...
157	exp_941125	Outdoor	5	A1	9.000000	8.771936	1.302525
158	exp_941125	Outdoor	5	A2	8.000000	7.712407	1.302525
159	exp_941125	Outdoor	5	A3	7.000000	9.884625	1.302525

Resultados de Multilateración

Tras aplicar la calibración y utilizar únicamente los segmentos de mayor estabilidad, se obtuvieron reconstrucciones espaciales robustas para la mayoría de experimentos indoor y outdoor.

En el escenario indoor, la multilateración produjo conjuntos de puntos concentrados alrededor de las posiciones teóricas del tag. La dispersión radial fue baja y los desplazamientos respecto al punto real siguieron patrones consistentes con la geometría local.

En el escenario outdoor, los puntos multilaterados mostraron mayor dispersión y una estructura más irregular. En algunos experimentos, las soluciones se concentraron

adecuadamente; en otros, la ausencia de reflexiones útiles o la pérdida de estabilidad provocó resultados menos precisos.

Figura 7

Reconstrucción Espacial del Tag – Indoor

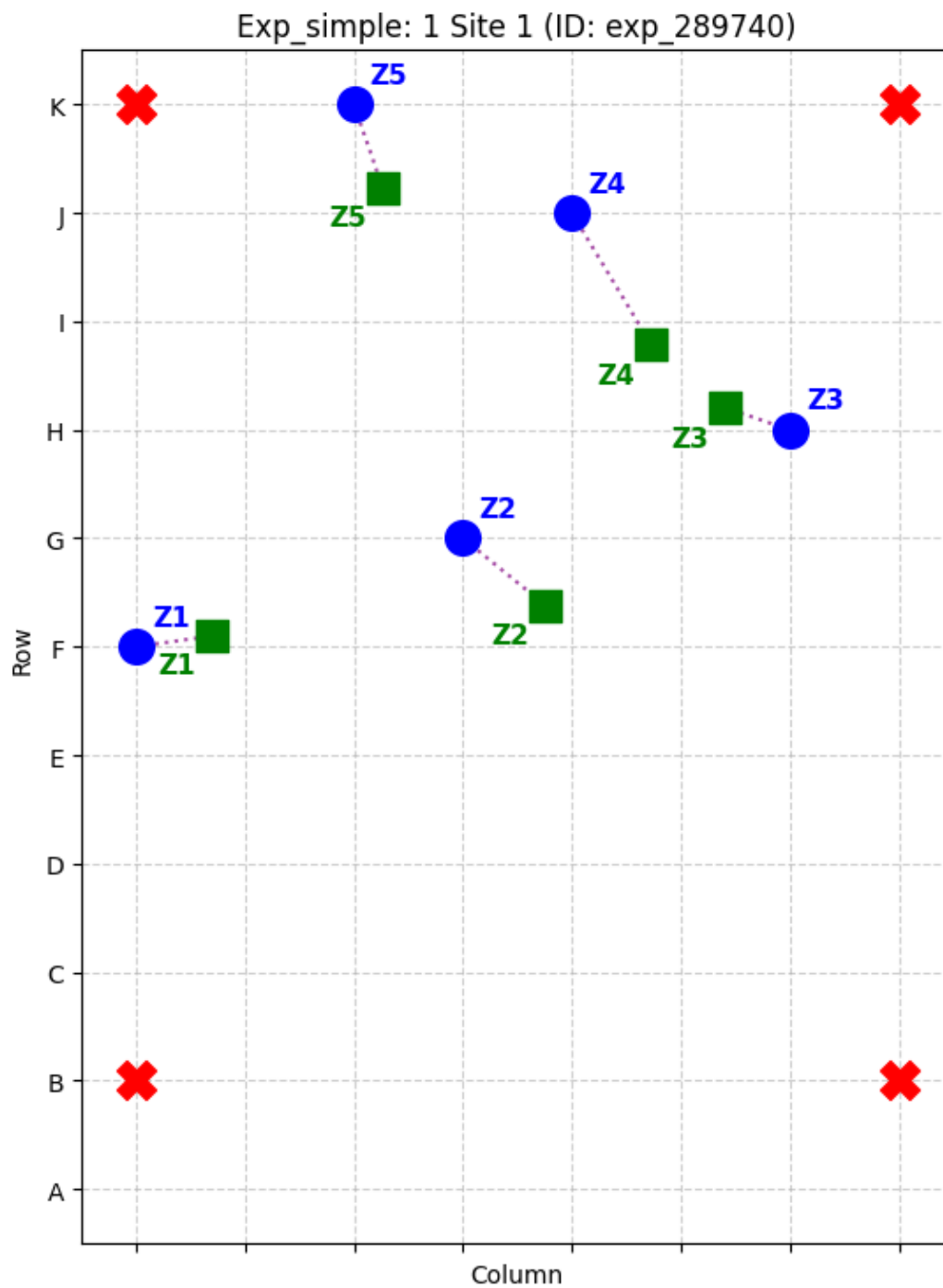
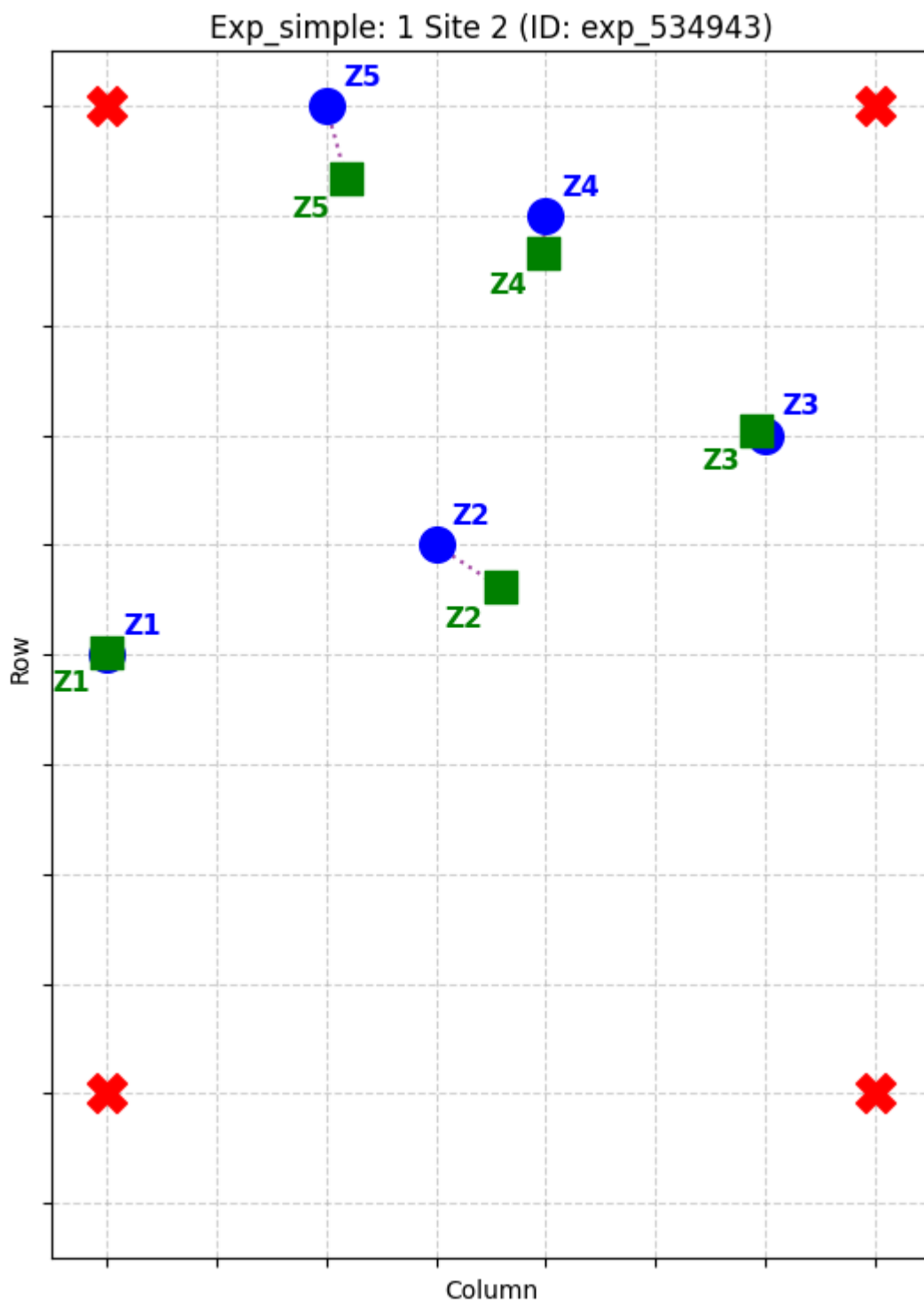


Figura 8

Reconstrucción Espacial del Tag – Outdoor

Estas reconstrucciones permiten observar los patrones de error en cada conjunto de datos.

Cálculo del Error Espacial por Zona Experimental

A partir de las posiciones multilateradas y las coordenadas reales en la grilla, se calcularon los errores euclidianos por zona experimental. Estos valores permiten comparar directamente el desempeño del sistema en los dos entornos.

Los resultados indican que:

- En la zona z1, el entorno outdoor alcanzó un error extremadamente bajo, probablemente debido a una geometría favorable y a la ausencia de obstrucciones entre el tag y los anchors.
- En la zona z2, el entorno indoor presentó un desempeño superior gracias a la estabilidad temporal observada.
- En la zona z5, tanto indoor como outdoor mostraron errores elevados debido a la geometría desfavorable y a la distancia relativa del tag respecto a los anchors.

