

UNIVERSIDAD TÉCNICA FEDERICO SANTA MARÍA

DEPARTAMENTO DE ELECTRÓNICA

VALPARAÍSO – CHILE



**UNIVERSIDAD TECNICA
FEDERICO SANTA MARIA**

**“Caracterización del canal inalámbrico
en escenarios típicos universitarios
empleando tecnología IoT”**

Hernán Felipe Urzúa Suárez

**MEMORIA DE TITULACIÓN PARA OPTAR AL TITULO DE INGENIERO
CIVIL ELECTRÓNICO MENCION COMPUTADORES**

PROFESORA GUÍA

Dra. Melissa Diago Mosquera

PROFESOR CORREFERENTE

Dr. Miguel Gutiérrez

MAYO, 2025



CONSTANCIA DE VALIDACIÓN Y CONFIDENCIALIDAD DE MONOGRAFÍA A REPOSITORIO ACADÉMICO

1.- IDENTIFICACIÓN DEL TRABAJO ACADÉMICO

Tipo de monografía (marcar una opción): ☒ Memoria o trabajo de título; ☐ Tesis de Postgrado;

Título del trabajo: Caracterización del canal inalámbrico en escenarios típicos universitarios empleando tecnología IoT

Nombre del candidato(a): Hernán Felipe Urzúa Suárez

Carrera / Grado: Ingeniería Civil Electrónica

Campus: Casa Central Valparaíso ; **Departamento:** Departamento de Electrónica

2.- VALIDACIÓN DEL PROFESOR GUÍA/DIRECTOR DE TESIS

Yo, Melissa Diago Mosquera, en mi calidad de profesor(a) guía/director(a) del trabajo académico mencionado anteriormente **DEJO CONSTANCIA** que:

- He revisado esta versión del documento y corresponde a la versión final aprobada del trabajo.
- El trabajo cumple con los requisitos académicos y de formato establecidos por la institución

3.- EVALUACIÓN DE CONFIDENCIALIDAD POR PROPIEDAD INDUSTRIAL

☒ El trabajo **NO contiene información que amerite confidencialidad** y puede ser publicado de inmediato en repositorio con acceso abierto.

☐ El trabajo **CONTIENE** información con potenciales implicancias de propiedad industrial o intelectual y requiere un periodo de confidencialidad (embargo) por:

☐ 6 meses; ☐ 12 meses; ☐ 2 años; ☐ 3 años; ☐ 5 años; ☐ 10 años

Fundamentación de la necesidad de confidencialidad (obligatorio si se solicita embargo):

4.- FIRMAS

Profesor(a) guía o director(a) de memoria o tesis:

Fecha: 03/10/2025

; Firma:

Estudiante o Candidato(a):

Fecha: 03/10/2025

; Firma:

Este formulario debe ser insertado como página 2 de la memoria o tesis, completado y firmado por estudiante y profesor(a) antes de la entrega en portal PRISMA de Biblioteca USM.

AGRADECIMIENTOS

A mi familia, a mi padre, a mi madre, a Pamela y Marcia, a mis tías y tíos, a Sebastián y Lía por el apoyo en todos los ámbitos, por la educación, los valores, el esfuerzo y el cariño, por las palabras de aliento y ser inspiración.

A Catalina por su cariño, su entrega, alegría, contención y amor; por ayudar a mi corazón, por caminar conmigo en esta vida y también en la realización de esta memoria.

A mis amigos y cercanos, en el pasado y en el futuro, por el apoyo y los momentos compartidos.

A TecnoROV por enseñarme, desafiarme y brindarme un espacio donde aprender, crecer y sostenerme durante este proceso.

A Melissa Diago por ser mi tutora y guía en esta memoria, por su disposición y su claridad.

"La grandeza nace de pequeños comienzos"

-Sir Francis Drake

DEDICATORIA

*Dedico esta memoria, mi trabajo y mi tiempo a
todos quienes han compartido conmigo la vida,
la risa, las lágrimas y los abrazos.*

“Caracterización del canal inalámbrico en escenarios típicos universitarios empleando tecnología IoT”

Hernán Felipe Urzúa Suárez

Memoria de titulación para optar al título de Ingeniero Civil Electrónico, Mención Computadores.

PROFESORA GUÍA: Dra. Melissa Diago Mosquera

MARZO, 2025

RESUMEN

Este trabajo tiene como objetivo la caracterización del canal inalámbrico en entornos de Internet de las Cosas (IoT) mediante el análisis del Indicador de Potencia de Señal Recibida (RSSI), a partir de campañas de medición realizadas en el campus universitario USM Casa Central. Para ello, se diseñó y desarrolló un sistema de medición compuesto por un transmisor (Tx) y un receptor (Rx), integrando tecnologías de comunicación LoRa y Zigbee de bajo costo.

Las mediciones se efectuaron en tres escenarios representativos: un entorno con vegetación, un área con superficies reflectantes como agua y edificaciones, y un espacio abierto con línea de vista directa (LOS). En cada escenario, se recolectaron datos de RSSI y tasa de pérdida de paquetes en una grilla de puntos predefinidas, lo que permitió analizar el comportamiento del canal en función del entorno.

Los datos recopilados fueron procesados para ajustar modelos empíricos de pérdida de trayectoria (Path Loss), incluyendo el modelo Close-In y el modelo Floating Intercept, con el fin de evaluar su precisión en cada entorno. Para la validación de los modelos, se calcularon métricas como el error cuadrático medio (RMSE), el coeficiente de determinación (R^2) y la función de distribución acumulada del error absoluto (CDF).

Los resultados obtenidos permiten identificar las diferencias en la propagación de señales según el entorno y evidencian la influencia de fenómenos como dispersión y atenuación por distancia. Este estudio entrega información clave para el diseño y la optimización de redes IoT, al proponer modelos de propagación ajustados y validados para cada tecnología y escenario evaluado.

Palabras clave: IoT; canal inalámbrico; RSSI; Path Loss; modelos de propagación; LoRa; Zigbee.

“Caracterización del canal inalámbrico en escenarios típicos universitarios empleando tecnología IoT”

Hernán Felipe Urzúa Suárez

Memoria de titulación para optar al título de Ingeniero Civil Electrónico, Mención Computadores.

PROFESORA GUÍA: Dra. Melissa Diago Mosquera

MARZO, 2025

ABSTRACT

This work aims to characterize the wireless channel in Internet of Things (IoT) environments through the analysis of the Received Signal Strength Indicator (RSSI), based on measurement campaigns conducted at the USM Casa Central university campus. To this end, a measurement system was designed and developed, consisting of a transmitter (Tx) and a receiver (Rx), integrating low-cost LoRa and Zigbee communication technologies.

Measurements were carried out in three representative scenarios: an environment with vegetation, an area with reflective surfaces such as water and buildings, and an open space with direct line of sight (LOS). In each scenario, RSSI and packet loss rate data were collected on a predefined grid of points, enabling the analysis of channel behavior based on the environment.

The collected data were processed to fit empirical path loss models, including the Close-In model and the Floating Intercept model, in order to evaluate their accuracy in each environment. To validate the models, metrics such as Root Mean Square Error (RMSE), coefficient of determination (R^2), and the cumulative distribution function (CDF) of absolute error were calculated.

The results allow the identification of differences in signal propagation across environments and highlight the influence of phenomena such as scattering and distance-based attenuation. This study provides key insights for the design and optimization of IoT networks by proposing adjusted and validated propagation models for each evaluated technology and scenario.

Keywords: IoT; wireless channel; RSSI; path loss; propagation models; LoRa; Zigbee.

GLOSARIO

Internet of Things (IoT): Conjunto de dispositivos físicos interconectados a través de redes que recolectan, envían y procesan datos mediante sensores, actuadores y comunicación inalámbrica. Permite integrar el mundo físico con sistemas digitales, automatizando procesos y habilitando monitoreo en tiempo real.

Plug-and-play (place-and-play): Término que hace referencia a la facilidad con que un dispositivo puede instalarse y comenzar a funcionar sin configuraciones complejas. En el contexto de IoT, implica que un sensor o módulo puede integrarse a una red sin necesidad de ajustes técnicos manuales.

Path Loss (Pérdida de Trayectoria): Reducción de potencia de una señal a medida que se propaga desde el transmisor al receptor, debido a la distancia, obstáculos o condiciones del entorno. Es un parámetro clave en la planificación y análisis de enlaces inalámbricos.

Antena isotrópica: Modelo ideal de antena que irradia o recibe señales de manera uniforme en todas las direcciones del espacio tridimensional. Se utiliza como referencia teórica para comparar el rendimiento de antenas reales.

Directividad: Medida que indica cuán concentrada está la energía radiada por una antena en una dirección específica, en comparación con una antena isotrópica. Una antena con alta directividad puede transmitir señales más lejos en una dirección concreta.

Regresión no lineal: Método de ajuste estadístico que modela relaciones entre variables que no pueden representarse mediante una línea recta, usando funciones más complejas como exponenciales, logarítmicas o polinómicas. Es útil cuando los datos presentan curvas u otros comportamientos no lineales.

Correlación directa: Relación entre dos variables en la que al aumentar una, también aumenta la otra. Se expresa generalmente con un coeficiente positivo, indicando que ambas variables se mueven en la misma dirección.

Overfitting (Sobreajuste): Fenómeno en el que un modelo estadístico o de machine learning se ajusta demasiado a los datos de entrenamiento, capturando ruido o variaciones irrelevantes. Como resultado, el modelo pierde capacidad para generalizar a nuevos datos.

Terminal Bluetooth: Aplicación o dispositivo que permite establecer una conexión mediante Bluetooth para enviar, recibir o visualizar datos, generalmente en forma de texto. Es muy útil para depurar o controlar dispositivos embebidos de manera inalámbrica.

ÍNDICE

AGRADECIMIENTOS	2
DEDICATORIA	3
RESUMEN	4
ABSTRACT	5
GLOSARIO	6
ÍNDICE	7
ÍNDICE DE TABLAS	10
ÍNDICE DE FIGURAS	11
CAPITULO 1: INTRODUCCIÓN	14
1.1 Planteamiento del Problema	15
1.2 Objetivos	15
1.2.1 General	15
1.2.2 Específicos	15
1.3 Estructura del Documento	16
CAPITULO 2: ESTADO DEL ARTE	17
2.1 Tecnologías de Comunicación IoT	19
2.2 Modelos de propagación	21
CAPITULO 3: MARCO TEORICO	22
3.1 Comunicaciones inalámbricas	22
3.1.1 Introducción a las Comunicaciones Inalámbricas	22
3.1.2 Redes Inalámbricas	23
3.1.3 Clasificación por tipo de conexión	23
3.1.4 Clasificación por área de cobertura	24
3.2 Propagación en Comunicaciones Inalámbricas	25
3.2.1 Desvanecimiento a Gran Escala (Large-scale Fading)	25

3.2.2	Desvanecimiento a Pequeña Escala (Small-scale Fading)	26
3.3	Modelos de propagación.....	27
3.4	Internet of Things.....	30
3.4.1	Aplicaciones y Beneficios del IoT.....	31
3.5	Tecnologías de comunicación inalámbrica utilizadas	32
3.5.1	LoRa y LoRaWAN.....	32
3.5.2	Zigbee.....	33
3.6	Métricas de comparación de Modelos	33
CAPITULO 4: DISEÑO, CONSTRUCCIÓN Y PROGRAMACIÓN DEL EQUIPO DE MEDICIÓN		35
4.1	Diseño del equipo	35
4.2	Flujo de datos.....	38
4.3	Firmware y flujo de medición.....	39
4.3.1	Entorno y Librerías Utilizadas.....	40
4.3.2	Definición de pines.....	39
4.3.3	Flujo de medición.....	40
CAPITULO 5: METODOLOGÍA DE CAMPAÑAS DE MEDICIÓN.....		43
5.1	Escenarios de medición	43
5.2	Configuración y procedimiento de medición.....	44
5.3	Tratamiento de Datos	47
CAPITULO 6: MODELADO DEL PATH LOSS.....		49
6.1	Ajuste de modelo	49
6.2	Validación del Modelo	49
6.3	Procedimiento	50
CAPITULO 7: RESULTADO OBTENIDOS.....		51
7.1	Escenario 1: Patio del Cañón	51
7.2	Escenario 2: Piscina (Edificio B).....	55

7.3	Escenario 3: Cancha de pasto	59
7.4	Comparación de resultados	63
CAPITULO 8: CONCLUSIÓN		64
8.1	Conclusiones Generales	64
8.2	Limitaciones del Estudio	67
8.3	Trabajo Futuro	68
BIBLIOGRAFIA.....		69
ANEXOS.....		72
ANEXO A: Fotografía de equipo Tx y Rx		72
ANEXO B: Fotografía de equipo Tx y Rx conectados a power bank.....		72
ANEXO C: Función obtenerRSSI() para datos Zigbee en c++.....		73
ANEXO D: Función para calcular distancia usando Haversine en Python.....		73
ANEXO E: Foto Campaña Patio del cañón (Escenario 1).....		73
ANEXO F: Foto Campaña Piscina (Escenario 2).		74
ANEXO G: Foto Campaña Cancha de pasto (Escenario 3).		74
ANEXO H: Paper derivado de esta memoria de titulación.....		74

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1: Comparación Tecnologías IOT [18] [19] [20] [21] [22].	20
Tabla 2: Definición de pines del LoRa32 v1.3.	40
Tabla 3: Resumen de configuración de campaña de medición [23][24].	46
Tabla 4: Valores de parámetros “n” para modelo CI, α y β para modelo FI en el Escenario 1.	51
Tabla 5: Valores de parámetros “n” para modelo CI, α y β para modelo FI en el Escenario 2.	55
Tabla 6: Valores de parámetros “n” para modelo CI, α y β para modelo FI en el Escenario 3.	59
Tabla 7: Métricas RMSE, R2 y CDF (Max Error) respecto datos de validación LoRa.	63
Tabla 8: Métricas RMSE, R2 y CDF (Max Error) respecto datos de validación Zigbee.	63
Tabla 9: Compilación de parámetros modelo FI y sugerencia de tecnología por escenario.....	65

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1: Esquema de comunicación inalámbrica entre dos puntos.....	22
Figura 2: Esquema de comunicación inalámbrica entre 2 puntos sin LOS.....	23
Figura 3: Referencia de alcances de redes inalámbricas según su tipo.	24
Figura 4: Path Loss, shadowing y Multipath [27].	26
Figura 5: Esquema de estructura típica de redes IoT.....	31
Figura 6: LYLIGO LoRa32 v1.3 (1), Digi Xbee S2C (2), Xbee USB Explorer (3), Módulo Micro SD (4) y Módulo GPS Ublox Neo 7M (5).	35
Figura 7: Esquema de conexión y comunicación entre módulos.	36
Figura 8: Diseño en 3D de caja para equipo de medición.	37
Figura 9: Soporte con rosca hembra 1/4"-20 UNC para trípode.	37
Figura 10: Esquema de flujo de datos en el equipo de medición.	39
Figura 11: Diagrama de flujo del firmware equipo Tx.....	42
Figura 12: Diagrama de flujo del firmware equipo Rx.	42
Figura 13: Imagen satelital de escenarios de medición propuestos en campus USM Casa Central..	44
Figura 14: Flujo de campaña de medición.	45
Figura 15: Imagen satelital con los puntos de cada posición de la grilla en la Patio del Cañón (Escenario 1).	51
Figura 16: RSSI vs (x, y) para mediciones LoRa en el Patio del cañón.....	52
Figura 17: RSSI vs (x, y) para mediciones Zigbee en el Patio del cañón.	52
Figura 18: PER vs (x, y) para mediciones LoRa en el Patio del cañón.....	52
Figura 19: PER vs (x, y) para mediciones Zigbee en el Patio del cañón.	52
Figura 20: Path Loss de los datos reales y modelos CI, FI y FSPL para mediciones LoRa en Patio del Cañón.	53
Figura 21: Path Loss de los datos reales y modelos CI, FI y FSPL para mediciones Zigbee en Patio del Cañón.	53

Figura 22: CDF del error de predicción de modelos CI, FI y FSPL para mediciones LoRa en Patio del Cañón.	53
Figura 23: CDF del error de predicción de modelos CI, FI y FSPL para mediciones Zigbee en Patio del Cañón.	53
Figura 24: Imagen satelital con los puntos de cada posición de la grilla en la Piscina (Escenario 2).	55
Figura 25: RSSI vs (x, y) para mediciones LoRa en la Piscina.....	56
Figura 26: RSSI vs (x, y) para mediciones Zigbee en la Piscina.	56
Figura 27: PER vs (x, y) para mediciones LoRa en la Piscina.....	56
Figura 28: PER vs (x, y) para mediciones Zigbee en la Piscina.	56
Figura 29: Path Loss de los datos reales y modelos CI, FI y FSPL para mediciones LoRa en Piscina.	57
Figura 30: Path Loss de los datos reales y modelos CI, FI y FSPL para mediciones Zigbee en Piscina.	57
Figura 31: CDF del error de predicción de modelos CI, FI y FSPL para mediciones LoRa en Piscina.	57
Figura 32: CDF del error de predicción de modelos CI, FI y FSPL para mediciones Zigbee en Piscina.	57
Figura 33: Imagen satelital con los puntos de cada posición de la grilla en la Cancha de pasto (Escenario 3).	59
Figura 34: RSSI vs (x, y) para mediciones LoRa en Cancha de pasto.....	60
Figura 35: RSSI vs (x, y) para mediciones Zigbee en Cancha de pasto.....	60
Figura 36: PER vs (x, y) para mediciones LoRa en Cancha de pasto.	60
Figura 37: PER vs (x, y) para mediciones Zigbee en Cancha de pasto.....	60
Figura 38: Path Loss de los datos reales y modelos CI, FI y FSPL para mediciones LoRa en Cancha de pasto.....	61
Figura 39: Path Loss de los datos reales y modelos CI, FI y FSPL para mediciones Zigbee en Cancha de pasto.....	61

Figura 40: CDF del error de predicción de modelos CI, FI y FSPL para mediciones LoRa en Cancha de pasto.....	61
Figura 41: CDF del error de predicción de modelos CI, FI y FSPL para mediciones Zigbee en Cancha de pasto.....	61

CAPITULO 1: INTRODUCCIÓN

El Internet ha experimentado un avance significativo en las últimas décadas, ampliando su alcance global y mejorando su accesibilidad para personas en todo el mundo. Este desarrollo ha convertido a Internet en un pilar fundamental no solo para la comunicación entre personas, sino también entre dispositivos, conformando lo que se conoce como el Internet de las Cosas (IoT). En 1999, Kevin Ashton acuñó el término “*Internet of Things*” para describir una red de dispositivos, sensores y actuadores interconectados que envían y reciben datos o instrucciones a través de Internet, permitiendo un acceso remoto y eficiente a estos recursos [1].

Desde su concepción, el IoT ha evolucionado significativamente, impulsando la digitalización y automatización de diversos sectores como la salud, la agricultura, la manufactura y la gestión urbana. Actualmente, estas redes pueden variar en escala, desde implementaciones domésticas hasta infraestructuras de gran tamaño con cientos o miles de dispositivos interconectados inalámbricamente en entornos complejos [2].

El crecimiento del IoT ha impulsado el desarrollo de dispositivos modulares y fáciles de implementar subrayando la necesidad de una tecnología capaz de permitir una conectividad de tipo “*place-and-play*”, es decir, conectar cualquier dispositivo IoT simplemente colocándolo en la ubicación deseada y encendiéndolo [3]. Esto que ha facilitado su despliegue en diversas estructuras sin necesidad de una configuración compleja, pero esta facilidad de instalación ha traído desafíos importantes en términos de cobertura, fiabilidad y eficiencia del canal inalámbrico. Factores como la presencia de obstáculos, la interferencia de otras señales y la distancia entre dispositivos pueden afectar la propagación de la señal, lo que se traduce en pérdida de paquetes, pérdida de cobertura y disminución de la calidad de comunicación [2] [4].

En este contexto, un concepto clave es la pérdida de trayectoria o “*Path Loss*”, que describe la atenuación de una señal electromagnética a medida que se propaga por un medio físico. La distancia entre los dispositivos, la presencia de obstáculos físicos (edificios, árboles, estructuras metálicas) y la interferencia ambiental son factores críticos que influyen en la propagación de la señal, afectando directamente la cobertura y eficiencia de las redes IoT [5] [6].

Dado lo anterior, es fundamental realizar una caracterización del canal inalámbrico para evaluar y modelar las condiciones de propagación de la señal en entornos IoT. Esto se logra mediante el análisis del Path Loss, utilizando modelos de propagación por simulación, teóricos o empíricos, los cuales permiten estimar la atenuación de la señal y predecir el rendimiento de la red en distintos escenarios.

Estas metodologías son esenciales para optimizar la disposición de los dispositivos IoT, mejorar la confiabilidad del sistema y diseñar redes con mayor eficiencia energética y cobertura [7] [8].

1.1 Planteamiento del Problema

En entornos de despliegue de redes IoT, la propagación de la señal puede verse afectada por factores ambientales y estructurales, lo que dificulta la predicción del rendimiento real de la red. Esta incertidumbre puede derivar en zonas de baja cobertura, pérdida de paquetes y degradación del servicio, impactando la eficiencia de las aplicaciones que dependen de estas tecnologías [4].

Uno de los principales problemas en el diseño y optimización de redes IoT es la falta de modelos de propagación para entornos específicos, como un campus universitario y para tecnologías específicas como LoRa y Zigbee. En estos entornos, la variedad de estructuras (edificios, áreas abiertas y zonas con vegetación) genera diferentes condiciones de propagación de señal. Esto hace que los modelos tradicionales de Path Loss utilizados en entornos urbanos o rurales no siempre sean aplicables, lo que requiere la recolección de mediciones experimentales con la tecnología de transmisión de interés para ajustar modelos más precisos a las condiciones reales del entorno [6].

Un adecuado conocimiento de estos modelos de propagación permite estimar la ubicación óptima de las estaciones base o nodos de transmisión, con el objetivo de maximizar la eficiencia de la cobertura y la calidad de la transmisión. En este sentido, la caracterización del medio inalámbrico a través de mediciones y modelos adecuados es crucial para optimizar el despliegue de redes IoT, garantizando una mayor estabilidad y confiabilidad en la comunicación [7] [8].

1.2 Objetivos

1.2.1 General

Caracterizar el comportamiento de la pérdida de trayectoria (Path Loss) en distintos escenarios del campus Casa Central de la Universidad Técnica Federico Santa María mediante el uso de tecnologías de comunicación inalámbrica IoT, específicamente LoRa y Zigbee.

1.2.2 Específicos

- 1 Diseñar equipos económicos, que permitan campañas de medición y recolección de datos en un enlace punto a punto basado en tecnologías de comunicación inalámbrica IoT compatibles con tecnologías LoRa y Zigbee disponibles en el mercado.
- 2 Realizar campañas de medición en sectores estratégicos del campus, empleando estos equipos, para analizar el comportamiento del Path Loss en base a la medición de RSSI (Received Signal

Strength Indicator) y obtener el PER (Packet error rate) a distintas distancias en los diferentes entornos.

- 3 Ajustar modelos matemáticos basados en las mediciones de Path Loss, con el propósito de estimar las pérdidas en los enlaces de comunicación inalámbrica en los distintos escenarios a evaluar.
- 4 Validar y comparar los modelos utilizando métricas estadísticas, como el Error Cuadrático Medio (RMSE) y la Función de Distribución Acumulativa (CDF) de error de predicción, para determinar su precisión y aplicabilidad como herramienta de diseño de redes IoT.

1.3 Estructura del Documento

Este documento está organizado en nueve capítulos. Continuando con el **Capítulo 2** con una Estado del Arte, donde se revisan estudios previos sobre la caracterización del Path Loss, tecnologías de comunicación inalámbrica IoT y modelos de propagación. Luego en el **Capítulo 3** se presenta el Marco Teórico, donde se describen los conceptos fundamentales comunicaciones inalámbricas, redes IoT, tecnologías de comunicación IoT, modelos de propagación en redes inalámbricas y métricas para comparar los modelos de propagación.

En el **Capítulo 4** se detalla el diseño y construcción de los equipos de medición, incluyendo la implementación del enlace de comunicación y lógica del firmware para tomar mediciones.

El **Capítulo 5** describe la metodología de medición, incluyendo los escenarios de prueba, metodología de campaña y configuración de equipos para cada tecnología, por último, se ve como se procesan los datos para obtener la información de interés.

El **Capítulo 6** se enfoca en el modelado del Path Loss con los datos obtenidos en las campañas de medición, presentando el procedimiento utilizado para lograr la validación de los modelos.

Ya en el **Capítulo 7** se presentan y analizan los resultados obtenidos, comparando los modelos y las tecnologías IoT en los diferentes escenarios evaluados.

Finalmente, el **Capítulo 8** expone las conclusiones del estudio y las posibles líneas de trabajo futuro.

Por último, se incluye la bibliografía utilizada en la investigación, anexos de códigos y fotografías que pueden resultar de interés.

CAPITULO 2: ESTADO DEL ARTE

El diseño eficiente de redes inalámbricas en entornos de Internet de las Cosas (IoT) requiere una comprensión profunda del comportamiento del canal de propagación. El canal inalámbrico puede verse fuertemente afectado por el entorno físico, la altura de los nodos, la vegetación, la presencia de superficies reflectantes, las construcciones y el tipo de frecuencia utilizada. Por ello, la modelación del canal mediante la Pérdida de Trayectoria (Path Loss) ha sido objeto de numerosos estudios experimentales.

Los trabajos experimentales han sido claves para demostrar la importancia del entorno en la propagación de señales inalámbricas y han revelado diversos hallazgos según el tipo de entorno evaluado. Por ejemplo, Petäjäjärvi et al. [9] analizaron el alcance real de enlaces LoRa en condiciones suburbanas y sobre agua, logrando distancias de hasta 30 km de cobertura y derivando modelos de Path Loss basados en los datos obtenidos. En la misma línea, Gaelens et al. [10] estudiaron el comportamiento del canal en la Antártida, donde las condiciones de baja interferencia y visibilidad amplia permitieron alcanzar distancias similares. Ambos trabajos destacaron el papel fundamental del relieve y la altura de las antenas en el rendimiento de los enlaces, y emplearon datos georreferenciados mediante GPS para correlacionar el RSSI con la posición del nodo.

Más allá del alcance físico, algunos estudios han profundizado en la forma en que se ajustan los modelos de propagación. Callebaut y Van der Perre [11], por ejemplo, propusieron incorporar el efecto de datos censurados (paquetes no recibidos por bajo RSSI) mediante el uso de estimadores de máxima verosimilitud (MLE), en lugar de los clásicos mínimos cuadrados. Esta mejora metodológica permitió ajustar con mayor precisión modelos logarítmicos y de doble pendiente, en entornos donde las pérdidas por sensibilidad del receptor son frecuentes.

Una revisión más amplia de los modelos fue presentada por Azevedo y Mendonça [12], quienes clasificaron más de una decena de modelos empíricos, deterministas y vegetativos utilizados en sistemas LoRa. En su análisis, observaron que muchos de los modelos tradicionales (como Okumura-Hata o COST-231) no se ajustan adecuadamente a las condiciones reales de despliegue IoT, donde los nodos operan a baja altura y en entornos mixtos. Además, propusieron nuevas métricas de calidad como el Effective Signal Power (ESP) y destacaron el potencial del aprendizaje automático para mejorar las predicciones de Path Loss en escenarios complejos.

Otros estudios han abordado la propagación en condiciones más específicas. Lima et al. [13], por ejemplo, realizaron una campaña de medición en zonas ribereñas amazónicas, utilizando nodos montados sobre drones con GPS, y propusieron un modelo híbrido que combina el modelo CI con

una corrección por vegetación derivada de ITU-R P.833. Sus resultados evidenciaron que los modelos clásicos tienden a sobreestimar el Path Loss en ambientes densamente vegetados, y que ajustes específicos al entorno mejoran notablemente la predicción de cobertura.

En aplicaciones más críticas, Bianco et al. [14] exploraron el uso de LoRa para sistemas de búsqueda y rescate en montaña. Además de demostrar la viabilidad del sistema, ajustaron modelos empíricos tipo logarítmico y evaluaron el impacto del shadowing causado por el cuerpo humano, la nieve y las condiciones NLoS. Su sistema logró una localización precisa del transmisor y un alcance superior a tecnologías tradicionales como ARVA.