El error espacial se evaluó utilizando la distancia euclidiana entre la posición estimada mediante multilateración y la posición teórica del tag definida por la grilla experimental. Esta métrica permite cuantificar de forma directa la desviación geométrica del sistema en el mismo sistema de unidades del experimento (u), garantizando comparabilidad entre zonas y entre entornos indoor y outdoor. Valores menores de error indican reconstrucciones más cercanas a la posición real del tag, mientras que valores mayores reflejan mayor dispersión o degradación geométrica asociada al entorno y a la configuración de anchors.

Para asegurar comparabilidad y evitar sesgos por tramos inestables, el análisis cuantitativo de error se consolidó utilizando únicamente las zonas z1, z2 y z5 y los experimentos con mayor estabilidad (según el criterio definido en 5.4.3) correspondientes al 1, 2 y 4. Los

demás escenarios se conservaron como evidencia exploratoria, pero no se incluyeron en el consolidado final por no cumplir criterios mínimos de estabilidad/consistencia.

Tabla 2

Errores por Zona Experimental – Indoor vs. Outdoor

Sitio:	Error Indoor (u)	Error Outdoor (u)
zona		
1	0.308	0.602
2	0.599	0.442
3	0.569	0.973
4	1.249	1.347
5	0.884	2.786

Estos resultados confirman que ninguna condición es intrínsecamente superior en todos los casos; el desempeño depende de la interacción entre entorno, geometría y estabilidad temporal.

Resultados Consolidados por Experimento

La evaluación por experimento permite observar variaciones dentro de cada sitio:

Indoor mostró errores más consistentes, con valores que se mantienen dentro de rangos estrechos entre zonas. Outdoor, aunque produjo algunos resultados sobresalientes, presentó variabilidad significativa entre experimentos, lo que representa un desafío para aplicaciones donde se requiere estabilidad temporal continua.

Tabla 3*Errores Promedio por Experimento y Zona en Ambientes Indoor y Outdoor*

Experimento	Sitio	Zona 1 (u)	Zona 2 (u)	Zona 3 (u)	Zona 4 (u)	Zona 5 (u)
exp_243435	Indoor	0.168689	1.000001	0.639512	2.542692	1.447545
exp_249579	Indoor	0.248128	0.256053	0.483415	0.468068	0.539327
exp_289740	Indoor	0.709237	0.975666	0.621854	1.420168	0.819629
exp_652685	Indoor	0.107582	0.162742	0.530809	0.563106	0.730667
exp_294814	Outdoor	0.926412	0.063709	2.395768	3.160494	0.579689
exp_534943	Outdoor	0.019148	0.703847	0.085962	0.345376	0.679664
exp_856436	Outdoor	0.637986	0.441428	0.689648	0.715261	1.927799
exp_941125	Outdoor	0.823425	0.558943	0.721860	1.165528	7.956044

Visualizaciones Complementarias

Adicionalmente, se generaron visualizaciones que complementan el análisis:

- Mapas de calor del error para cada entorno.
- Comparaciones temporales del ruido en las series.
- Diagramas de distribución de valores estables.
- Esquemas del arreglo geométrico de anchors.

Estos elementos refuerzan las conclusiones acerca del comportamiento diferencial de UWB en ambos escenarios.

Figura 9

Heatmap de Error – Indoor

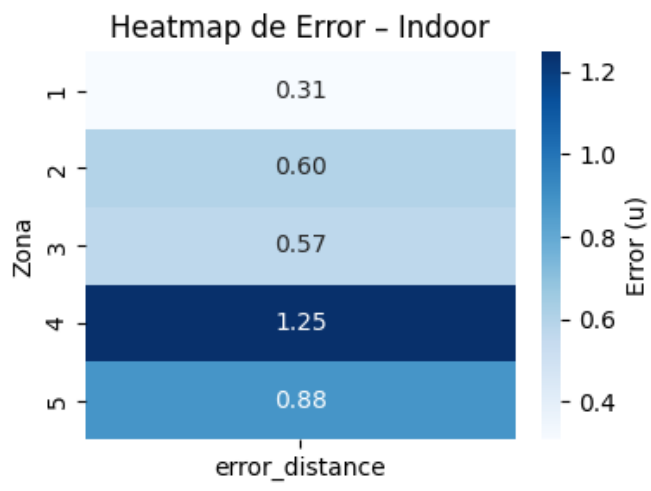
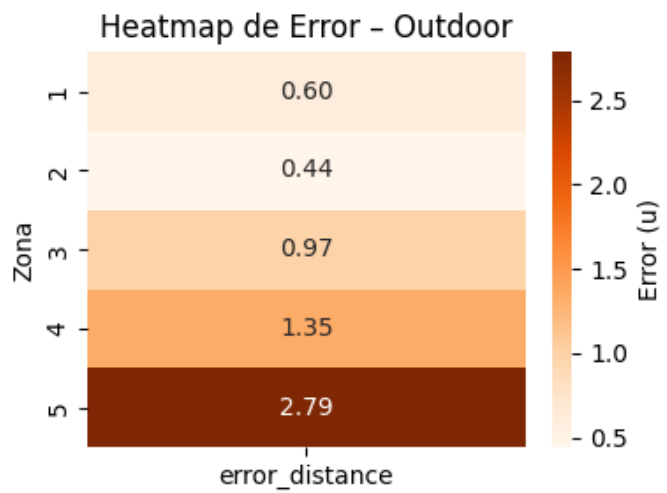


Figura 10

Heatmap de Error – Outdoor



Síntesis de Resultados

Los resultados experimentales permiten afirmar que el posicionamiento UWB basado en el DW3000 presenta un comportamiento altamente dependiente del entorno y de la geometría.

Mientras indoor ofrece mayor estabilidad temporal y menor variabilidad, outdoor puede ofrecer errores puntualmente bajos pero con mayor dispersión general. La calibración mediante factor de escala y el pipeline de curado aplicado fueron elementos indispensables para obtener reconstrucciones válidas.

Análisis y Discusión

El análisis y discusión integra los resultados obtenidos con los fundamentos teóricos expuestos en el marco conceptual y estado del arte, evaluando la relación entre el entorno de operación, las características físicas del canal UWB, la geometría experimental y el comportamiento real del chip DW3000. Esta sección permite conectar lo observado experimentalmente con explicaciones técnicas sustentadas, y además identifica las implicaciones prácticas del sistema y los límites alcanzados por la arquitectura implementada.

Influencia del Entorno en la Estabilidad del Canal UWB

Los experimentos demostraron que el comportamiento del módulo UWB DW3000 es sensible al entorno inmediato. Aunque la teoría sugiere que los espacios abiertos deberían disminuir el multipath y ofrecer una propagación más limpia (Decawave, 2020; Tarzia & Smyth, 2021), los datos obtenidos muestran una realidad diferente: el entorno indoor resultó más estable en intervalos prolongados, mientras que el entorno outdoor evidenció una mayor fluctuación instantánea, incluso cuando el tag permanecía completamente estático.

Este comportamiento se explica por la forma en que los pulsos UWB interactúan con superficies cercanas. En entornos interiores, las reflexiones moderadas pueden ayudar a reforzar el pulso directo al incrementar la energía disponible en el receptor, lo que facilita su detección con menor variabilidad temporal. Se generan múltiples trayectorias, pero algunas de estas pueden actuar como "estabilizadores" del canal, reduciendo la variabilidad extrema.

Por el contrario, en espacios abiertos, la energía reflejada es mínima. Esto deja al chip expuesto únicamente al pulso directo, el cual es más sensible a ruido térmico, pequeñas variaciones en la orientación del dispositivo o microoscilaciones causadas por el operador. Esta

pérdida de diversidad en el canal puede producir fluctuaciones agresivas, tal como se observó en los experimentos outdoor.

Este fenómeno coincide con conclusiones recientes de Stojanovic & Neskovic (2020), quienes identifican que ambientes demasiado abiertos pueden degradar la precisión del ToF por la reducción abrupta de componentes energéticos en el espectro recibido.

Papel de la Geometría Experimental en la Multilateración

La geometría del arreglo de anchors tuvo un impacto determinante en la precisión. Tanto en indoor como en outdoor, las zonas con peor desempeño coincidieron con configuraciones menos favorables, como distancias excesivas entre anchors, alineamientos casi colineales y posiciones del tag demasiado cercanas o demasiado alejadas.

En particular, la zona z5, que mostró errores elevados en ambos entornos, se caracterizó por:

- una mayor distancia promedio entre el tag y los anchors,
- una geometría más elongada que dificultó la convergencia de las circunferencias,
- y un ángulo de intersección reducido entre las soluciones multilateradas.

Como lo expone Mautz (2012), la trilateración es extremadamente sensible a la geometría y el DW3000 no es inmune a estos efectos. Cuando los anchors presentan alineamientos subóptimos, pequeñas desviaciones en las mediciones se amplifican al resolver el sistema de ecuaciones, produciendo resultados ruidosos incluso tras el proceso de curado.

En contraste, zonas donde la geometría favorecía un polígono compacto (como un cuadrado o rectángulo regular) ofrecieron soluciones estables tanto en indoor como en outdoor.

Impacto del Factor de Escala como Calibración del Lote de Hardware

Uno de los hallazgos más relevantes fue la presencia de un sesgo sistemático en las mediciones UWB del lote utilizado. El análisis comparativo entre distancias reales (obtenidas con la grilla física de 60.2 cm por baldosa) y distancias medidas reveló un factor de escala cercano a 1.4.

Este valor no debe interpretarse como una propiedad intrínseca del DW3000, sino como una característica del lote específico de dispositivos, su calibración interna y las condiciones ambientales del experimento. La presencia de un sesgo multiplicativo constante es consistente con reportes de estudios previos de laboratorio donde pequeñas variaciones en el firmware, el cristal del reloj interno o el layout del módulo producen diferencias lineales en el ToF (Decawave, 2020; Qorvo, 2023).

Aplicar dicho factor permitió que la multilateración convergiera adecuadamente, disminuyendo el error total y alineando las distancias con las medidas geométricas reales. Sin este ajuste, los círculos definidos por las distancias no intersectaban en un punto común, lo que impedía cualquier reconstrucción coherente.

El hallazgo subraya la necesidad de incluir una etapa de calibración en cualquier diseño real basado en UWB, especialmente cuando se emplean módulos de bajo costo.

Diferencias en la Multilateración: Estabilidad vs. Precisión Puntual

Al comparar los resultados de multilateración entre sitios, se observó que:

- Indoor produjo reconstrucciones más consistentes en el tiempo, con errores más homogéneos entre zonas.

- Outdoor logró en algunos experimentos precisiones extremadamente buenas (por ejemplo, ≈ 0.02 u en zona z1), pero estos casos fueron excepcionales y no se replicaron de manera estable.

Desde una perspectiva ingenieril, esto significa que indoor ofrece mayor predictibilidad en la operación continua, mientras que outdoor puede ofrecer precisión óptima en un instante puntual, pero no de forma sostenida.

Este comportamiento mixto sugiere dos posibles conclusiones:

1. La estabilidad temporal del canal indoor favorece aplicaciones donde se requieran posiciones repetibles y predecibles.
2. Outdoor podría ser útil para aplicaciones donde se requiera precisión puntual, pero el sistema debe incluir mecanismos adicionales para manejar su variabilidad.

La literatura coincide en que las mediciones UWB no deben interpretarse exclusivamente por su precisión final, sino por la calidad estadística del canal (Khan & Yang, 2022).

Sensibilidad a Distancias Extremas

Un patrón evidente fue que la mayor pérdida de precisión ocurrió cuando el tag se ubicaba demasiado cerca (< 0.5 m) o demasiado lejos (> 3 m) de uno o más anchors.

En rangos muy cortos, los pulsos UWB pueden saturar o activar mecanismos de supresión de interferencia interna, causando lecturas erráticas. En rangos largos, el ruido térmico incrementa y se pierde resolución temporal, generando dispersiones más amplias.

Los resultados confirman que existe un rango operativo óptimo, aproximadamente entre 1.0 y 2.5 metros, donde los resultados fueron más precisos.

Robustez del Pipeline de Procesamiento

El pipeline diseñado —incluyendo curado, interpolación, suavizado centrado, detección de estabilidad, calibración mediante factor de escala y multilateración híbrida— fue determinante para obtener resultados válidos.

En ausencia de este pipeline:

- la multilateración habría fallado en la mayoría de casos,
- las series temporales habrían sido demasiado ruidosas para análisis comparativo,
- y el error espacial habría sido significativamente mayor.

Este resultado confirma que, en sistemas UWB reales, el procesamiento posterior es tan importante como el hardware, especialmente cuando se trabaja con módulos económicos y condiciones ambientales variables.

Implicaciones para Aplicaciones IoT, Robótica e Industria

Los hallazgos del estudio permiten proyectar la utilidad del sistema en escenarios reales:

- En ambientes controlados, como bodegas, hospitales y laboratorios, un sistema UWB económico como el utilizado puede ofrecer resultados suficientemente estables para aplicaciones logísticas y de seguimiento de activos.
- En exteriores, donde se requiere robustez ante perturbaciones, la arquitectura debe complementarse con sensores adicionales (IMU, visión, filtros Bayesianos) para compensar la variabilidad del canal.
- La arquitectura en AWS demostró ser adecuada para escalamiento a múltiples dispositivos, validando su utilidad en aplicaciones industriales.

Síntesis de Hallazgos

El análisis permite concluir que:

- El entorno influye de manera significativa en la estabilidad, pero no determina por sí solo la precisión final.
- La geometría de los anchors es el factor dominante para la calidad de la multilateración.
- La calibración experimental mediante factor de escala es indispensable para sistemas UWB reales.
- Indoor ofrece mejor estabilidad; outdoor ofrece mejor precisión puntual pero con mayor variabilidad.
- La arquitectura cloud proporcionó un canal confiable para monitorear, almacenar y procesar los datos, permitiendo un pipeline reproducible y escalable.

Conclusiones

El proyecto integró hardware embebido, arquitectura cloud y un conjunto robusto de técnicas de análisis para evaluar de manera rigurosa el comportamiento del posicionamiento UWB basado en módulos ESP32-S3 DW3000 en entornos interiores y exteriores. Los resultados obtenidos y el análisis comparativo permiten establecer conclusiones sólidas que responden al objetivo general y a los objetivos específicos planteados.

Conclusiones Generales

La precisión del sistema UWB analizado depende simultáneamente del entorno donde opera, de la geometría espacial del experimento y de la calidad del procesamiento aplicado posteriormente. Al evaluar los dos entornos experimentales —indoor y outdoor— se demostró que:

Indoor ofrece mayor estabilidad temporal y una distribución del ruido más homogénea, lo cual favorece la multilateración y permite obtener posiciones más consistentes.

Outdoor produce fluctuaciones más pronunciadas debido a la ausencia de reflexiones útiles y al incremento del componente aleatorio del canal, aunque en ciertos casos aislados puede alcanzar precisiones excepcionalmente buenas.

La comparación revela que ningún entorno es intrínsecamente superior en todos los escenarios; la precisión depende directamente de la interacción entre entorno, distancia, geometría y calidad del canal UWB.

Validación del Objetivo General

El objetivo general fue:

Analizar y comparar la precisión de un sistema de posicionamiento basado en ESP32 DW3000 en entornos interiores y exteriores, mediante la implementación de una arquitectura de Big Data en AWS y un prototipo funcional de hardware con anclas y etiqueta móvil.

Este objetivo se cumplió plenamente, ya que el proyecto logró:

- implementar un prototipo de hardware funcional con cinco módulos ESP32-S3 DW3000 (cuatro como anchors y uno como tag),
- enviar datos en tiempo real hacia AWS IoT Core de manera cifrada y confiable,
- construir un pipeline Big Data completo basado en IoT Core, Firehose, S3 y Athena,
- procesar los datos mediante un pipeline avanzado en Python/Colab,
- reconstruir posiciones usando multilateración híbrida,
- y comparar cuantitativamente el error en ambos entornos.

La arquitectura demostró ser estable y escalable, y el análisis comparativo produjo información precisa sobre las diferencias del sistema en indoor y outdoor.

Conclusiones Respecto a los Objetivos Específicos

Objetivo Específico 1

Implementar un sistema de hardware con módulos DW3000 y ESP32 que capture datos de distancia en tiempo real y los transmita a un servicio en la nube.

Este objetivo se alcanzó completamente. El sistema embebido fue implementado con éxito, el firmware permitió la transmisión continua y cifrada de las distancias, y la pantalla integrada del módulo mostró información básica del experimento (ID generado y estado de transmisión). El diseño final priorizó la simplicidad: se prescindió del cálculo local de

multilateración y de la gestión de “runs” en favor de un envío directo y continuo de datos hacia la nube.

Objetivo Específico 2

Diseñar y construir una arquitectura de Big Data en AWS para la ingesta, procesamiento, almacenamiento y visualización de los datos de posicionamiento.

Este objetivo se cumplió mediante la implementación de un pipeline completo serverless:

- AWS IoT Core para autenticación y recepción de mensajes MQTT.
- IoT Rules Engine para transformación y encaminamiento.
- Kinesis Firehose para bufferización y entrega a S3.
- S3 como repositorio escalable y económico.
- Athena como motor analítico para explorar el dataset.

La arquitectura permitió almacenar miles de muestras por experimento sin pérdidas, procesar consultas SQL sobre decenas de archivos y preparar los datos para análisis avanzado en Colab. En términos ingenieriles, el sistema resultó robusto, reproducible y fácilmente extensible.

Objetivo Específico 3

Realizar un análisis comparativo de la precisión de la trilateración en ambientes interiores y exteriores, usando los datos recolectados y procesados en la nube.

Este objetivo también se cumplió. Mediante la multilateración híbrida y el cálculo del error euclidiano se obtuvieron diferencias significativas entre ambos entornos:

- Indoor mostró mejor consistencia.
- Outdoor mostró mejor precisión puntual en algunos casos.
- La zona z5 fue problemática en ambos entornos debido a geometría desfavorable.

El error total fue ligeramente menor en outdoor, pero indoor fue más predecible.

El sistema permitió reconstruir posiciones coherentes y comparar objetivamente el rendimiento de UWB en diversos escenarios.

Conclusiones Técnicas Adicionales

Importancia de la Geometría

La geometría de los anchors tuvo el mayor impacto sobre la precisión, superando incluso las diferencias entre entornos indoor y outdoor. Configuraciones elongadas o casi colineales deterioran significativamente la multilateración.

Necesidad de Calibración

El factor de escala cercano a 1.4 fue indispensable para corregir el sesgo del lote de hardware utilizado. Sin esta calibración, la multilateración no convergía a puntos físicamente plausibles.

Sensibilidad a Distancias Extremas

El DW3000 muestra degradación del rendimiento cuando el tag se ubica a menos de 0.5 m o más de 3 m de los anchors. Existe un rango operativo óptimo que debe respetarse para mejorar la precisión.

Robustez del Pipeline Analítico

El análisis demostró que la calidad del procesamiento de datos influye tanto como el hardware. Sin interpolación, suavizado, detección de estabilidad y multilateración híbrida, el sistema no habría producido resultados utilizables.

Viabilidad de la Arquitectura Cloud

La combinación IoT Core → Firehose → S3 → Athena demostró ser suficiente para manejar datos IoT en tiempo real sin costos elevados ni infraestructura adicional. Este diseño puede escalar fácilmente a docenas o cientos de dispositivos.