En entornos interiores, el trabajo de Xu et al. [15] ofrece una evaluación detallada del canal LoRa en edificios multifuncionales, incluyendo oficinas, estacionamientos y bodegas. El estudio analizó tanto el fading a gran escala como el desvanecimiento temporal, y propuso un modelo extendido con factores de atenuación por muros, pisos y particiones blandas.

Un caso particular es el de canales de doble movilidad a baja altura, analizados por Ibdah y Ding [16] en contextos forestales y urbanos a 2.1 GHz. Allí, las antenas fueron montadas dentro de vehículos o sobre carros móviles, simulando escenarios más cercanos a las condiciones reales de ciertos despliegues IoT. El modelo “in-leaf” propuesto por los autores —junto al ajuste de un modelo single-slope por regresión— mostró mejor desempeño que modelos clásicos como ITU-R o Weissberger, destacando la influencia significativa del entorno en el exponente de pérdida (n), que llegó a valores tan altos como 8 en zonas boscosas.

Incluso en entornos controlados como corredores interiores, los modelos empíricos requieren ajustes finos. Así lo demuestra Tun [17], quien comparó valores teóricos y experimentales de RSSI a lo largo de pasillos, observando diferencias de hasta 11 dB cuando no se ajusta correctamente el modelo. Su trabajo resalta la necesidad de calibrar localmente los parámetros del modelo (incluyendo el exponente n y el intercepto α) para lograr una predicción fiable en ambientes indoor.

Respecto a los modelos Close-In (CI) y Floating Intercept (FI), su aplicación ha sido recurrente en diversos estudios. El modelo CI es frecuentemente utilizado por su simplicidad y su relación directa con condiciones de espacio libre cercanas al transmisor. Sin embargo, varios autores han planteado sus limitaciones. En particular, Lima et al. [13] y Callebaut y Van der Perre [11] han encontrado que el modelo FI al permitir un intercepto libre ajustado a los datos ofrece mejor desempeño en entornos reales, especialmente cuando la distancia de referencia fija del CI no refleja adecuadamente las condiciones del entorno. En estudios como los de Xu et al. [15] y Ibdah y Ding [16], el modelo FI ha sido adoptado con éxito como alternativa más flexible, y en algunos casos ha servido como base para modelos extendidos o híbridos.

El uso de GPS también ha sido un componente relevante en la metodología experimental. En estudios con movilidad (como los de Petäjärvi et al. [9], Gaelens et al. [10], Lima et al. [13] o Bianco et al. [14]), el GPS permitió registrar la posición precisa de los nodos durante las campañas de medición, facilitando la correlación con el RSSI y la construcción de mapas de cobertura. Por el contrario, en estudios de carácter estacionario o en interiores (como Xu et al. [15] o Tun [17]), el GPS no fue necesario, y las distancias fueron determinadas por medición directa o disposición fija de los nodos. En ambos casos, el método responde al tipo de entorno y al objetivo del estudio.

En conjunto, estos estudios refuerzan la necesidad de emplear modelos empíricos ajustados al entorno específico, considerando parámetros como la altura de los nodos, las propiedades del canal, la censura de datos y la vegetación circundante. En este trabajo, se ha retomado esa línea metodológica mediante la aplicación de modelos CI y FI en escenarios reales con tecnologías LoRa y Zigbee, integrando además métricas de ajuste como RMSE, R^2 y CDF del error para evaluar su desempeño en entornos representativos del campus universitario.

2.1 Tecnologías de Comunicación IoT

Algunas de las tecnologías más utilizadas en la conectividad IoT incluyen ZigBee, Bluetooth Low Energy (BLE), Wi-Fi, LP-WiFi y los protocolos de comunicación de baja potencia y largo alcance (Low Power Wide Area, LPWA) como LoRa y NB-IoT [5].

ZigBee es una red de malla inalámbrica de bajo costo y bajo consumo energético, ampliamente utilizada en redes de sensores inalámbricos (Wireless Sensor Networks, WSN). Su alcance varía entre 100 y 200 metros, lo que la hace ideal para aplicaciones de automatización en el hogar e industria [18].

Por otro lado, Bluetooth Low Energy (BLE) es una versión optimizada en consumo de energía de la tecnología Bluetooth, con un alcance de hasta 50 metros. Se emplea principalmente en dispositivos portátiles, wearables y aplicaciones donde la eficiencia energética, la alta velocidad de transferencia de datos es crítica, pero no hay grandes requerimientos de alcance [19].

En cuanto a Wi-Fi, aunque no fue diseñada originalmente para entornos IoT, sigue siendo una opción debido a sus altas velocidades de transferencia de datos y su presencia en todos lados. Sin embargo, su principal desventaja es el alto consumo energético. Para mejorar su eficiencia en aplicaciones IoT, surgió el estándar Low Power Wi-Fi (LP-WiFi), que permite conectar un mayor número de dispositivos y reducir significativamente el consumo de energía [20].

Finalmente, dentro de los protocolos LPWAN, destaca LoRa, que ofrece coberturas de hasta 30 km, un bajo costo de implementación y un consumo energético reducido. No obstante, su principal desventaja es la baja velocidad de transmisión de datos en comparación con otras tecnologías [5] [21].

Por último, se tiene a NB-IoT basada en el estándar 3GPP con un largo alcance, pero una baja velocidad de datos, la complejidad de esta tecnología radica en su implementación ya requiere infraestructura celular LTE, la cual es una banda licenciada [22].

Características	Alcance	Consumo de Energía	Frecuencia	Velocidad de transferencia
Zigbee	Hasta 100 m(interiores), 300m (exteriores)	Bajo	2.4 GHz	Hasta 250 kbps
BLE	Hasta 50 m	Muy bajo	2.4 GHz	Hasta 1 Mbps
Wi-Fi	Hasta 100 m	Alto	2.4 GHz y 5 GHz	Hasta 600 Mbps (802.11n)
LP-WIFI	Hasta 100 m	Reducido	2.4 GHz y 5 GHz	Variable, menor a Wi-Fi convencional
LoRa	Hasta 30 km	Muy bajo	433/868/915MHz	Hasta 50 kbps
NB-IoT	Hasta 10-15 km en áreas rurales	Muy bajo	900/800 MHz (banda licenciada)	Hasta 250 kbps

Tabla 1: Comparación Tecnologías IOT [18 - 22].

Para este trabajo se utiliza LoRa y ZigBee debido a que ofrecen la mejor combinación de bajo consumo energético, alcance adecuado y facilidad de implementación en redes de sensores inalámbricos, además los dispositivos compatibles son de bajo costo y fáciles de conseguir en el mercado.

En el caso de Wi-Fi y BLE se descartan debido a su alto consumo energético y su alcance limitado correspondientemente, lo que los hace menos adecuados para aplicaciones IoT que requieren eficiencia y cobertura amplia. Por otro lado, aunque NB-IoT ofrece un buen alcance y bajo consumo de energía, su uso depende de la infraestructura de operadores móviles, lo que limita su implementación en entornos sin cobertura de red celular.

2.2 Modelos de propagación

Para el desarrollo de este trabajo, la selección de modelos de propagación es clave para garantizar que los cálculos y estimaciones de pérdida de trayectoria reflejen los escenarios específicos del estudio. Si bien existen múltiples modelos empíricos y estadísticos ampliamente utilizados por los estudios revisados, algunos no son adecuados debido a las características del entorno, altura de antenas Tx y Rx, frecuencias de transmisión y distancias para los que están ajustados estos modelos.

Los modelos empíricos como Okumura y Hata no serán utilizados, ya que fueron diseñados para redes celulares de gran escala y no consideran adecuadamente los efectos de propagación en distancias más cortas, como la de los escenarios propuestos en este trabajo, además que tecnologías como Zigbee quedarían fuera del rango de frecuencias para las cuales fueron probados y ajustados estos modelos [23][24]. De igual manera, los modelos Walfisch-Bertoni y COST 231 Walfisch-Ikegami, aunque precisos en entornos urbanos densos con rascacielos, no son adecuados para escenarios abiertos o semiurbanos con pocas interferencias por estructuras altas [7] [25]. Por otro lado, los modelos estadísticos de fading, como Rayleigh y Rician, no serán empleados debido a que están diseñados para canales con fuerte multitrayectoria y alta movilidad, mientras que en esta investigación la propagación está dominada por la pérdida de trayectoria y el sombreado [26]. En su lugar, se optará por modelos más adecuados para la caracterización de la propagación en redes de sensores y comunicaciones IoT, donde los efectos de atenuación y variabilidad de señal pueden ser mejor representados, como el modelo Close-In y Floating Intercept.

CAPITULO 3: MARCO TEORICO

3.1 Comunicaciones inalámbricas

3.1.1 Introducción a las Comunicaciones Inalámbricas

Las comunicaciones inalámbricas han revolucionado la forma en que los dispositivos intercambian información, eliminando la necesidad de conexiones físicas y permitiendo la transmisión de datos a través del espectro electromagnético. Este tipo de transmisión se basa en la emisión y recepción de ondas de radiofrecuencia, que se propagan a través de un canal de transmisión, como el aire o el vacío.

Un sistema de comunicación inalámbrica punto a punto (PtP, Point to Point) típico se puede observar en el Figura 1 está compuesto por dos dispositivos, un transmisor (Tx) y un receptor (Rx), ambos equipados con antenas fabricadas con materiales conductores que permiten la emisión y recepción de las señales electromagnéticas a frecuencias específicas dentro del espectro de ondas de radio (3 Hz hasta 300 GHz) dependiendo de la tecnología.

Los componentes esenciales del sistema incluyen:

- **Transmisor (Tx):** Convierte la información en señales electromagnéticas (Ondas de radio) y las emite al canal de transmisión.
- **Canal de transmisión:** Medio por el cual se propaga la señal electromagnética, como el aire o el vacío.
- **Receptor (Rx):** Capta las señales electromagnéticas emitidas por el transmisor y las convierte nuevamente en información comprensible.

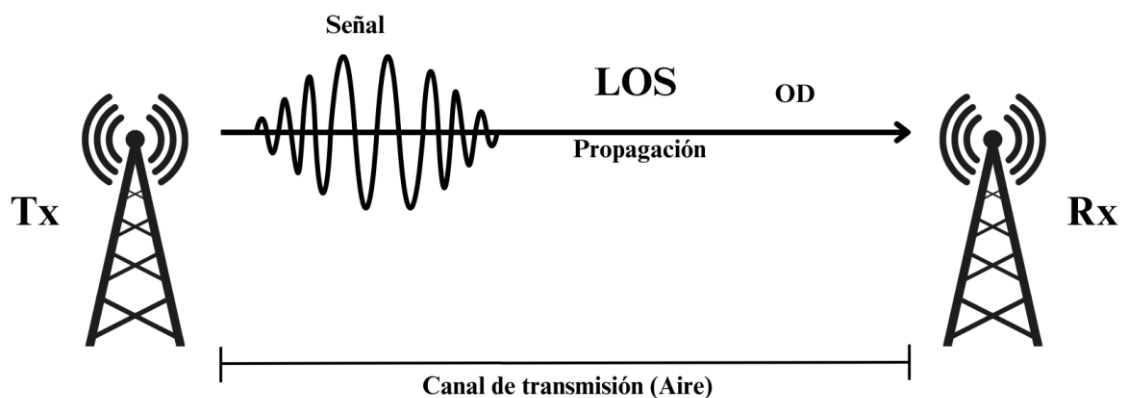


Figura 1: Esquema de comunicación inalámbrica entre dos puntos.

Dependiendo de la presencia o ausencia de obstáculos en el canal, la transmisión puede clasificarse en dos tipos:

- **Línea de Visión (LOS, Line-of-Sight):** La señal viaja sin interrupciones desde el transmisor hasta el receptor, o sea, en onda directa (OD) garantizando mínima atenuación y máxima eficiencia de transmisión (Figura 1).
- **Sin Línea de Visión (NLOS, Non-Line-of-Sight):** Existe presencia de obstáculos en el medio que interrumpen la propagación de la Onda Directa (OD), provocando que la señal llegue al receptor a través de Ondas Reflejadas (OR). Estas ondas pueden haber sufrido reflexión, difracción o dispersión que afectaron su trayectoria, lo que genera interferencias, desvanecimientos y pérdidas de señal reduciendo la calidad de la comunicación (Figura 2).

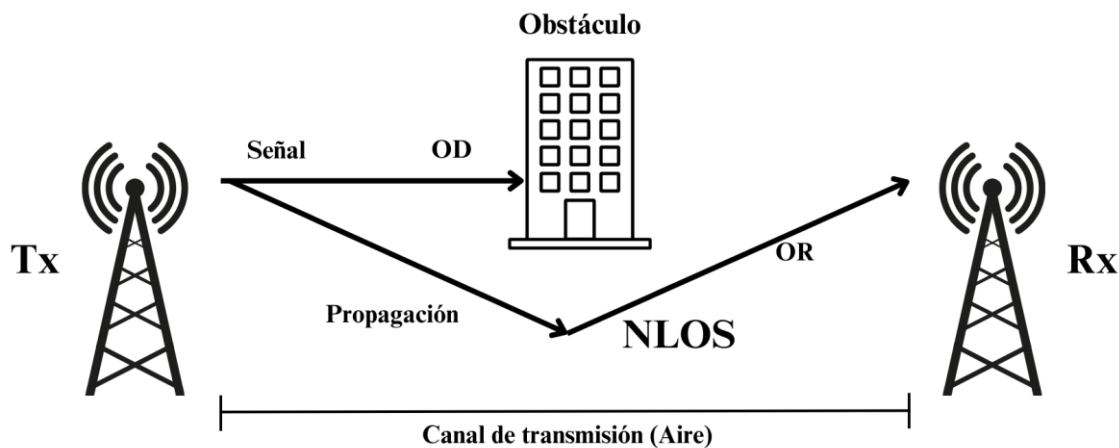


Figura 2: Esquema de comunicación inalámbrica entre 2 puntos sin LOS.

La eficacia de este proceso depende de múltiples factores, como la frecuencia de transmisión, la potencia de emisión y ganancias tanto de la antena Tx y Rx, las características del medio y la presencia de obstáculos, los cuales pueden transformar un escenario ideal de LOS en NLOS, afectando la intensidad y calidad de la señal recibida por parte de Rx.

3.1.2 Redes Inalámbricas

Una red es un conjunto de dispositivos independientes interconectados con el objetivo de compartir información y recursos. Pueden clasificarse según diferentes criterios, tales como el área de cobertura, el tipo de conexión y la topología de la red [27].

3.1.3 Clasificación por tipo de conexión

- **Redes cableadas:** Basadas en conexiones alámbricas como fibra óptica o cables de cobre.

- **Redes inalámbricas:** Basadas en ondas electromagnéticas con una frecuencia y ancho de banda específico.

3.1.4 Clasificación por área de cobertura

- **Redes de área personal (PAN, Personal Area Network):** Conecta dispositivos de una sola persona, como parlantes, teléfonos y teclados.
- **Redes de área local (LAN, Local Area Network):** Conecta dispositivos y sistemas dentro de un mismo edificio, oficina o casa.
- **Redes de área metropolitana (MAN, Metropolitan Area Network):** Conecta redes LAN entre sí y ofrece servicios de comunicación a nivel local. Abarca ciudades o áreas metropolitanas más grandes.
- **Redes de área amplia (WAN, Wide Area Network):** Conecta redes a nivel global.

Una red inalámbrica es un tipo de red de comunicación donde los dispositivos se interconectan sin necesidad de cables físicos, utilizando ondas electromagnéticas para la transmisión de datos. Este tipo de red ofrece movilidad y flexibilidad, permitiendo la conexión de dispositivos sin restricciones físicas y facilitando el acceso a la información en diversos entornos [27].

Al igual que en las redes cableadas, las redes inalámbricas pueden clasificarse según su área de cobertura, dividiéndose en redes de área personal (WPAN, Wireless Personal Area Network), redes de área local (WLAN, Wireless Local Area Network), redes de área metropolitana (WMAN, Wireless Metropolitan Area Network) y redes de área amplia (WWAN, Wireless Wide Area Network), cada una con sus características y alcances diferentes. En la Figura 3 se puede ver una referencia de los alcances según el tipo de red.

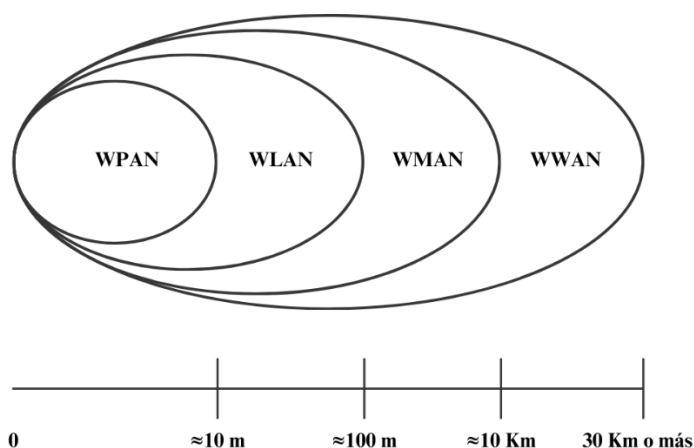


Figura 3: Referencia de alcances de redes inalámbricas según su tipo.

3.2 Propagación en Comunicaciones Inalámbricas

En un mundo ideal, una señal inalámbrica viajaría sin obstáculos ni pérdidas desde el transmisor hasta el receptor. Sin embargo, en la realidad, diversos factores físicos y ambientales afectan la calidad, el alcance y la estabilidad de la señal. Estas imperfecciones en la propagación de la señal influyen directamente en el desempeño de las redes inalámbricas y deben ser consideradas en el diseño de sistemas de comunicación [27]

Las ondas electromagnéticas pueden interactuar con su entorno de varias maneras, alterando su propagación y calidad:

- Reflexión: Ocurre cuando la señal incide sobre una superficie y rebota en otra dirección.
- Difracción: Se da cuando la señal encuentra un obstáculo y lo rodea, permitiendo la propagación en áreas "sombra".
- Dispersión: Sucede cuando la señal choca con partículas pequeñas en el aire (como lluvia o niebla) y se dispersa en múltiples direcciones, perdiendo parte de su potencia.

El desvanecimiento (fading) es la variación de la potencia de la señal recibida a lo largo del tiempo, la frecuencia o la posición, debido a la interacción de la señal con su entorno. Se clasifica en dos tipos principales [28]:

- Desvanecimiento a Gran Escala (Large-scale fading)
- Desvanecimiento a Pequeña Escala (Small-scale fading)

3.2.1 Desvanecimiento a Gran Escala (Large-scale Fading)

Este tipo de desvanecimiento se debe a factores macroscópicos, como la distancia entre el transmisor y el receptor y la presencia de obstáculos grandes (edificios, montañas). Su efecto se manifiesta en variaciones lentas en la potencia de la señal.

a. Pérdida de Trayectoria (PL, Path Loss)

La pérdida de trayectoria es la atenuación gradual de la potencia de la señal recibida debido a la dispersión de esta a medida se propaga en el espacio.

b. Sombreado (Shadowing)

El shadowing ocurre cuando obstáculos, objetos grandes como edificios o montañas bloquean la señal, causando fluctuaciones en la potencia recibida.

3.2.2 Desvanecimiento a Pequeña Escala (Small-scale Fading)

Este tipo de desvanecimiento ocurre cuando la señal se ve afectada por fenómenos de multitrayectoria y movimiento relativo. Sus efectos son rápidos y afectan la coherencia temporal y espectral del canal.

a. *Dispersión por Multitrayectoria (Multipath Delay Spread)*

Cuando una señal viaja del transmisor al receptor, puede seguir múltiples rutas debido a reflexión, difracción y dispersión. Estas trayectorias pueden generar interferencia entre sí.

a. *Dispersión Doppler (Doppler Spread)*

Este fenómeno ocurre cuando el transmisor o el receptor están en movimiento, provocando cambios en la frecuencia de la señal debido al efecto Doppler. La variación en frecuencia afecta la coherencia temporal del canal y puede causar distorsión en la recepción.

En la Figura 4 se puede ver como la relación entre la potencia de la señal recibida P_r la potencia transmitida P_t en función de la distancia d en escala logarítmica. Se observan tres curvas que muestran el Path loss, el Path loss con efectos de Shadowing y el efecto combinado de Path loss, Shadowing y Multipath.

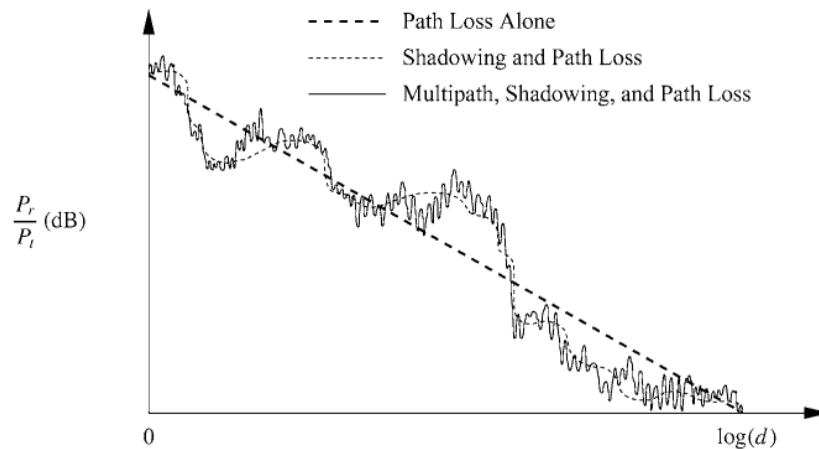


Figura 4: Path Loss, shadowing y Multipath [27].

La forma de cómo se comporta el Path Loss se puede estimar con modelos matemáticos basados en suposiciones teóricas o se puede suponer de mediciones reales. En el caso de la Figura 4 el Path loss se modela a partir de la ecuación pérdida en espacio libre (FSPL, Free Space Path Loss) con la distancia d en escala logarítmica.

3.3 Modelos de propagación

a. Pérdida de trayectoria en Espacio Libre (FSPL, Free-Space Path Loss)

Este modelo describe la pérdida de potencia en condiciones ideales, es decir, sin obstáculos ni interferencias en el entorno. Se basa en la ecuación de Friis, por lo que es un modelo teórico que calcula la relación entre la potencia transmitida y la potencia recibida en un medio sin obstrucciones. La pérdida en espacio libre (Free-Space Path Loss, FSPL) se debe a la dispersión de la señal en el espacio y depende de la distancia entre el transmisor y el receptor, así como de la longitud de onda de la señal [27].

Para que la ecuación de FSPL sea válida, se asumen las siguientes condiciones:

- Las antenas son isótropas y no presentan directividad.
- No hay pérdidas en las antenas ni en los sistemas de transmisión y recepción.
- La polarización de las antenas es idéntica, evitando pérdidas adicionales.
- No hay efectos multitrayectoria.
- La onda de radio viaja en un medio sin obstáculos LOS.

La ecuación fundamental de la pérdida en espacio libre (FSPL) se expresa como:

$$PL(d) = 20 \log(d) + 20 \log f + 20 \log \left(\frac{4 \pi}{c} \right) \quad (1)$$

donde:

- $PL(d)$: Pérdida de trayectoria a una distancia d en dB.
- d : Distancia entre el transmisor y el receptor en m.
- f : Frecuencia de la señal en Hz.
- c : Velocidad de la luz m/s.

c. Modelo de Dos Rayos (Two-Ray Model)

El modelo de dos rayos es una aproximación simplificada de la propagación de señales inalámbricas, es particularmente útil en entornos donde el suelo actúa como una superficie reflectante dominante, como carreteras, zonas rurales y cuerpos de agua. En este modelo, se asume que la señal se propaga por dos trayectorias principales, la trayectoria directa donde la señal viaja en línea de vista (LOS) desde la antena transmisora hasta la antena receptora sin obstrucciones, y la trayectoria reflejada donde la señal rebota en el suelo antes de llegar al receptor, generando un segundo camino de propagación. La interferencia entre ambas señales puede ser constructiva o destructiva, dependiendo

de la fase relativa entre la señal directa y la reflejada. En ciertas condiciones, esta interferencia puede reforzar o atenuar la potencia de la señal recibida [27].

Su ecuación se expresa como:

$$PL(d) = 40 \log(d) + 10 \log(h_{Tx}h_{Rx}) \quad (2)$$

donde:

- $PL(d)$: Pérdida de trayectoria a una distancia d en dB.
- d : Distancia entre el transmisor y el receptor en m.
- h_{Tx} y h_{Rx} : Alturas de antenas Tx y Rx respectivamente en m.

d. Modelo Log-Normal

El modelo log-normal de sombra es un modelo empírico utilizado en comunicaciones inalámbricas para describir la atenuación aleatoria que ocurre cuando una señal es bloqueada parcial o totalmente por obstáculos en el entorno. A diferencia del modelo FSPL que solo considera la dispersión de la señal en el espacio, este modelo incorpora variaciones aleatorias causadas por edificaciones, montañas, árboles y otras estructuras que afectan la propagación de la señal. Este modelo se basa en la idea de que la pérdida de trayectoria en un entorno real no es determinista, sino que varía aleatoriamente alrededor de un valor medio. La variabilidad de la señal sigue una distribución log-normal, lo que significa que la pérdida por shadowing se modela como una variable aleatoria con distribución normal en escala logarítmica [27].

Su ecuación se expresa como:

$$PL(d) = PL(d_0) + 10 n \log\left(\frac{d}{d_0}\right) + X_\sigma \quad (3)$$

Donde:

- $PL(d)$: Pérdida de trayectoria en dB a una distancia d .
- $PL(d_0)$: Pérdida de trayectoria a una distancia de referencia d_0 (generalmente 1 metro).
- n : Exponente de pérdida de trayectoria, que varía según el entorno.
- X_σ : Es un término aleatorio que representa el efecto del shadowing.
- λ : Longitud de onda de la señal, $\lambda = \frac{c}{f}$

e. Modelo Close-In

El modelo Close-In se basa es una forma simplificada del modelo log-normal, en el cual la pérdida de trayectoria se normaliza usando una distancia de referencia d_0 basada en la ecuación FSPL y ajustando el Path Loss Exponent (PLE, n) mediante regresión lineal [13].

Su ecuación se expresa como:

$$PL(d) = PL(d_0) + 10 n \log_{10} \left(\frac{d}{d_0} \right) + X_\sigma \quad (4)$$

$$PL(d_0) = 10 \log_{10} \left(\frac{4 \pi d_0 f}{c} \right)^2 \quad (5)$$

Donde:

- $PL(d)$: Pérdida de trayectoria en dB a una distancia d .
- $PL(d_0)$: Pérdida de trayectoria a una distancia de referencia d_0 (generalmente 1 metro).
- n : Exponente de pérdida de trayectoria, que varía según el entorno.
- X_σ : Es un término aleatorio que representa el efecto del shadowing.
- f : Frecuencia de la señal en Hz.
- c : Velocidad de la luz m/s.

El ajuste de n se realiza mediante regresión lineal sobre los valores de reales de $PL(d)$ obtenidos en mediciones en los entornos.

f. Modelo Floating Intercept

El modelo Floating Intercept (FI) es un modelo empírico de pérdida de trayectoria que ajusta los coeficientes de atenuación sin necesidad de fijar una distancia de referencia. Este modelo permite que los parámetros de atenuación se obtengan directamente de mediciones reales mediante regresión lineal [13].

Su ecuación se expresa como:

$$PL(d) = \alpha + 10 \beta \log_{10}(d) + X_\sigma \quad (6)$$

Donde:

- α y β : Coeficientes ajustables mediante regresión lineal.
- X_σ : Es un término aleatorio que representa el efecto del shadowing.

3.4 Internet of Things

El Internet de las Cosas (IoT, Internet Of Things) es un paradigma tecnológico que se basa en la interconexión de dispositivos físicos mediante redes de comunicación, permitiendo la recopilación, procesamiento y transmisión de datos sin intervención humana directa [1]. La esencia del IoT radica en la capacidad de los dispositivos para sensor, comunicar y actuar, lo que permite una automatización más eficiente en distintos sectores industriales y comerciales.

El concepto de IoT fue introducido por Kevin Ashton en 1999, cuando describió un escenario donde los objetos cotidianos podían equiparse con sensores y conectividad a Internet, facilitando la automatización y el monitoreo remoto [1]. Inicialmente, el IoT se centró en sistemas RFID (Radio Frequency Identification) para la gestión logística, pero con la evolución de las tecnologías de comunicación y el desarrollo de sensores de bajo consumo, se ha expandido a aplicaciones industriales, urbanas y domésticas [29].