Conclusión General Integradora

El estudio confirma que un sistema de posicionamiento de bajo costo basado en UWB puede alcanzar resultados competitivos mediante una integración cuidadosa entre hardware, arquitectura cloud y procesamiento matemático avanzado. Aunque el DW3000 no ofrece precisión absoluta en escenarios complejos, los resultados prueban que es posible lograr reconstrucciones confiables para aplicaciones reales si se aplica calibración, se diseña adecuadamente la geometría y se utiliza un pipeline de análisis reproducible.

Este proyecto constituye un caso exitoso de integración entre ingeniería embebida, IoT, Big Data y análisis geométrico, demostrando que es posible desarrollar plataformas sólidas tanto para investigación como para prototipos industriales. En conjunto, los resultados evidencian que sistemas de posicionamiento basados en UWB y hardware económico pueden alcanzar un rendimiento competitivo, siempre que se apliquen pipelines cloud rigurosos, procesos de calibración experimental y un diseño geométrico adecuado del arreglo de anchors.

Recomendaciones

Las recomendaciones presentadas en esta sección derivan directamente de los resultados experimentales, el análisis comparativo entre los entornos estudiados, el comportamiento observado del hardware ESP32-S3 DW3000 y las implicaciones técnicas identificadas en la arquitectura IoT–Big Data implementada. Estas recomendaciones están orientadas tanto a mejorar futuras versiones del sistema como a orientar proyectos relacionados en contextos profesionales o de investigación.

Recomendaciones para el Diseño Físico y la Geometría del Sistema

Uno de los factores que más influyó en la precisión final fue la geometría del arreglo de anchors. Para futuras implementaciones se recomienda:

Optimizar la disposición geométrica de anchors, evitando configuraciones colineales o distancias excesivas. En este estudio, los mejores resultados se observaron con geometrías compactas equivalentes a $\sim 2.5\text{--}4.2$ u ($\approx 1.5\text{--}2.5$ m) de lado, según la escala del diseño experimental.

Evitar ubicaciones extremas del tag, muy cerca ($<\sim 0.8$ u, ≈ 0.5 m) o muy lejos ($>\sim 5.0$ u, ≈ 3 m) de uno o más anchors, ya que en estos rangos se incrementaron la inestabilidad y los errores.

Asegurar orientación adecuada y fija de antenas, ya que pequeñas variaciones en la orientación del módulo pueden alterar la energía recibida e introducir ruido en las mediciones.

Recomendaciones Relacionadas con el Hardware DW3000

El lote de dispositivos utilizado mostró un sesgo moderadamente constante que afectó las distancias reportadas. Para mejorar la confiabilidad general del sistema se recomienda:

Realizar un Proceso formal de Calibración previo a Cualquier campaña de medición, comparando distancias reales con distancias reportadas para obtener el factor de escala adecuado para cada lote o configuración de hardware.

Implementar Monitoreo local Mínimo, como se hizo en este proyecto, para visualizar estado de conexión y ID del experimento. Sin embargo, se sugiere expandirlo con indicadores más detallados del estado de UWB (por ejemplo, calidad del pulso detectado o número de fallos consecutivos por anchor).

Evaluar Alternativas de Firmware, ya que la biblioteca utilizada para el DW3000 puede incorporar optimizaciones o configuraciones avanzadas (tiempos de espera, potencia del pulso, máscara de canales) que impactan la precisión del ToF.

Recomendaciones para la Captura y Transmisión de Datos

La arquitectura de captura implementada funcionó adecuadamente, pero presenta oportunidades de mejora:

Aumentar la frecuencia de muestreo a 5–10 Hz si el uso previsto incluye movimiento dinámico. Aunque este proyecto se basó en un tag estático durante los intervalos estables, mayores tasas permitirían aplicaciones móviles más avanzadas.

Incorporar un buffer local básico en el firmware del tag para almacenar datos en caso de interrupción momentánea de Wi-Fi. Si bien no se evidenciaron pérdidas significativas, esto robustecería la arquitectura ante condiciones adversas.

Registrar metadatos adicionales, como intensidad del pulso recibido (RX power o CIR), para estudios más sofisticados de calidad del canal UWB.

Recomendaciones para la Arquitectura en AWS

La arquitectura IoT–Big Data construida demostró ser escalable y estable, pero puede enriquecerse:

Incorporar AWS Lambda para procesamiento en tiempo casi real, permitiendo aplicar pre-curado o validaciones previas antes de almacenar en S3. Aunque este proyecto aplicó todo el procesamiento en Colab, una variante productiva puede requerir filtrado serverless.

Agregar particionamiento más granular en S3, incluyendo no solo fecha sino también experimentId y sitio. Esto aceleraría consultas en Athena cuando los volúmenes aumenten.

Automatizar dashboard analíticos mediante AWS QuickSight, permitiendo visualizar distancias, estabilidad y posiciones reconstruidas sin depender de Python.

Incluir mecanismos de auditoría y control, como AWS CloudWatch Logs para revisar frecuencia de publicaciones, fallos de MQTT o anomalías en la ingesta.

Recomendaciones para el Pipeline Analítico

El pipeline aplicado en este proyecto demostró ser crucial. Para mejorar y expandir sus capacidades se recomienda:

Incorporar filtros estadísticos avanzados, como Kalman, filtros de partículas o smoothing spline, los cuales pueden corregir ruido de manera más elegante que la interpolación lineal o el suavizado simple.

Explorar multilateración basada en optimización, donde la solución se obtiene minimizando el error cuadrático global (por ejemplo, métodos de Levenberg–Marquardt), lo cual puede manejar mejor escenarios de ruido elevado.

Evaluar técnicas TDoA (Time Difference of Arrival) si se añaden múltiples tags. Este enfoque elimina la necesidad de un cálculo por tag y permite escalamiento más sencillo.

Integrar análisis de estabilidad basado en ventanas dinámicas, en lugar de umbrales fijos, para adaptarse automáticamente a condiciones cambiantes del canal UWB.

Recomendaciones Orientadas a Aplicaciones Reales

El sistema diseñado puede usarse como base para soluciones industriales o académicas. Para tales contextos se recomienda:

En entornos indoor: favorecer instalaciones donde existan superficies moderadamente reflectivas y geometrías compactas, ya que estos elementos aumentan la estabilidad del canal.

En entornos outdoor: complementar el sistema con sensores adicionales (IMU, visión por computadora o GNSS diferencial) para compensar la variabilidad natural del entorno abierto.

Para aplicaciones logísticas o robóticas: diseñar mecanismos de recalibración automática que corrijan periódicamente el factor de escala y la alineación geométrica de los anchors.

Para investigación: registrar mayor variedad de condiciones ambientales, incluyendo humedad, temperatura y presencia de objetos móviles, para profundizar en modelos predictivos del comportamiento del DW3000.

Síntesis de Recomendaciones

El proyecto muestra que un sistema UWB de bajo costo es viable, pero su rendimiento óptimo depende del cumplimiento de varios principios:

- Calibrar el sistema antes de su uso.
- Diseñar la geometría antes que el procesamiento.
- Procesar los datos con algoritmos robustos y reproducibles.
- Complementar el DW3000 con infraestructura de nube adecuada.
- Evaluar el entorno real antes de adoptar la tecnología en producción.

Estas recomendaciones resumen los aprendizajes clave del estudio y proporcionan una guía práctica para futuras implementaciones.

Limitaciones del Estudio

A pesar del rigor metodológico y de la integración efectiva entre hardware, servicios cloud y análisis matemático, el proyecto presenta limitaciones inherentes a su diseño, a la naturaleza del hardware utilizado y al alcance definido para esta monografía. Identificarlas permite interpretar correctamente los resultados, delimitar la validez externa del estudio y orientar futuras investigaciones.

Limitaciones Relacionadas con el Hardware UWB

Dependencia del lote de fabricación.

El DW3000 empleado mostró un sesgo sistemático en las distancias crudas, corregido mediante un factor de escala específico del lote utilizado. Este valor no es generalizable a otros módulos ni garantiza que futuros dispositivos mantengan el mismo comportamiento. La consistencia intra-lote no implica consistencia inter-lote.

Ausencia de sincronización entre anchors.

No se implementó TDoA en este prototipo. El sistema operó con mediciones de rango obtenidas por intercambio de mensajes (enfoque tipo TWR/ToF), donde el tag obtiene distancias hacia anchors. En esta versión no se incorporó una infraestructura de sincronización temporal entre anchors, condición comúnmente requerida para enfoques TDoA clásicos en localización UWB.

Sensibilidad a pequeñas variaciones físicas.

La orientación de las antenas, la posición relativa de la batería y ligeras variaciones mecánicas pueden influir en el comportamiento del chip UWB. Dado que el sistema no incorpora elementos de estabilización mecánica avanzados, estas variaciones pudieron contribuir al ruido observado.

Resolución limitada del reloj interno.

La precisión del ToF depende del oscilador interno del módulo. Las pequeñas fluctuaciones y el jitter del reloj afectan de manera directa la estabilidad temporal del rango medido, particularmente en entornos sin reflexiones (outdoor).

Limitaciones del Diseño Experimental

Escasez de zonas y geometrías evaluadas.

Aunque se capturaron datos en más condiciones, el análisis consolidado se enfocó en z1, z2 y z5 por criterios de estabilidad y comparabilidad. No se exploraron variantes como triángulos irregulares, líneas diagonales amplias o polígonos más densos. Estas geometrías podrían ofrecer información adicional sobre la sensibilidad espacial del sistema.

Movimiento restringido del tag.

La investigación se centró en posiciones estáticas para capturar tramos estables y realizar multilateración confiable. No se evaluó el comportamiento dinámico del DW3000 durante movimiento continuo, lo cual limita la aplicabilidad inmediata en sistemas robóticos o de navegación móvil.