Con la llegada de las redes de área amplia de baja potencia (LPWAN, Low Power Wide Area Network) así como el crecimiento del 5G, el IoT ha alcanzado una mayor escalabilidad, permitiendo el despliegue de millones de dispositivos interconectados en entornos urbanos y rurales. Se estima que para el año 2030, más de 30 mil millones de dispositivos estarán conectados en todo el mundo, impulsados por la integración de inteligencia artificial (IA) y edge computing [5].

En la actualidad, las redes IoT se caracterizan por la implementación masiva de dispositivos con recursos limitados, lo que las hace altamente dependientes de redes inalámbricas para la transmisión de datos. Esta dependencia se debe a que las redes inalámbricas permiten conectar millones de dispositivos sin necesidad de infraestructura cableada, facilitando su despliegue en entornos urbanos, industriales y rurales.

Uno de los aspectos más importantes del IoT es su estructura de comunicación, donde los dispositivos IoT, típicamente un nodo central llamado *Gateway* actúa como intermediario entre los dispositivos y la red de Internet. Mientras que los nodos finales, que pueden ser sensores o actuadores, se comunican con el *Gateway* a través de tecnologías inalámbricas de área amplia (*Wide Area Network*, WAN) o de área local (*Local Area Network*, LAN). El desarrollo y estandarización de protocolos de comunicación ha sido clave para la evolución del IoT, permitiendo que los nodos transmitan datos de manera eficiente hacia el *Gateway*, evitando la saturación de conexiones directas a Internet. Esto ha impulsado la creación de tecnologías optimizadas para IoT, enfocadas en bajo consumo energético, largo alcance y alta capacidad de transmisión, como LoRa, Zigbee, NB-IoT y Bluetooth LE [4] [8].

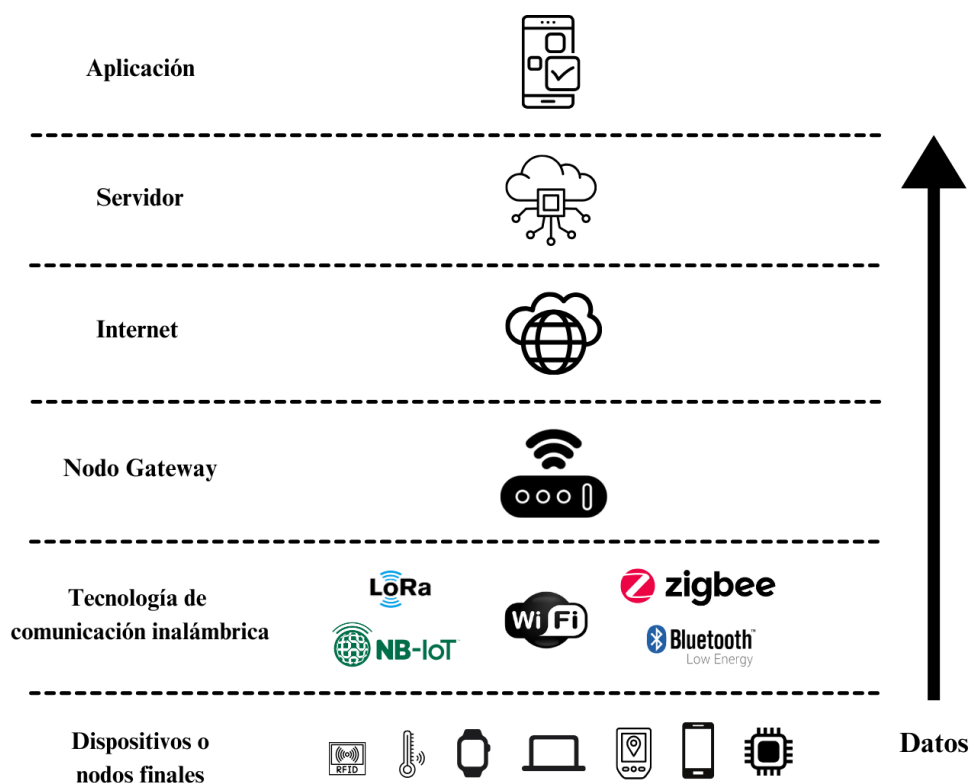


Figura 5: Esquema de estructura típica de redes IoT.

3.4.1 Aplicaciones y Beneficios del IoT

La integración del IoT en diferentes industrias ha permitido la optimización de procesos, la automatización de tareas y la reducción de costos operativos. Sus aplicaciones abarcan diversos sectores, entre los cuales destacan:

- IoT en la Salud (e-Health): El uso del IoT en la telemedicina y monitoreo de pacientes ha permitido una transformación en los sistemas de salud. Dispositivos como sensores biomédicos, wearables y cámaras inteligentes recopilan datos en tiempo real, permitiendo diagnósticos tempranos y tratamientos personalizados [4].
- IoT en la Agricultura Inteligente (Smart Farming): El IoT ha optimizado la gestión de cultivos y ganado, permitiendo la automatización de sistemas de riego, monitoreo del suelo y predicción de condiciones climáticas mediante sensores conectados a la nube [6].
- IoT en Ciudades Inteligentes (Smart Cities): Las ciudades inteligentes utilizan dispositivos IoT para mejorar la movilidad, el uso eficiente de recursos y la seguridad. Sensores instalados en la infraestructura urbana permiten la gestión óptima de tráfico, alumbrado y recolección de residuos [7] [29].

- IoT en la Industria 4.0 (Automatización y Manufactura): El IoT es un pilar fundamental de la Industria 4.0, donde las fábricas inteligentes utilizan sensores conectados a redes inalámbricas de baja latencia para mejorar la eficiencia de la producción [5].

3.5 Tecnologías de comunicación inalámbrica utilizadas

3.5.1 LoRa y LoRaWAN

La tecnología LoRa (Long Range) se refiere a una capa física de comunicación inalámbrica que utiliza la técnica de modulación Chirp Spread Spectrum (CSS). Esta modulación permite codificar la información variando la frecuencia de una señal tipo "chirp", lo que proporciona una gran robustez frente al ruido y las interferencias, además de permitir una comunicación a larga distancia con bajo consumo de energía.

Sin embargo, LoRa por sí sola no define cómo se organiza una red ni cómo se gestionan los dispositivos. Para ello, se emplea LoRaWAN (LoRa Wide Area Network), que es un protocolo de red que opera sobre la capa física LoRa. Este protocolo define una arquitectura de red tipo estrella, en la que los dispositivos finales se comunican directamente con uno o varios gateways, los cuales se encargan de retransmitir los datos hacia un servidor de red (Network Server) y finalmente al servidor de aplicación (Application Server).

LoRaWAN clasifica los dispositivos en tres clases, según sus modos de operación y consumo energético:

- Clase A, con el menor consumo, que solo recibe mensajes en ventanas de tiempo posteriores a sus transmisiones.
- Clase B, que sincroniza ventanas de recepción adicionales mediante señales beacon.
- Clase C, que mantiene la recepción abierta de forma casi continua, a costa de un mayor consumo.

Esta tecnología es especialmente adecuada para aplicaciones de monitoreo de largo alcance y baja frecuencia de transmisión de datos, como agricultura de precisión, monitoreo ambiental, ciudades inteligentes y seguimiento de activos en logística.

En cuanto a sus parámetros técnicos, LoRa permite una cobertura de hasta 30 km en entornos rurales y de 2 a 5 km en zonas urbanas, con velocidades de transmisión que varían entre 0.3 kbps y 50 kbps, dependiendo del factor de expansión (Spread Factor) utilizado. Su consumo energético es extremadamente bajo.

No obstante, LoRaWAN presenta algunas limitaciones, como su baja velocidad de transmisión, mayor latencia, y restricciones en la cantidad de mensajes diarios debido a las regulaciones de uso del espectro libre en la banda ISM.

3.5.2 Zigbee

Zigbee es una tecnología inalámbrica basada en el estándar IEEE 802.15.4, de bajo consumo energético y transmisión de datos a corta distancia. Opera principalmente en la banda de 2.4 GHz y utiliza modulación Offset-QPSK (O-QPSK) con técnica de Direct Sequence Spread Spectrum (DSSS).

La arquitectura de redes Zigbee puede adoptar diferentes topologías, tales como estrella, árbol o malla (mesh). Esta flexibilidad topológica le otorga una ventaja en cuanto a escalabilidad y tolerancia a fallos. La red se compone de tres tipos de dispositivos:

- Coordinador (Zigbee Coordinator), que establece y administra la red.
- Routers (Zigbee Routers), que extienden la cobertura y permiten la retransmisión de mensajes.
- Dispositivos finales (Zigbee End Devices), que suelen ser nodos sensores o actuadores de bajo consumo energético.

Zigbee se ha posicionado como una solución idónea en aplicaciones tales como domótica, automatización industrial, monitoreo ambiental y control de iluminación. En estas aplicaciones, se prioriza la transmisión frecuente de pequeños volúmenes de datos en entornos de comunicación confiables y de baja latencia. Respecto a sus características técnicas, Zigbee ofrece un alcance típico de entre 10 y 100 metros en interiores y hasta 300 metros en exteriores, dependiendo del entorno y los obstáculos, y una velocidad de transmisión de hasta 250 kbps. Su principal ventaja radica en el bajo consumo energético, lo cual permite el funcionamiento prolongado de dispositivos alimentados por baterías.

3.6 Métricas de comparación de Modelos

Para evaluar el ajuste de los modelos empíricos, se calculan métricas de error que comparan las predicciones del modelo con los valores obtenidos en las mediciones, se utilizarán los siguientes:

a. Raíz del Error Cuadrático Medio (RMSE, Root Mean Squared Error)

El error cuadrático medio (RMSE) es una métrica ampliamente utilizada para evaluar la precisión de un modelo, ya que cuantifica la magnitud promedio del error entre los valores predichos y los valores observados. Se define como:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (PL_{medido,i} - PL_{modelo,i})^2} \quad (7)$$

Esta métrica penaliza con mayor severidad los errores grandes debido al cuadrado en su fórmula. Un valor de RMSE más bajo indica un mejor ajuste del modelo a los datos, siendo 0 el valor ideal, correspondiente a predicciones perfectas.

b. Coeficiente de Determinación (R^2)

El coeficiente de determinación R^2 es una métrica estadística que mide la proporción de la varianza total de la variable dependiente que es explicada por el modelo. Se calcula con la siguiente ecuación:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (PL_{medido} - PL_{modelo})^2}{\sum (PL_{medido} - \overline{PL_{medido}})^2} \quad (8)$$

En el contexto de modelos de pérdida de trayectoria, un valor de R^2 cercano a 1 indica que el modelo es capaz de explicar la mayor parte de la variabilidad del PL en función de la distancia. Valores negativos pueden aparecer en modelos mal ajustados y reflejan un mal desempeño.

c. Función de Distribución Acumulada (CDF, Cumulative Distribution Function)

La función de distribución acumulada (CDF) del error de predicción es una herramienta gráfica que permite visualizar la proporción acumulada de predicciones cuyo error absoluto es menor o igual a un determinado umbral:

$$CDF(x) = P(Error \leq x) \quad (9)$$

En este caso, el error absoluto de predicción se define como $|PL_{medido} - PL_{modelo}|$ y la curva resultante representa el porcentaje acumulado de muestras que cumplen con esta condición a medida que aumenta el valor del error. Esta métrica permite identificar umbrales de error aceptables en función del comportamiento global. Una curva CDF más empinada nos habla de un modelo más preciso y robusto debido a la concentración de errores menores. En particular, el valor del percentil 90% del error (es decir, el valor debajo del cual se encuentra el 90% de los errores) es un indicador práctico de la confiabilidad del modelo en la mayoría de los casos.

CAPITULO 4: DISEÑO, CONSTRUCCIÓN Y PROGRAMACIÓN DEL EQUIPO DE MEDICIÓN

4.1 Diseño del equipo

Como se discutió anteriormente, estas campañas de medición se basan en dos tecnologías: LoRa y Zigbee. Para ello, se emplean dos dispositivos comerciales de bajo costo y disponibles en el mercado, comúnmente utilizados en proyectos de IoT. En este caso, se utiliza un LoRa32 v1.3 de la empresa LYLYGO (Figura 6, 1), que integra un microcontrolador ESP32, una pantalla OLED y un chip transceptor LoRa Semtech SX1276. Por otro lado, se emplea un módulo XBee S2C de la empresa Digi (Figura 6, 2), montado sobre un XBee Explorer USB, el cual permite la comunicación USB con el computador para configuración y serial con el ESP32.

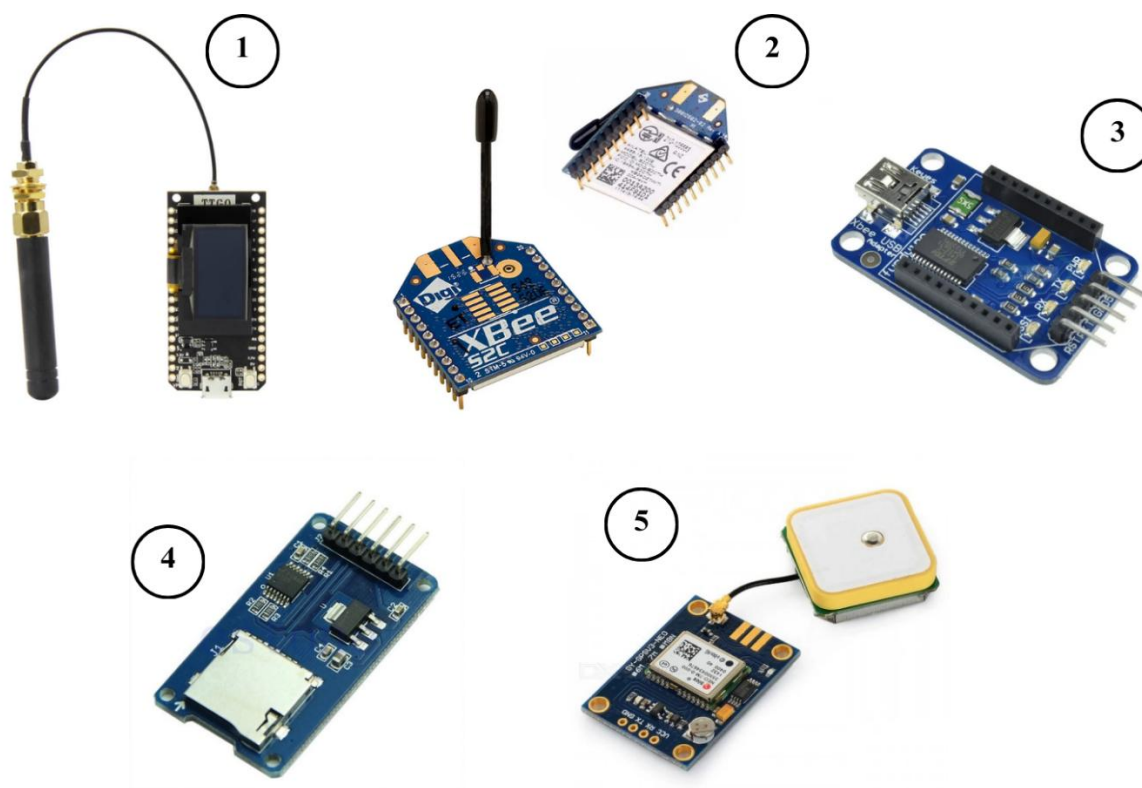


Figura 6: LYLYGO LoRa32 v1.3 (1), Digi Xbee S2C (2), Xbee USB Explorer (3), Módulo Micro SD (4) y Módulo GPS Ublox Neo 7M (5).

Para llevar a cabo la campaña de medición, se diseñaron dos equipos: un dispositivo transmisor (Tx) y un dispositivo receptor (Rx), ambos con el mismo hardware. El módulo LYLYGO LoRa32 (Figura 6, 1) integra internamente el transceptor Semtech SX1276 que permite comunicación LoRa y una pantalla OLED, ambos conectados al microcontrolador ESP32, que actúa como controlador y coordinador del sistema. Además, se incorporan externamente un módulo microSD (Figura 6, 4) y un

módulo GPS Ublox Neo 7M (Figura 6, 5). Por otro lado, también se incorpora el módulo XBee S2C (Figura 6, 2) montado en el Xbee USB Explorer (Figura 6, 3) que permite la comunicación por Zigbee. Estos dispositivos calculan internamente un indicador de intensidad de potencia recibida (Received Signal Strength Indicator, RSSI) en dBm, este permite estimar qué tan fuerte o débil llega una señal al receptor y suele tener una correlación directa con la potencia de recepción, a mayor valor (menos negativo), mejor intensidad de señal. Finalmente, la alimentación se realiza mediante una power bank LG de 20.000 mAh. A continuación, se presenta un esquema que ilustra la conexión y comunicación entre los módulos en la Figura 7.

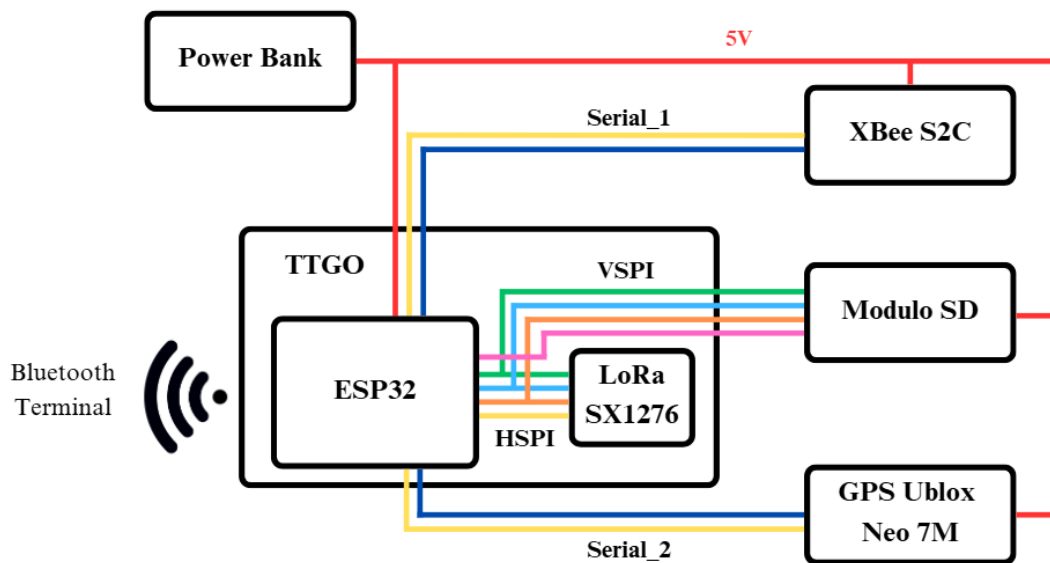


Figura 7: Esquema de conexión y comunicación entre módulos.

Se diseña una caja para organizar y fijar los módulos, con el objetivo de proteger los componentes y prevenir accidentes durante las campañas de medición. Para ello, se utiliza el software Fusion 360. La estructura se diseña considerando los siguientes requisitos:

- Antenas del transceptor LoRa, XBee y GPS expuestas en la parte superior.
- Acceso a tarjeta SD.
- Garantizar espacio suficiente para la interconexión de los módulos.
- Integrar el power bank dentro del diseño.
- Minimizar el tamaño del conjunto.

En la Figura 8 se presentan las imágenes desde varios ángulos que muestran el resultado del diseño. Luego de esto, el conjunto de piezas se imprimió en PLA color negro, los módulos electrónicos antes nombrados fueron sujetos con tornillos al igual que la tapa de los módulos y la tapa del espacio para la power bank.

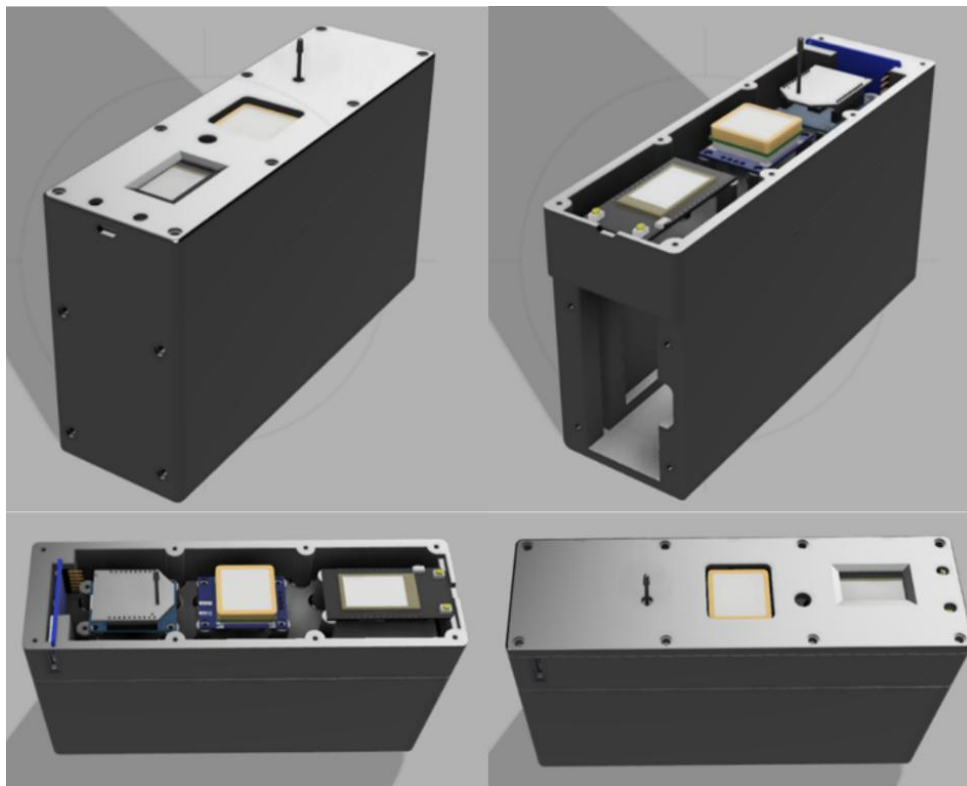


Figura 8: Diseño en 3D de caja para equipo de medición.

Por otro lado, se diseña un soporte para fijar estos módulos a un trípode, utilizando una rosca hembra para tornillo de montaje 1/4"-20 UNC para garantizar una sujeción segura y estable (Figura 9), este soporte se pega con adhesivo instantáneo de cianoacrilato en la parte posterior.

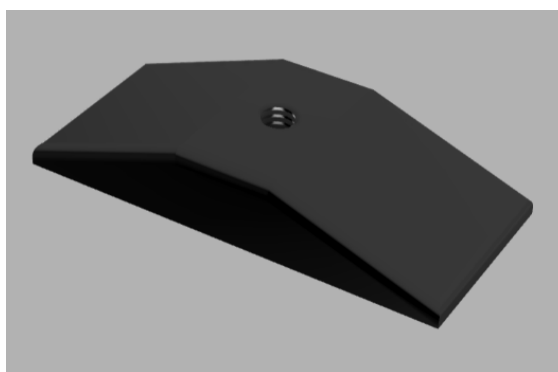


Figura 9: Soporte con rosca hembra 1/4"-20 UNC para trípode.

En el ANEXO A y ANEXO B se encuentran fotografías de los módulos luego de su impresión y ensamble.

4.2 Flujo de datos

El flujo de trabajo se basa en la captura de datos tanto en el transmisor como en el receptor, mientras se varia la distancia entre ellos, por ahora se hablará de manera general para mostrar el funcionamiento y formato de los datos.

Para cada posición distinta del equipo receptor, se acuerda realizar "k" envíos de paquetes por cada tecnología, denominando a cada uno de estos envíos como una "medición", ya que por cada una se obtendrá en el receptor un valor de RSSI asociado a esa distancia.

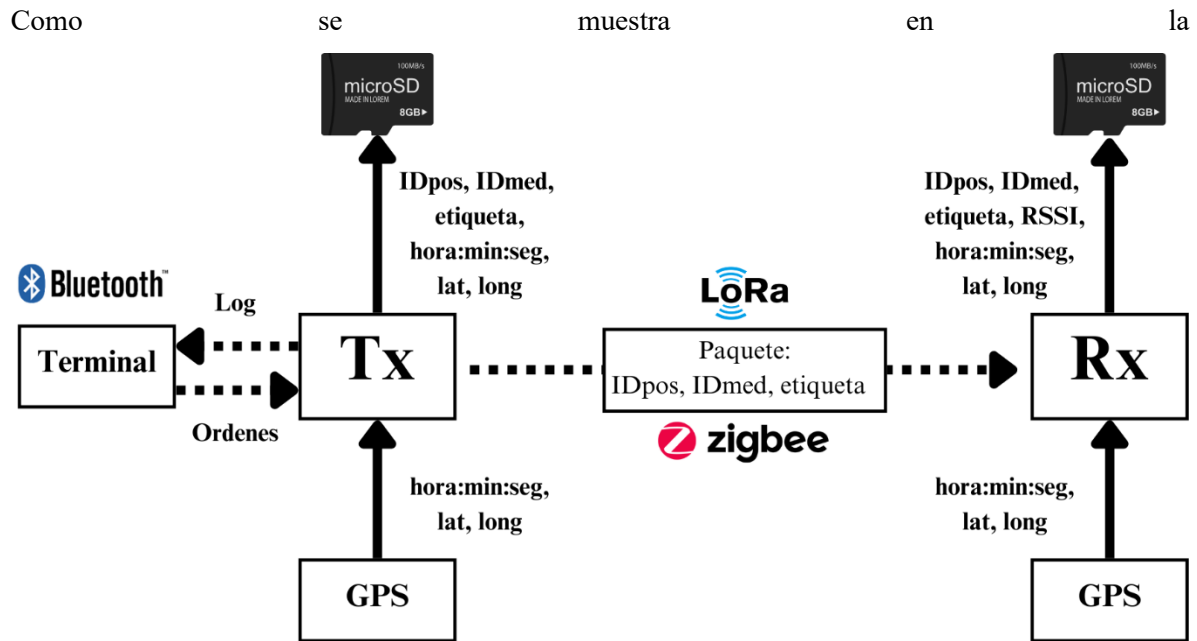


Figura 10, el equipo se comunica con el usuario a través de una terminal Bluetooth, desde donde se le envía órdenes indicando la tecnología y la posición con la que se realizarán las mediciones. Además, se proporciona feedback en tiempo real sobre el estado del proceso de medición.

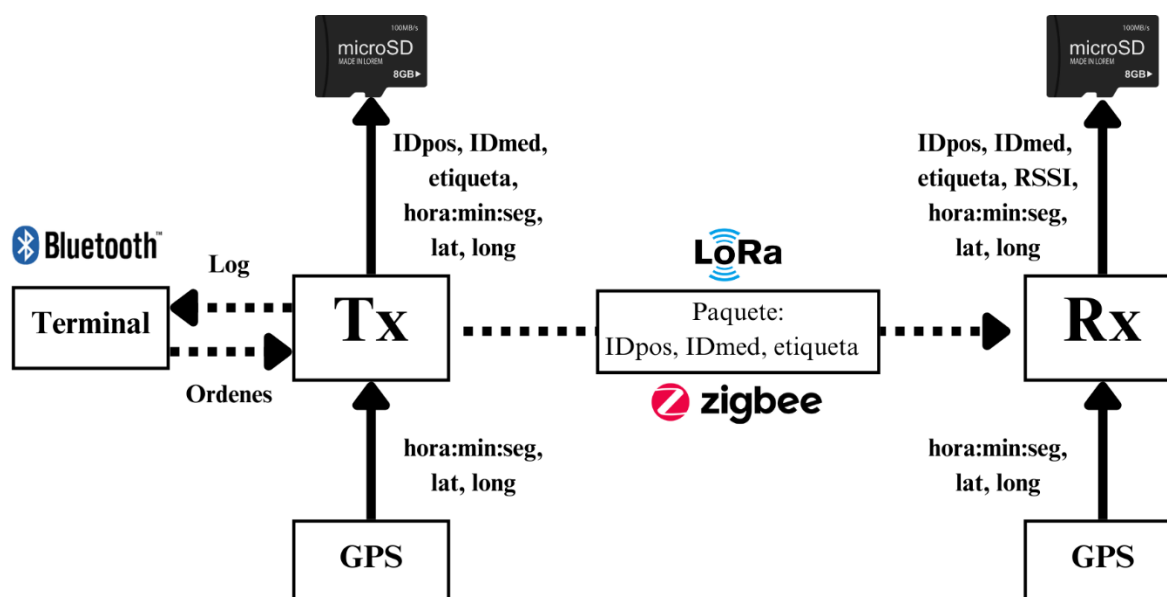


Figura 10: Esquema de flujo de datos en el equipo de medición.