Altura fija del tag y anchors.

Todos los nodos se colocaron aproximadamente a la misma altura. No se evaluó cómo varían los errores cuando el tag está más alto o más bajo que el plano definido por los anchors, lo que podría ser relevante en aplicaciones tridimensionales.

Dependencia del entorno específico donde se realizaron las pruebas.

Los experimentos indoor se realizaron en un espacio concreto con paredes, suelo y mobiliario particulares. De igual forma, el entorno outdoor tuvo condiciones atmosféricas, humedad y apertura espacial propias del sitio. Por esta razón, los resultados no pueden

extrapolarse de manera directa a espacios industriales, bodegas con metal estructural, parques amplios o zonas urbanas.

Limitaciones de la Arquitectura IoT–Big Data

Procesamiento exclusivamente offline.

Aunque la arquitectura AWS permite ejecución en tiempo real, en este proyecto la multilateración y el análisis se realizaron en Google Colab una vez finalizada la captura de datos. No se evaluó la latencia de un sistema de posicionamiento en tiempo real ni la posibilidad de retroalimentación inmediata hacia el hardware.

Ausencia de un pipeline automatizado completo.

Las etapas de curado, interpolación, selección de segmentos estables y multilateración no fueron automatizadas dentro de AWS. Esto significa que el proceso dependió de ejecución manual en notebooks, lo cual limita su escalabilidad operativa.

Particionamiento simplificado de datos.

Los datos se almacenaron en S3 con prefijos particionados por fecha/hora (generados por el delivery stream). Para volúmenes mayores, la ausencia de particiones adicionales (p. ej., por experimentId, sitio o zona) puede incrementar el escaneo en Athena y reducir eficiencia/costo.

Limitaciones del Pipeline Analítico

Dependencia de umbrales empíricos.

La detección de estabilidad utilizó umbrales empíricos definidos sobre la variación local suavizada de las señales UWB. En particular, se empleó un umbral de 0.03 u, aplicado a la media móvil de las diferencias temporales entre muestras consecutivas. Si bien este valor resultó efectivo para el dataset analizado, no constituye un parámetro universal y podría requerir ajuste en otros entornos, configuraciones geométricas o lotes de hardware.

Interpolación lineal como técnica principal.

Aunque suficiente para suavizar las series, este método no captura fenómenos no lineales ni distribuciones de ruido complejas. La ausencia de filtros más elaborados, como Kalman o splines, podría haber limitado la reconstrucción óptima en ciertos escenarios.

Multilateración híbrida sin optimización global.

El método empleado combina intersecciones directas, puntos más cercanos y selección de la solución más coherente temporalmente. Esto resuelve la mayoría de casos, pero no garantiza la minimización global del error como lo harían métodos iterativos basados en optimización.

Limitaciones en la Generalización de Resultados

Número reducido de experimentos.

Aunque se capturó un volumen sustancial de muestras por experimento, el número total de experimentos distintos fue relativamente pequeño. Incrementarlos permitiría obtener distribuciones más robustas del error.

Geometría de la grilla dependiente de baldosas arbitrarias.

La grilla utilizada se basa en baldosas de 60.2 cm, y aunque es un sistema práctico, sigue siendo una referencia arbitraria que podría diferir de unidades métricas exactas. La calibración mediante factor de escala compensa este aspecto, pero limita la comparabilidad con estudios externos.

Dependencia de un solo modelo de módulo UWB.

El proyecto utilizó únicamente módulos Makerfabs ESP32-S3 DW3000. Versiones comerciales, módulos industriales o chips con configuraciones RF avanzadas podrían presentar comportamientos diferentes.

Síntesis de Limitaciones

Las limitaciones expuestas no invalidan los resultados obtenidos. Por el contrario, contextualizan su alcance y permiten comprender con claridad:

- por qué ciertos resultados fueron más precisos que otros,
- cuáles elementos del sistema son controlables y cuáles no,
- qué partes del diseño requieren ser ampliadas en trabajos futuros,
- y qué tan generalizables son las conclusiones hacia aplicaciones industriales.

El reconocimiento explícito de estas limitaciones fortalece la validez metodológica del proyecto y prepara el terreno para mejoras sustanciales en la siguiente versión del sistema.

Estas limitaciones no afectan la validez interna del estudio, pero sí condicionan su validez externa.

Trabajo Futuro

El desarrollo de este proyecto permitió implementar y evaluar un sistema completo de posicionamiento basado en UWB, integrando hardware embebido, arquitectura cloud y un pipeline de análisis matemático robusto. A partir de los resultados obtenidos y de las limitaciones identificadas, se plantean diversas líneas de trabajo futuro que permitirán aumentar la precisión, estabilidad, escalabilidad y aplicabilidad real del sistema en contextos industriales, académicos o de investigación avanzada.

Integración de Multilateración en Tiempo Real

Una evolución natural del sistema consiste en trasladar parte del procesamiento desde Colab hacia la nube o hacia el dispositivo. Esto implica:

Implementar multilateración en AWS Lambda, transformando el proceso de análisis offline en un servicio serverless en tiempo casi real. De este modo, cada mensaje enviado por el tag podría generar un cálculo de posición inmediato.

Evaluar el uso de contenedores AWS (ECS/Fargate) para alojar pipelines multietapa de análisis más pesados que superen los límites de memoria o tiempo de ejecución de Lambda.

Explorar la posibilidad de multilateración local en el ESP32-S3, aunque esto requeriría optimización extrema y quizá reducción del modelo matemático. Para ciertas aplicaciones móviles con baja latencia, esta opción podría resultar valiosa.

Incorporar Técnicas Avanzadas de Filtrado y Fusión Sensorial

El análisis demostró que el ruido del DW3000 es complejo y no siempre lineal. Para mejorar la reconstrucción espacial se propone:

Integrar un filtro de Kalman extendido (EKF) que modele simultáneamente distancias, velocidad y posición, reduciendo la dispersión temporal del error.

Un Filtro de Kalman Extendido (EKF) es un estimador recursivo para sistemas no lineales que combina un modelo de movimiento (posición/velocidad) con mediciones ruidosas (rangos UWB) para reducir dispersión y mejorar continuidad temporal. En este proyecto aplicaría después del curado y antes/durante la estimación de posición, como etapa de suavizado probabilístico.

Utilizar filtros basados en partículas cuando el movimiento del tag sea irregular o cuando el entorno incluya obstáculos móviles.

Fusionar información de sensores adicionales, como:

- IMU (acelerómetro + giroscopio),
- magnetómetro,
- barómetro,
- visión por computadora (cámaras RGB o depth),
- GNSS para exterior.

Esta fusión sensorial permitiría estabilizar la posición en zonas donde el UWB presente ruido excesivo.

Migrar de ToF a TDoA para Múltiples Tags

Actualmente el sistema utiliza ranging por intercambio de mensajes (enfoque tipo TWR/ToF), donde el tag obtiene distancias hacia anchors. Para escalar a múltiples tags y reducir carga de ranging por dispositivo, una línea futura es evaluar enfoques TDoA, que típicamente requieren sincronización entre anchors o mecanismos equivalentes para comparar tiempos de llegada.

Implementar un Sistema Basado en TDoA (Time Difference of Arrival)

- Los anchors deben estar sincronizados.

- El tag transmite un único pulso.
- La posición se infiere desde diferencias temporales entre los anchors.

Esto reduce el consumo energético, mejora la latencia y habilita el seguimiento simultáneo de decenas o cientos de dispositivos.

Extender la Arquitectura Cloud hacia Monitoreo Continuo

La arquitectura IoT–Big Data ya captura y almacena datos en tiempo real. Para transformarla en un sistema productivo se recomienda:

Crear pipelines automáticos de curado y análisis, donde los pasos ejecutados en Colab sean migrados a Lambda o Glue.

Diseñar dashboards en AWS QuickSight que muestren:

- distancias por anchor,
- estabilidad temporal,
- posiciones reconstruidas,
- métricas de error agregadas,
- mapas de calor indoor/outdoor.

Activar alarmas con Amazon CloudWatch para detectar comportamientos anómalos, como distancias excesivas, datos faltantes o fallos repetidos del DW3000.

Diseño y Construcción de una Versión 2 del Hardware

Se identificaron diversas oportunidades para mejorar el dispositivo físico:

Añadir estructura mecánica fija que garantice orientación precisa de las antenas.

Evaluar módulos UWB con mejor calidad de reloj, que puedan reducir jitter y mejorar la consistencia del ToF.

Agregar indicadores visuales adicionales, como un LED RGB de estado o un display más grande capaz de mostrar parámetros de diagnóstico (RSSI, CIR power, número de fallos consecutivos).

Integrar una antena calibrada externa, que podría mejorar la directividad y reducir parte del ruido observado.

Ampliar el Diseño Experimental

Para una caracterización más completa del DW3000 se sugiere:

Probar geometrías adicionales, como:

- triángulos escalenos,
- líneas diagonales amplias,
- cuadrículas densas,
- configuraciones tridimensionales (anchors a distintas alturas).

Evaluar condiciones dinámicas del tag, incluyendo caminatas controladas, rotación del dispositivo y trayectorias complejas.

Explorar entornos con distintos niveles de multipath, tales como:

- bodegas metálicas,
- gimnasios,
- oficinas con divisiones en vidrio,
- parques urbanos,
- corredores estrechos.

Construcción de un Dataset Público y Reproducible

El sistema implementado permite capturar miles de muestras por experimento. Para aportar a la comunidad académica o industrial se propone:

Publicar un dataset anonimizado que incluya distancias crudas, datos curados, posiciones reconstruidas y metadatos del experimento.

Crear notebooks reproducibles para estandarizar metodologías de calibración, multilateración y análisis de error.