El transmisor envía un paquete que contiene el identificador de la posición (IDpos), un identificador de la medición (IDmed) y una etiqueta (etiqueta) con el nombre de la tecnología utilizada para el envío. Por cada medición, tanto el transmisor como el receptor registran un timestamp y una posición geográfica, proporcionados en “tiempo real” por el módulo GPS en formato (hora:minutos:segundos) y (latitud, longitud), respectivamente. Estos datos se almacenan en un archivo “.txt” en la tarjeta microSD, permitiendo su posterior análisis y procesamiento de la información en un computador.

Es importante destacar que el módulo GPS Neo 7M proporciona coordenadas con hasta seis decimales, lo cual corresponde a una resolución aproximada de 0.11 metros (11 cm) en latitud o longitud. Sin embargo, esto no implica una precisión real en esa escala, ya que la precisión de posicionamiento típica es de 2.5 metros CEP (Circular Error Probable), que indica que el 50% de las mediciones se encuentran dentro de un radio de 2.5 metros del punto real, esto depende muchísimo de las condiciones como visibilidad satelital, interferencias electromagnéticas y presencia de obstáculos.

4.3 Firmware y flujo de medición

4.3.1 Definición de pines

Se definen pines disponibles del ESP32 para comunicar los módulos con sus respectivos protocolos de comunicación, estos son iguales para ambos equipos (Tx y Rx) y se pueden ver en la Tabla 2, es importante destacar que debido al conectado interno de modulo Semtech SX1276 se decide utilizar otro puerto de comunicación SPI para la escritura y lectura en memoria.

Dispositivo	Protocolo	Pin ESP32	Notas
Pantalla OLED	I2C	SDA (GPIO 21), SCL (GPIO 22)	Conectado interno
LoRa SX1276	SPI	CS (GPIO 18) SCK (GPIO 5) MISO (GPIO 19) MOSI (GPIO 27) RESET (GPIO 14) DIO (GPIO 26)	Conectado interno HSPI
Módulo SD	SPI	CS (GPIO 4) SCK (GPIO 25) MISO (GPIO 12) MOSI (GPIO 13)	VSPI
GPS Ublox Neo 7M	Serial	TX (GPIO 15) RX (GPIO 23)	Serial 1
XBee S2C	Serial	TX (GPIO 17) RX (GPIO 16) Solo Tx: RESET(GPIO 0)	Serial 2

Tabla 2: Definición de pines del LoRa32 v1.3.

4.3.2 Entorno y Librerías Utilizadas

El desarrollo del firmware para el transmisor (Tx) y el receptor (Rx) se realiza utilizando el entorno de desarrollo Arduino, con el lenguaje de programación C++. Para la implementación, se utilizó las siguientes librerías:

- NMEAGPS: Manejo del módulo GPS Ublox Neo 7M, permitiendo obtener coordenadas y timestamp.
- SPI y SD: Control de la tarjeta microSD para almacenamiento de datos.
- BluetoothSerial: Comunicación entre el equipo y una terminal Bluetooth desde un Smartphone.
- LoRa: Control del módulo Semtech SX1276 para transmisión y recepción de paquetes LoRa.
- Wire y Adafruit_SSD1306: Manejo de la pantalla OLED para visualización de datos.

4.3.3 Flujo de medición

a. Inicio de mediciones

El proceso de mediciones comienza cuando el equipo Tx está en estado de espera, listo para recibir comandos a través de Bluetooth desde la terminal. El usuario envía un comando seleccionando la tecnología de transmisión a utilizar. Si el comando es “**lora**”, se selecciona LoRa como tecnología de

transmisión, si el comando es “zb”, se selecciona Zigbee, luego se pide un numero entero como ID de una posición en donde se quiera medir.

También se añaden ciertos comandos de ayuda como “tgps”, que consulta el estado del GPS, “tlora” o “tzb” que realizan un envío de un paquete de pruebas de transmisión.

b. Tx envía paquetes

Antes de cada transmisión, el Tx obtiene su ubicación GPS y timestamp, luego consulta el total de mediciones, si lo alcanzó el valor “k” termina la medición, en caso contrario, se continúa transmitiendo los paquetes en formato:

(IDpos, IDmed, etiqueta)

Con el valor de “etiqueta” dependiendo de la tecnología seleccionada LoRa o Zigbee. Una vez enviado, Tx almacena en la microSD el paquete con los datos GPS en el formato:

(IDpos, IDmed, etiqueta, HH:MM:SS,lat,long)

Este paquete es enviado “k” veces según el protocolo seleccionado, con intervalos de 500 ms para LoRa y 4000 ms para Zigbee. Debido a que para el caso de Zigbee, se debe esperar lo suficiente como para que el receptor consulte el RSSI y vuelva a estar disponible para recibir un paquete, esto se comenta a continuación.

c. Rx recibe paquete

El Rx está constantemente escuchando por paquetes entrantes de ambos protocolos. Si el paquete llega por LoRa, se lee el paquete y se pregunta RSSI del paquete. Si el paquete llega por Zigbee, se lee el paquete y se pregunta RSSI del paquete con la función obtenerRSSI(), que hace un pequeño algoritmo que solicita el RSSI del último mensaje recibido, esto toma un tiempo, ya que se debe entrar en modo “AT” del módulo Xbee, confirmar el acceso, como se ve en el ANEXO C.

El Rx obtiene su propia posición GPS y timestamp, luego almacena en la microSD.

- Archivo /DatosRx_LoRa.txt:

IDpos, IDmed, “lora”, RSSI, HH:MM:SS, lat, long.

- Archivo /DatosRx_ZigBee.txt:

IDpos, IDmed, “zb”, RSSI, HH:MM:SS, lat, long.

d. Fin de mediciones

Al completarse las “k” mediciones el ciclo puede volver a empezar con cualquier tecnología.

En la Figura 11 y en la Figura 12 se puede ver el diagrama de flujo del firmware antes descrito, para poder obtener mediciones en las posiciones necesarias.

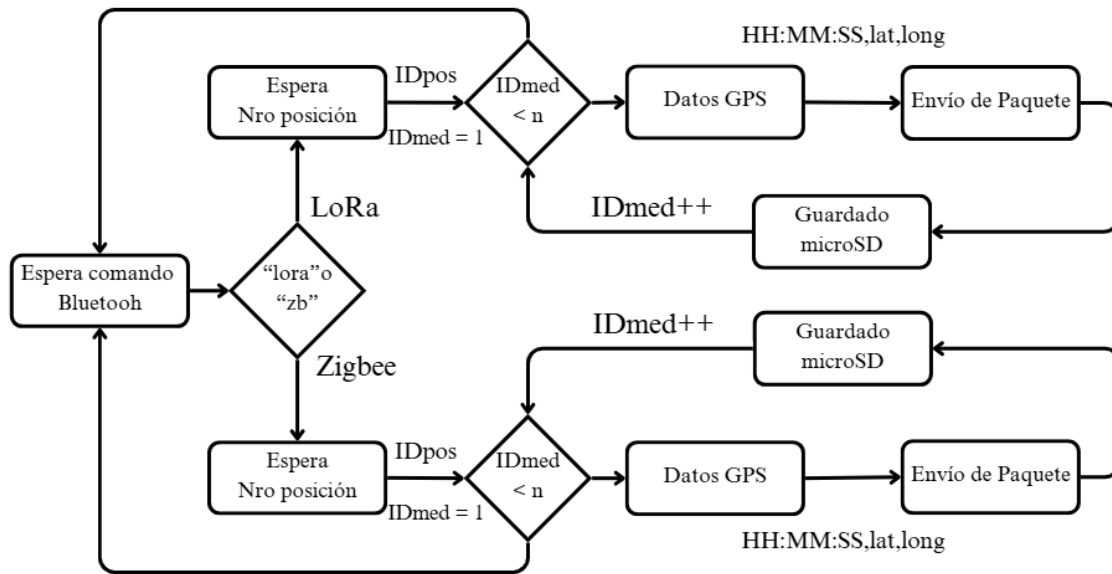


Figura 11: Diagrama de flujo del firmware equipo Tx.

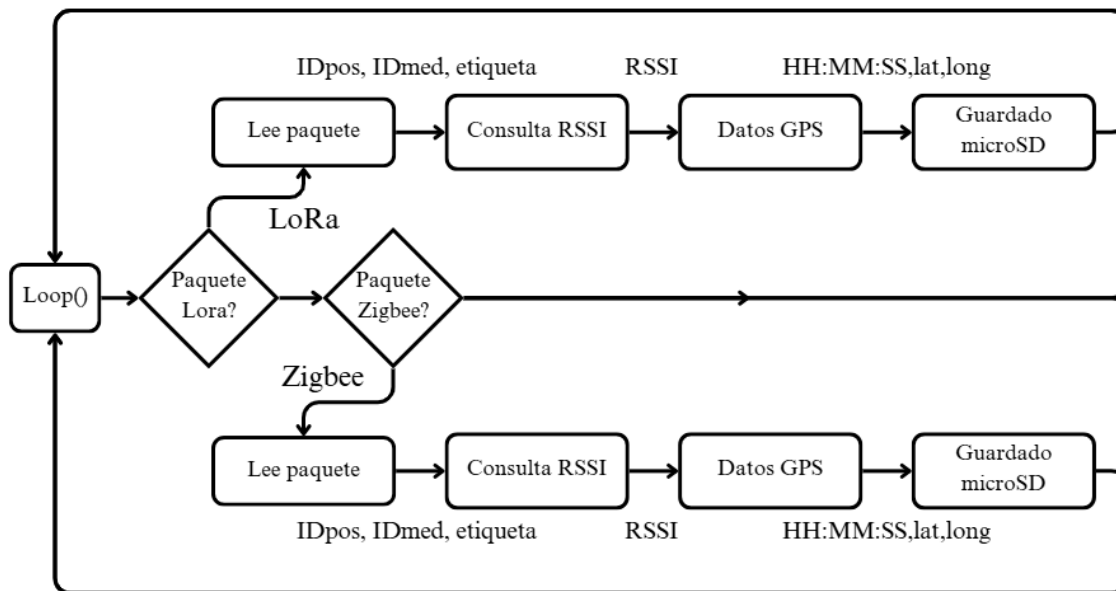


Figura 12: Diagrama de flujo del firmware equipo Rx.

CAPITULO 5: METODOLOGÍA DE CAMPAÑAS DE MEDICIÓN

5.1 Escenarios de medición

La elección de escenarios de medición es un aspecto fundamental, ya que deben representar distintos entornos con características que puedan influir en la propagación de señales inalámbricas dentro de un campus universitario. En este caso, las mediciones se realizaron en el campus Casa Central de la Universidad Técnica Federico Santa María, seleccionando tres escenarios representativos que permiten evaluar distintos medios de transmisión y su impacto en la señal:

- 1) **Patio del Cañón:** Este escenario permite caracterizar el efecto de la vegetación en la propagación de la señal, evaluando la atenuación y dispersión que generan los árboles y el follaje. En este entorno, la presencia de múltiples obstáculos naturales puede provocar reflexión, difracción y absorción de la señal, afectando su cobertura y calidad.
- 2) **Piscina (Edificio B):** Se eligió este entorno para analizar el impacto del agua y las estructuras perimetrales en la transmisión. Si bien se tiene LOS, el agua es un medio altamente absorbente para ciertas frecuencias de radio, lo que podría eventualmente influir en la pérdida de señal. Además, los edificios que rodean la piscina generan un entorno donde los efectos de reflexión y multipath pueden modificar la estabilidad del enlace.
- 3) **Cancha de pasto:** Representa un entorno despejado con LOS, permitiendo evaluar el comportamiento de las tecnologías en condiciones ideales, sin obstáculos físicos entre el transmisor y el receptor. Este escenario permite obtener una línea base de referencia, ya que la propagación de la señal ocurre sin interferencias directas, permitiendo comparar la degradación que se produce en los otros entornos.

Es relevante destacar que la ubicación del equipo transmisor (Tx) fue seleccionada estratégicamente con el objetivo de maximizar la distancia de transmisión en cada uno de los escenarios evaluados y representar lo mejor posible el entorno. Para ello, el transmisor fue instalada en una de las esquinas de los escenarios 2 y 3, permitiendo así aprovechar al máximo la extensión geográfica disponible y observar el comportamiento del canal en condiciones de mayor distancia, en el caso del escenario 1 posicionando la antena en el centro del ancho, se podía adquirir más información de la atenuación de las columnas de árboles.

Los escenarios fueron seleccionados para cubrir diferentes condiciones de propagación y así obtener una caracterización más completa del desempeño de LoRa y Zigbee en entornos reales. En la Figura 13 se puede apreciar en imagen satelital los escenarios en donde se ejecutaron las campañas de medición y el lugar en donde se pone el equipo Tx.

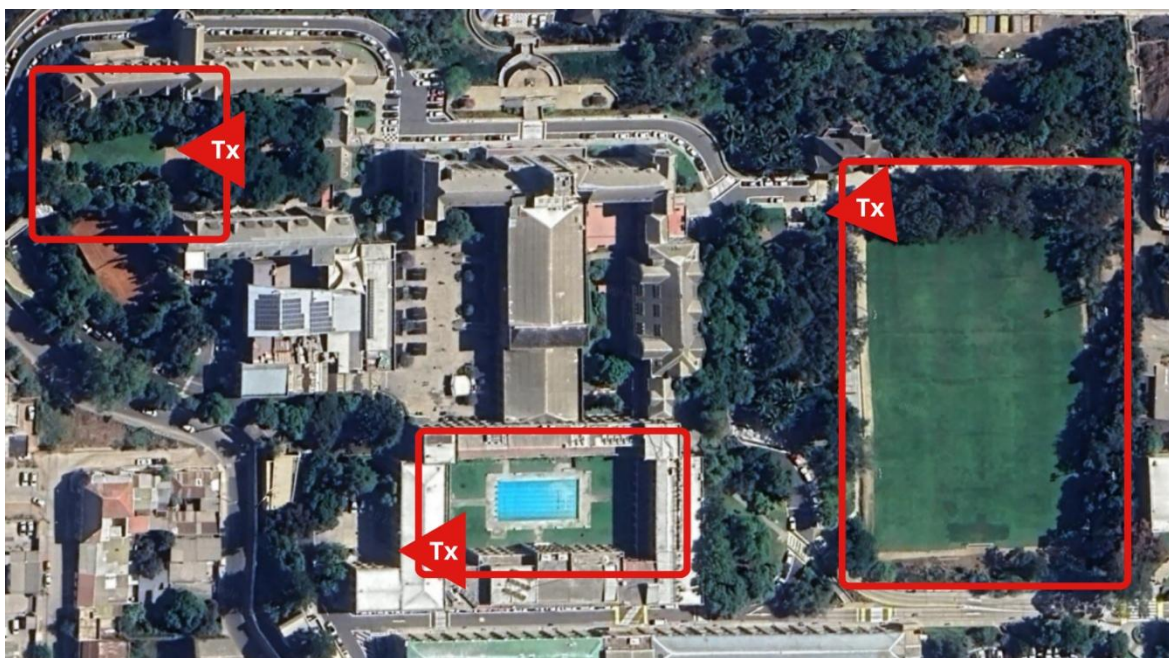


Figura 13: Imagen satelital de escenarios de medición propuestos en campus USM Casa Central.