Este trabajo podría convertirse en una base valiosa para futuras investigaciones sobre el comportamiento real del DW3000 en escenarios variados.

Exploración de Modelos de Aprendizaje Automático

Dado que el comportamiento del DW3000 es complejo y dependiente del entorno, existe potencial para:

Entrenar modelos supervisados que estimen la posición directamente, usando como entrada las distancias crudas o incluso el CIR (Channel Impulse Response) si se accede a esos datos.

Entrenar modelos para detectar tramos estables automáticamente, reemplazando reglas heurísticas por detectores aprendidos.

Aplicar técnicas de regresión no lineal para corregir el sesgo del hardware sin depender exclusivamente del factor de escala.

Síntesis del Trabajo Futuro

Las líneas de trabajo propuestas amplían significativamente el alcance del sistema actual y abren camino hacia:

- posicionamiento en tiempo real,
- seguimiento multiagente,
- integración multisensorial,
- experimentación avanzada,

- mejora continua de la precisión,
- y aplicaciones industriales robustas.

El proyecto constituye una base sólida para evolucionar hacia sistemas UWB más complejos y de mayor impacto práctico.

A largo plazo, se propone converger hacia un sistema multiagente con localización en tiempo real y dashboards industriales.

Referencias

- Anderson, P., & Neasham, J. (2020). *Analysis of ultra-wideband indoor positioning performance under multipath conditions*. IEEE Sensors Journal, 20(12), 6721–6732.
<https://doi.org/10.1109/JSEN.2020.2975123>
- Decawave. (2020). *DW3000 User Manual: UWB Transceiver for High-Precision Ranging*. Decawave/Qorvo Documentation. <https://www.qorvo.com/products/d/da008067>
- Khan, S., & Yang, W. (2022). *Robust positioning using ultra-wideband systems: A review of error sources and mitigation techniques*. Sensors, 22(7), 2751.
<https://doi.org/10.3390/s22072751>
- Mautz, R. (2012). *Indoor positioning technologies*. ETH Zurich. <https://doi.org/10.3929/ethz-a-007592366>
- Qorvo. (2023). *DW3000 Family Overview – Next-Generation UWB ICs for Secure Ranging and Positioning*. Qorvo Technical Brief.
- Sharma, P., & Singh, G. (2019). *IoT data pipelines using AWS: Scalable architectures for real-time analytics*. International Journal of Cloud Computing and Services Science, 8(3), 145–158.
- Stojanovic, V., & Neskovic, A. (2020). *Evaluation of UWB localization accuracy in outdoor environments*. IEEE Access, 8, 190201–190215.
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3032231>
- Tarzia, S., & Smyth, A. (2021). *Understanding UWB ranging errors: The role of multipath, NLOS, and environmental factors*. Journal of Location-Based Services, 15(2), 89–110.
- Texas Instruments. (2019). *UWB Technology Overview: Principles and Applications in Real-Time Location Systems*. TI Application Notes.

Amazon Web Services. (2023). *AWS IoT Core Developer Guide*. AWS Documentation.

<https://docs.aws.amazon.com/iot>

Amazon Web Services. (2023). *Amazon Athena User Guide*. AWS Documentation.

<https://docs.aws.amazon.com/athena>

Amazon Web Services. (2023). *Amazon Kinesis Data Firehose Developer Guide*. AWS Documentation. <https://docs.aws.amazon.com/firehose>

Makerfabs. (2023). *ESP32-S3 UWB DW3000 Module Datasheet*. Makerfabs Technical Documentation.

Zafari, F., Papapanagiotou, I., & Christidis, K. (2019). *A survey of indoor localization systems and technologies*. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 21(3), 2568–2599.

Apéndices

Los anexos complementan y respaldan la totalidad del documento, proporcionando información técnica adicional, detalles experimentales, fragmentos de código, ejemplos de datos, descripciones de figuras y materiales que resultan necesarios para reproducir, validar o ampliar el trabajo realizado. Los contenidos se presentan organizados por categorías, tal como lo exigen los lineamientos académicos de la UNAD y las convenciones documentales en ingeniería.

Apéndice A

Arquitectura IoT–Big Data Implementada

Este proyecto utilizó una arquitectura cloud basada íntegramente en servicios nativos de Amazon Web Services (AWS). La arquitectura fue diseñada con objetivos de robustez, escalabilidad, bajo costo y trazabilidad completa del flujo de datos.

Descripción textual de la arquitectura:

1. **ESP32-S3 DW3000 (Tag UWB)**
 - Envía mediciones UWB una vez por segundo.
 - Payload JSON con A0, A1, A2, A3, msg_id, experimentId.
 - Comunicación MQTT sobre TLS.
 - Genera un ID de experimento al encenderlo y muestra en pantalla estado y número asignado.

2. **AWS IoT Core**
 - Punto de entrada seguro para mensajes MQTT.
 - Autenticación mediante certificados X.509.

- Gestiona políticas de acceso específicas del dispositivo.

3. **IoT Rules Engine**

- Extrae campos relevantes del mensaje.
- Inserta separador de línea (\n) para evitar concatenación en Firehose.
- Enruta datos hacia Kinesis Data Firehose usando SQL IoT.

4. **Kinesis Data Firehose → Amazon S3**

- Bufferiza datos en memoria.
- Efectúa entrega por lotes optimizada.
- Escribe archivos CSV particionados por fecha/hora en el bucket S3.
- Garantiza durabilidad, orden parcial y tolerancia a fallos.

5. **Amazon S3**

- Almacena los archivos CSV generados por Firehose.
- Repositorio central del dataset.
- Base para análisis posteriores en Athena y Colab.

6. **Amazon Athena**

- Motor analítico serverless.
- Consulta SQL sobre archivos en S3.

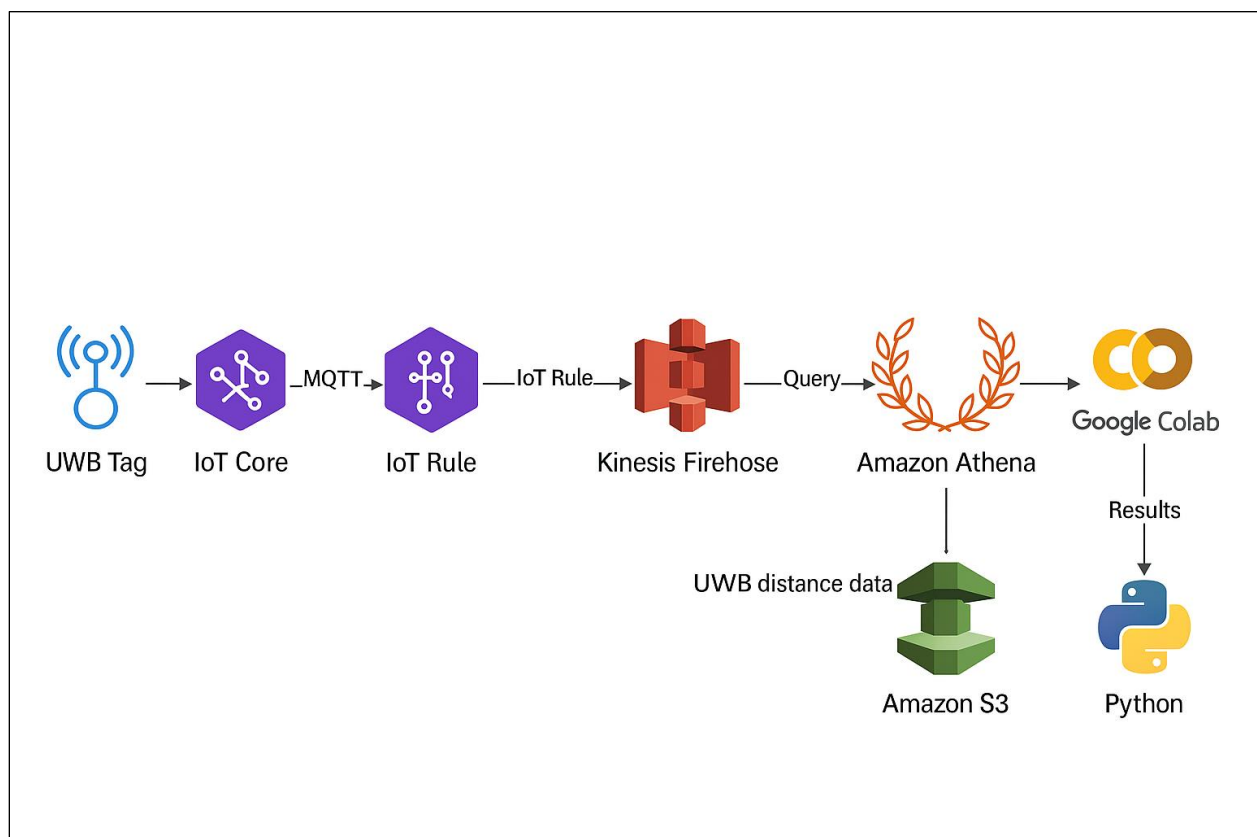
- Primer punto de validación del dataset: detección de ceros, lagunas temporales, registros corruptos, ordenación.

- **Google Colab (Pipeline analítico)**

Limpieza por anchor, interpolación, suavizado y detección automática de estabilidad.

- Aplicación del factor de escala (≈ 1.4).
- Multilateración híbrida.
- Visualización, tablas, gráficos y cálculos de error.

Arquitectura IoT–Big Data



El pipeline completo puede ejecutarse nuevamente cargando el dataset desde S3 sin modificaciones en el código.

Apéndice B

Geometría Experimental y Diseño de Zonas

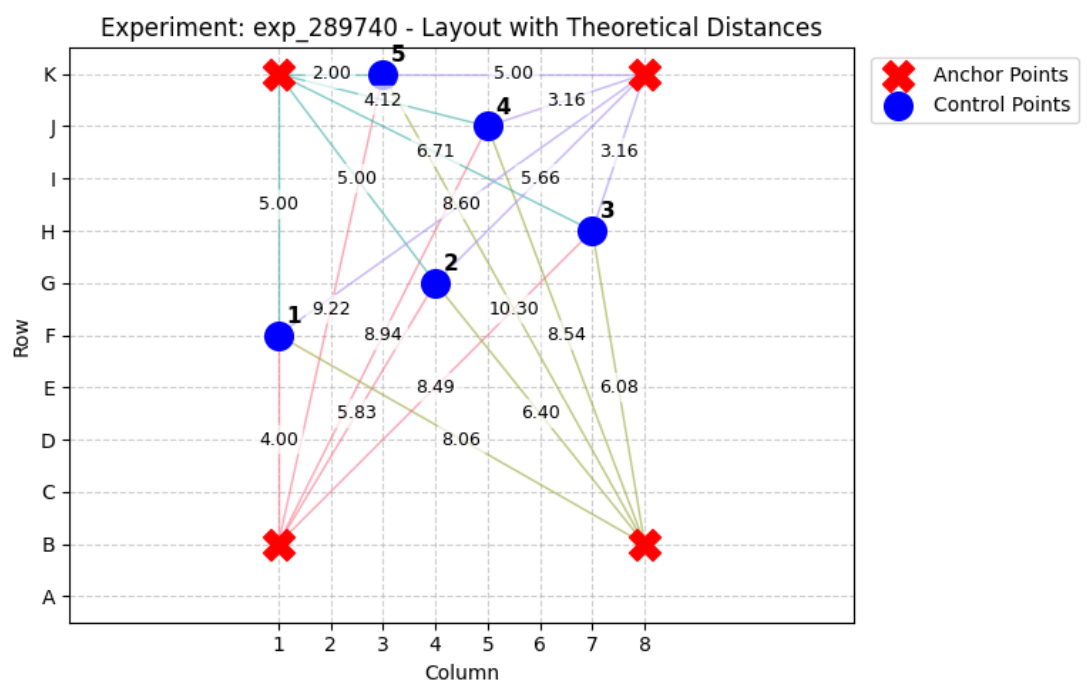
El diseño experimental se organizó sobre una grilla basada en baldosas de 60.2 cm. Las zonas evaluadas se definieron así:

- **Zona z1:** punto de control central con buena visibilidad hacia los cuatro anchors.
- **Zona z2:** punto desplazado en el eje X con geometría más exigente respecto al anchor opuesto.
- **Zona z5:** punto alejado, que muestra la degradación del sistema al aumentar la distancia y empeorar la geometría.

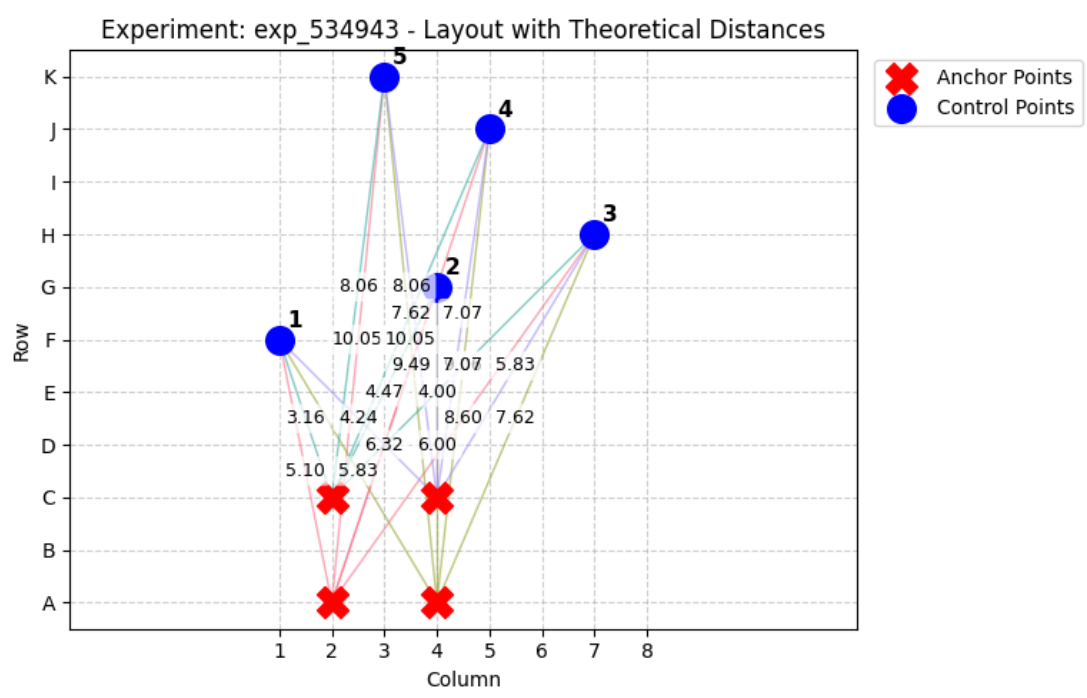
Los anchors fueron colocados en las esquinas de un cuadrado/rectángulo experimental, todos utilizando ESP32-S3 DW3000 con firmware específico de anchor.

El tag fue ubicado manualmente con cuidado para asegurar inmovilidad durante los segmentos de análisis.

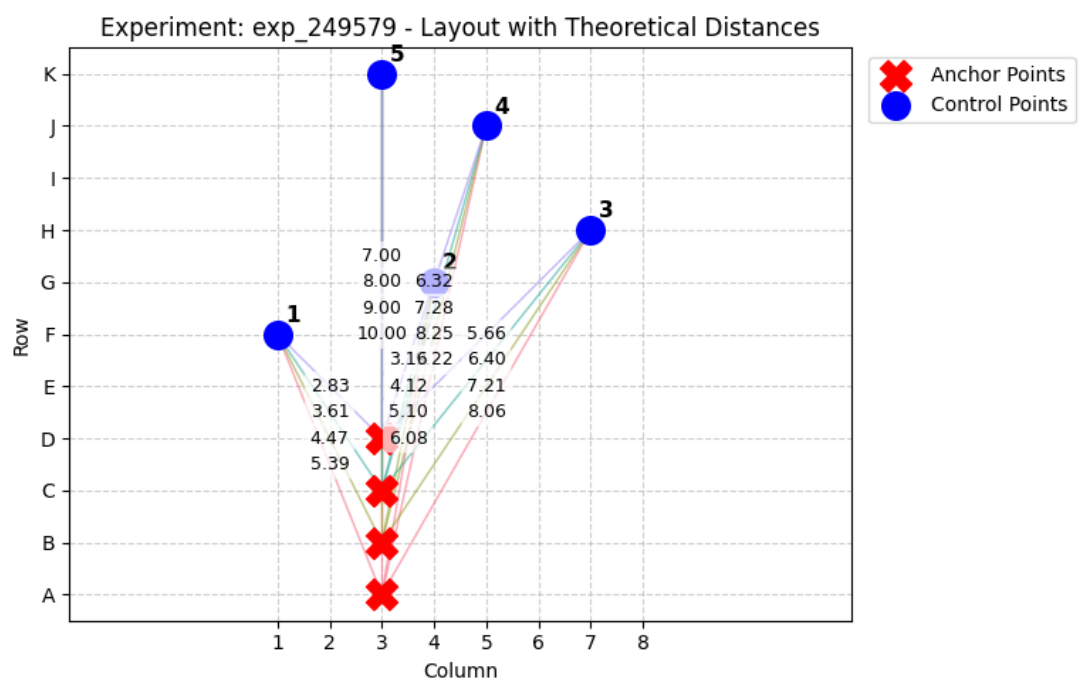
Planos Esquemáticos de la Grilla Experimental para los Experimentos Tipo 1



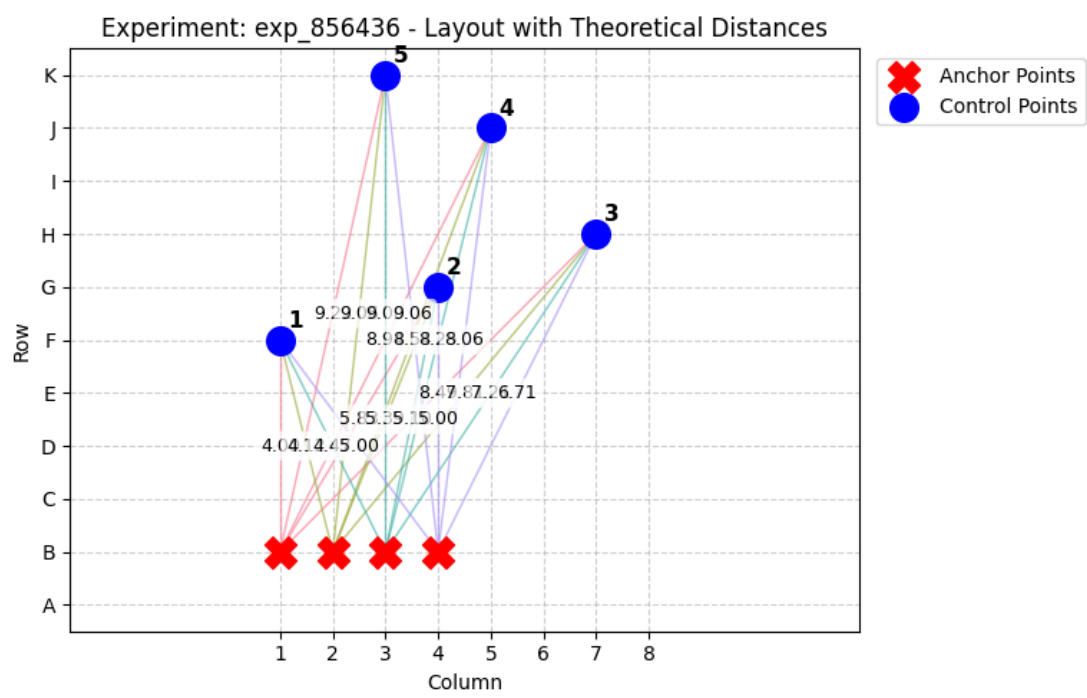
Planos Esquemáticos de la Grilla Experimental para los Experimentos Tipo 2



Planos Esquemáticos de la Grilla Experimental para los Experimentos Tipo 3



Planos Esquemáticos de la Grilla Experimental para los Experimentos Tipo 4



Apéndice C

Ejemplos de Datos Almacenados en S3

Ejemplo típico del archivo CSV generado por Kinesis Firehose:

```
device,msg_id,experimentId,A0,A1,A2,A3,ts
```

```
UWB_Tag_0,1,exp_823334,4.12,4.27,3.32,3.38,1763522027164
```

```
UWB_Tag_0,2,exp_823334,4.07,4.36,3.38,3.60,1763522028158
```

```
UWB_Tag_0,3,exp_823334,4.26,4.44,3.77,3.92,1763522029165
```

```
UWB_Tag_0,4,exp_823334,4.30,4.40,3.70,3.80,1763522030161
```

Los timestamps (ts) corresponden al momento de ingreso al IoT Rule Engine, no al reloj interno del ESP32, garantizando consistencia temporal.

Apéndice D

Código Principal del Pipeline Analítico (Colab)

Se incluyen fragmentos representativos del código empleado en el pipeline analítico.

D.1. Limpieza e interpolación

```
import pandas as pd

import numpy as np

for col in ['A0', 'A1', 'A2', 'A3']:

    df[col] = df[col].replace(0, np.nan)

df[col] = df[col].rolling(window=5,
center=True).mean().interpolate('linear')
```

D.2. Detección de estabilidad

```
df['stable'] = (

    df[['A0', 'A1', 'A2', 'A3']].diff().abs() < 0.03

).all(axis=1)
```

Fragmento representativo; el pipeline completo incluye suavizado mediante ventana centrada, tal como se describe en la Sección 5.4.3.

D.3. Multilateración híbrida

```
from itertools import combinations

def solve_position(row, anchors):

    solutions = []

    for combo in combinations(anchors, 3):

        pts = circle_intersections(

            anchors[combo[0]], row[combo[0]],
```

```

anchors[combo[1]], row[combo[1]],
anchors[combo[2]], row[combo[2]]
)
solutions.extend(pts)
return select_best_solution(solutions)

```

D.4. Cálculo del error

```

df['error'] = np.sqrt(
    (df['x_exp'] - df['x_gt'])**2 +
    (df['y_exp'] - df['y_gt'])**2
)

```

Apéndice E

Tablas de Error y Métricas Consolidadas

La estructura utilizada corresponde a la siguiente organización:

Errores por zona (Indoor vs. Outdoor)

zona	sitio 1	sitio 2
z1	Error Exp 1: 0.71	Error Exp 5: 0.02
z2	Error Exp 2: 0.26	Error Exp 6: 0.44
z5	Error Exp 4: 0.73	Error Exp 8: 0.58

Errores por experimento y zona

Experimento	Sitio	Zona 1 (u)	Zona 2 (u)	Zona 1 (u)	Zona 2 (u)	Zona 5 (u)
exp_243435	Indoor	0.168689	1.000001	0.639512	2.542692	1.447545
exp_249579	Indoor	0.248128	0.256053	0.483415	0.468068	0.539327
exp_652685	Indoor	0.107582	0.162742	0.530809	0.563106	0.730667
exp_289740	Indoor	0.709237	0.975666	0.621854	1.420168	0.819629
exp_294814	Outdoor	0.926412	0.063709	2.395768	3.160494	0.579689
exp_534943	Outdoor	0.019148	0.703847	0.085962	0.345376	0.679664
exp_856436	Outdoor	0.637986	0.441428	0.689648	0.715261	1.927799
exp_941125	Outdoor	0.823425	0.558943	0.721860	1.165528	7.956044

Distancias Reales vs. Medidas (Cálculo de Factor de Escala)

	Experimento	Sitio	Zona	Anchor	Distancia real (u)	Distancia medida escalada (u)	Factor de escala
0	exp_243435	Indoor	1	A0	5.385165	5.119421	1.412262
1	exp_243435	Indoor	1	A1	4.472136	4.443812	1.412262
2	exp_243435	Indoor	1	A2	3.605551	3.768330	1.412262
...
157	exp_941125	Outdoor	5	A1	9.000000	8.771936	1.302525
158	exp_941125	Outdoor	5	A2	8.000000	7.712407	1.302525
159	exp_941125	Outdoor	5	A3	7.000000	9.884625	1.302525

Factor global promedio ≈ 1.4

Apéndice F

Descripción de Figuras Incluidas en el Documento

Este anexo documenta, de manera precisa y consistente, todas las figuras referenciadas y descritas en el cuerpo del documento. Cada figura cuenta con su título oficial, coherencia temática, y su correspondencia directa con las secciones donde se analiza o se discute. Se omiten figuras no utilizadas o no mencionadas explícitamente para asegurar trazabilidad y conformidad con el formato APA.

F.1. Figuras correspondientes al comportamiento de las series temporales

Figura 1. Series de distancia cruda por anchor antes de curado – Indoor

Muestra las mediciones originales recibidas desde los cuatro anchors en un entorno interior, evidenciando fluctuaciones moderadas, presencia ocasional de picos y estabilidad relativa.

Figura 2. Series de distancia cruda por anchor antes de curado – Outdoor

Exhibe las señales crudas en entorno exterior, donde se observa mayor variabilidad instantánea, picos pronunciados y pérdida más frecuente de estabilidad.

Figura 3. Series suavizadas por anchor tras procesamiento – Indoor

Presenta las series tras aplicar el pipeline de curado, interpolación lineal y suavizado centrado. Se aprecia la reducción de ruido y la mejora en continuidad temporal.

Figura 4. Series suavizadas por anchor tras procesamiento – Outdoor

Versión procesada de la serie outdoor, destacando la persistencia de ruido relativo, aunque con oscilaciones suavizadas gracias al filtrado aplicado.

*F.2. Figuras asociadas a valores faltantes y calibración***Figura 5. Distribución de valores faltantes y ceros por anchor – Indoor y Outdoor**

Representación comparativa que evidencia la frecuencia y distribución de ceros (fallos UWB), más comunes en exteriores.

Figura 5A. Relación entre distancias escaladas y distancias teóricas para los experimentos Indoor y Outdoor

Gráfica que soporta el cálculo del factor de escala (~ 1.4), mostrando cómo las distancias medidas difieren sistemáticamente de las distancias físicas reales antes de calibración.

*F.3. Figuras de reconstrucción espacial (multilateración)***Figura 6. Reconstrucción espacial del tag – Indoor**

Representación del conjunto de puntos multilaterados tras aplicar el pipeline completo. Se observa alta concentración alrededor del punto real, con dispersión moderada.

Figura 7. Reconstrucción espacial del tag – Outdoor

Ilustra la mayor variabilidad del entorno exterior, con dispersiones amplias y estructuras menos compactas en varios experimentos.

F.4. Figuras de análisis de error espacial

Figura 8. Heatmap de error – Indoor

Mapa de calor basado en los errores euclidianos calculados tras multilateración. Exhibe zonas con comportamiento estable y errores controlados.

Figura 9. Heatmap de error – Outdoor

Demuestra mayor amplitud del error en exteriores, con áreas específicas donde el comportamiento es significativamente menos estable.

F.5. Figuras correspondientes a diseño experimental y arquitectura

Figura 10. Arquitectura IoT–Big Data implementada en AWS

Diagrama representando el flujo completo:

ESP32-S3 DW3000 → IoT Core → IoT Rule Engine

→ Kinesis Firehose → S3 → Athena → Colab.

Figura 11. Geometría experimental del arreglo de anchors y zonas evaluadas

Esquema bidimensional que detalla las posiciones de los cuatro anchors y las zonas z1, z2 y z5 empleadas en los experimentos.

Apéndice G

Observaciones Prácticas Registradas Durante la Toma de Datos

Estas observaciones complementan el entendimiento del comportamiento real del hardware:

- El DW3000 produce picos de ruido incluso cuando el tag permanece inmóvil.
- El viento en exteriores introduce microoscilaciones que afectan la estabilidad.
- El dispositivo requiere reinicio eventual para liberar buffers internos de Wi-Fi.
- La distancia excesiva degrada más rápido el ToF que la distancia excesivamente cercana.
- En indoor, algunos obstáculos actuaron como “estabilizadores” del pulso UWB.

Apéndice H

Regla SQL Usada en AWS IoT Core

- **SELECT**
- **device,**
- **msg_id,**
- **experimentId,**
- **A0, A1, A2, A3,**
- **timestamp() AS ts**
- **FROM 'uwb/tag/data'**

Apéndice I

Consideraciones para la Versión 2 del Sistema UWB

- Utilizar anchors sincronizados para TDoA (Time Difference of Arrival).
- Montajes mecánicos de orientación fija.
- Pantallas con estado extendido (calidad del pulso, CIR).
- Dashboards en tiempo real con QuickSight.
- Auto-calibración periódica.

Apéndice J

Ejemplo de Payload Enviado desde el ESP32-S3

```
{  
  "device": "UWB_Tag_0",  
  "msg_id": 112,  
  "experimentId": "exp_167279",  
  "A0": 4.12,  
  "A1": 4.12,  
  "A2": 4.25,  
  "A3": 4.51  
}
```