5.2 Configuración y procedimiento de medición

Como se mencionó previamente, se dispone de dos dispositivos capaces de establecer comunicación punto a punto utilizando las tecnologías LoRa y Zigbee. Con el objetivo de caracterizar el comportamiento del Path Loss en distintos entornos, se implementó un procedimiento de medición basado en la recolección del nivel de señal recibida (RSSI) en una grilla predefinida dentro de cada escenario de estudio.

El equipo transmisor (Tx) se mantiene fijo en una posición del área de medición, mientras que el equipo receptor (Rx) se desplaza secuencialmente por los distintos puntos que conforman la grilla, registrando mediciones en cada una de esas posiciones. Dichos puntos representan ubicaciones específicas dentro del flujo de medición, según la configuración previamente definida en el firmware de ambos dispositivos.

En cada punto de la grilla se realizan múltiples mediciones con el fin de obtener una estimación representativa del RSSI y permitir el análisis estadístico del canal. El número de mediciones consideradas por punto es:

- $k = 30$, tanto para la tecnología LoRa como para Zigbee.

El valor de $k = 30$ fue determinado como un compromiso adecuado entre precisión y tiempo de medición, permitiendo obtener un valor promedio robusto del RSSI por ubicación. Adicionalmente, este número de muestras permite calcular una tasa de error de paquetes (PER) con una resolución de aproximadamente 0.033, dado que, al transmitir 30 paquetes, la mínima unidad de error corresponde a un solo paquete perdido ($PER = 1/30 \approx 0.033$).

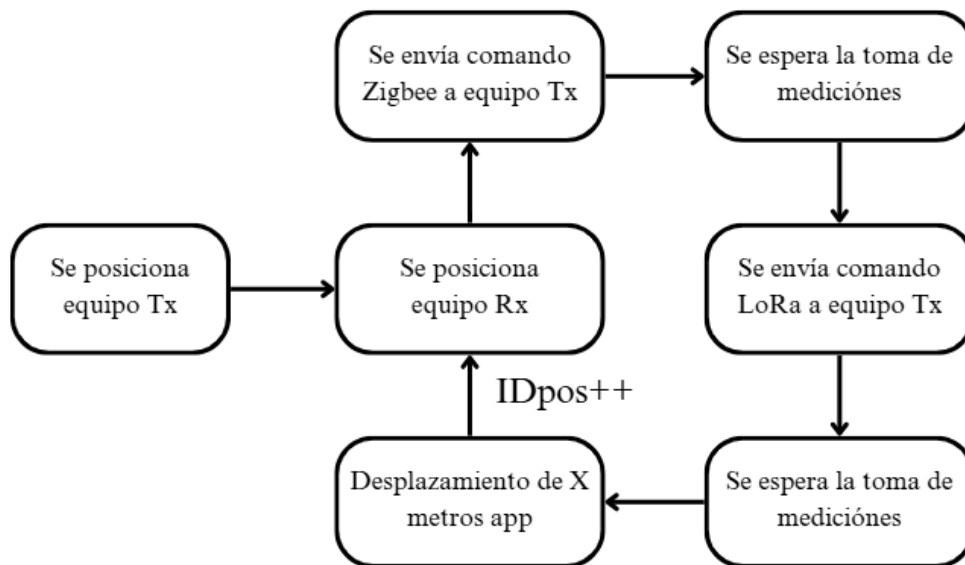


Figura 14: Flujo de campaña de medición.

El transmisor (Tx) se instala a 1.75 m del suelo, fijado en un trípode para garantizar estabilidad y alturas uniformes de transmisión, de igual manera receptor (Rx) se posiciona en un trípode a 1.4 m del suelo, una altura seleccionada para simular aplicaciones reales de IoT donde los dispositivos suelen estar ubicados a niveles accesibles para humanos [11].

Para las mediciones con LoRa, el equipo transmisor se configuró con los siguientes parámetros:

- Frecuencia de operación: 915 MHz.
- Potencia de transmisión: 17 dBm.
- Spreading Factor (SF): 7.
- Ancho de banda: 125 kHz.
- Coding Rate (CR): 4/5.
- Longitud del preámbulo: 8 símbolos.
- Sync Word: 0x34.
- CRC: Deshabilitado.

Para las mediciones con Zigbee, el equipo transmisor se configuró con los siguientes parámetros:

- Frecuencia de operación: 2.4 GHz (IEEE 802.15.4).
- Potencia de transmisión (PL): 8 dBm
(Power Level Highest[4] +5dBm y Boost Mode Enable +3dBm).
- Velocidad de datos (BD): 250 kbps (tasa de datos estándar de Zigbee).

	LoRa	Zigbee
Dispositivos Tx y Rx	LYLYGO LoRa32 V1.3 (SX1276)	Digi XBee ZB S2C
Banda de frecuencia	Banda ISM 915 MHz	Banda ISM 2.4 GHz
Potencia Tx	17 dBm	8 dBm
Sensibilidad Rx	-123 dBm	-102 dBm
Spread Factor	7	-
Mediciones por posición	30	
Altura Tx	1,75 m	
Altura Rx	1.40 m	

Tabla 3: Resumen de configuración de campaña de medición [23][24].

El módulo Xbee ZB S2C fue configurado con la mayor potencia de transmisión disponible con 5 dBm de potencia máxima más 3 dBm al activar el Boost Mode, o sea, 8 dBm. En cambio, el módulo Semtech SX1276 se mantuvo con la configuración de potencia de transmisión predeterminada de 17 dBm. Esta diferencia en los niveles de potencia implica que no es posible realizar una comparación directa entre ambas tecnologías en términos de RSSI, ya que las condiciones de transmisión no son equivalentes.

Durante la realización de las campañas de medición, se observó que la señal GPS era deficiente, especialmente debido a la naturaleza de los escenarios 1 (Patio del Cañón) y 2 (Piscina), donde las condiciones de visibilidad satelital eran limitadas. Esto provocó errores significativos en las posiciones registradas, por lo que se optó por construir una grilla de posiciones midiendo manualmente las coordenadas x e y con una huincha métrica, tomando como referencia la ubicación

de la antena transmisora (Tx). Estas posiciones fueron luego registradas en un archivo de texto “.txt” para ser utilizadas en el posprocesamiento de los datos.

5.3 Tratamiento de Datos

Una vez finalizada la campaña de medición, los datos recopilados en la microSD del equipo receptor (Rx) son procesados mediante scripts en Python. El procesamiento de los datos consta de tres etapas principales:

a. Conversión de RSSI y promediado de Datos

Se extraen los datos almacenados en la microSD del receptor, organizados por posición de medición. Para cada posición en la grilla, se calculan los valores promedios de:

- **RSSI:** Se realiza la conversión de dBm a mW, se obtiene el promedio y luego se vuelve a transformar a dBm.
- **Coordenadas GPS:** Se promedian las latitudes y longitudes para obtener una posición geográfica representativa de la medición. Como se comentó anteriormente, el GPS introduce variaciones en las lecturas debido a factores como la disponibilidad de satélites, errores de precisión y variaciones en la señal. Promediar las coordenadas minimiza estos errores, obteniendo una posición más representativa del punto de medición.

Además, al conocer de antemano la cantidad total de paquetes que deberían llegar al receptor (Rx), es posible calcular la ratio de pérdida de paquetes, dividiendo la cantidad de paquetes no recibidos por la cantidad de paquetes que sí fueron recibidos correctamente. De esta manera, se puede estimar la Tasa de Error de Paquetes (Packet Error Ratio, PER).

b. Cálculo de la Distancia entre Tx y Rx

Con la latitud y longitud promedio de cada posición medida, se calcula la distancia en metros respecto a la posición geográfica del Tx. Esto se realiza utilizando la fórmula de la distancia de Haversine, la cual permite calcular la distancia entre dos puntos en la superficie terrestre, en el ANEXO D se puede ver la función implementada en Python. Para el caso de los escenarios antes mencionados se salta este paso, y se calcula la distancia euclidiana directamente de los valores obtenidos con la huincha de medir.

Con estas distancias aproximadas, se obtiene una correspondencia directa entre RSSI, PER y distancia al transmisor. Con el fin de observar cómo se comporta el RSSI y la cantidad de paquetes recibidos, se calcula la posición relativa de las coordenadas en metros, lo que permite visualizar gráficos de

RSSI vs posición (x, y) y PER vs posición (x, y). Estos gráficos permiten analizar cómo la señal se ve afectada por la distancia y los diferentes entornos de medición.

c. Cálculo de Path Loss

Por último, para cada posición, se calcula el Path Loss a partir del RSSI, la potencia de transmisión conocida del equipo transmisor y las ganancias de las antenas correspondiente a cada tecnología [13].

$$PL = P_{Tx} + G_{Tx} + G_{Rx} - RSSI \quad (10)$$

Donde:

- P_{Tx} : Potencia de transmisión en dBm.
- G_{Tx} : Ganancia de la antena del transmisor en dBi.
- G_{Rx} : Ganancia de la antena del receptor en dBi.
- $RSSI$: Potencia de la señal recibida en dBm.

Para el caso de los dispositivos utilizados con tecnología LoRa, se considera que las antenas tanto del transmisor como del receptor presentan una ganancia típica de aproximadamente 2 dBi, valor representativo de las antenas externas omnidireccionales incluidas en los módulos LoRa32 v1.3 (LilyGO), las cuales se conectan mediante conector IPX/SMA.

De manera similar, para los módulos ZigBee XBee S2C empleados en el proyecto, se asume una ganancia de antena de 2 dBi, correspondiente al tipo de antena integrada tipo wire whip (cable monopolo) soldada directamente en el PCB del módulo. Este tipo de antena presenta una ganancia variable, siendo el valor de 2 dBi una estimación razonable para los cálculos de Path Loss a partir de las mediciones de RSSI.

CAPITULO 6: MODELADO DEL PATH LOSS

En esta sección se realiza el ajuste de los modelos empíricos de propagación CI y FI, a partir de datos obtenidos en campañas de medición. El estudio del comportamiento de la propagación de ondas electromagnéticas permite comprender cómo se distribuye la energía de una señal en el espacio. Para ello, se utilizan modelos de propagación, los cuales son herramientas fundamentales para estimar la potencia de la señal recibida y, por ende, optimizar el diseño de redes inalámbricas.

Una de las metodologías más comunes consiste en usar modelos empíricos, los cuales se ajustan a partir de datos reales obtenidos mediante mediciones de RSSI en el entorno a caracterizar [13]. Además del ajuste de los modelos empíricos se incorpora como referencia comparativa el modelo FSPL, el cual corresponde a un modelo teórico ampliamente utilizado en el análisis de propagación de señales inalámbricas. Este modelo permite obtener una curva base de comparación, dado que el FSPL representa un escenario ideal. Por esto, se espera que los valores de Path Loss medidos superen a los predichos por el FSPL, debido a los múltiples factores que afectan la transmisión presente en los escenarios.

6.1 Ajuste de modelo

Para ajustar los modelos, se aplica regresión no lineal, utilizando la función “*curve_fit*” de la librería `scipy.optimize` en Python. Esta técnica permite encontrar los parámetros óptimos que minimizan el error entre los valores observados y los predichos por el modelo. Para el modelo Close-In (CI), se estima el parámetro n , conocido como exponente de pérdida de trayectoria y para modelo Floating Intercept (FI), se estiman los parámetros α (pendiente) y β (intercepto).

Los datos utilizados para el ajuste corresponden a las distancias entre transmisor (Tx) y receptor (Rx), junto con los valores de Path Loss, calculados a partir del RSSI medido en cada punto, utilizando la ecuación (10).

Para este ajuste, se utiliza el 70% de los datos para hacer el ajuste o entrenamiento del modelo, mientras que el 30% restante se utiliza para hacer la validación del modelo, como se verá a continuación.

6.2 Validación del Modelo

Una vez ajustados los modelos, es necesario evaluar su capacidad predictiva, es decir, qué tan bien se desempeñan ante datos nuevos no utilizados durante el entrenamiento. Para ello se emplea el método de “hold-out validation” [30].

Este método consiste en dividir el conjunto de datos en dos subconjuntos de manera aleatoria (en este trabajo se utilizó una partición 70/30):

- Conjunto de entrenamiento (70%): se utiliza para ajustar los modelos.
- Conjunto de prueba (30%): se reserva para validar el rendimiento del modelo.

Este enfoque permite estimar métricas de desempeño y verificar si el modelo generaliza correctamente al enfrentarse a datos nuevos. Así, se puede comparar la capacidad de predicción entre distintos modelos y seleccionar aquel que ofrezca un mejor ajuste sin presentar problemas típicos como overfitting (sobreajuste).

6.3 Procedimiento

- 1 Definición de modelos: Se definen en Python las funciones correspondientes a los modelos Close-In (CI) y Floating Intercept (FI), expresadas en términos de los parámetros a estimar (n para CI; α y β para FI).
- 2 División aleatoria de datos: Se realiza una división aleatoria del conjunto total de datos en dos subconjuntos, 70% de los datos para ajustar el modelo y el 30% restante para validar el rendimiento del modelo. Esta división se realiza utilizando herramientas de manipulación de datos en Python, como la función “*train_test_split*” de la librería scikit-learn, garantizando que la selección sea representativa y aleatoria.
- 3 Ajuste de los modelos: Se aplica regresión no lineal mediante *curve_fit* sobre los datos de entrenamiento para estimar los parámetros óptimos que mejor se ajusten a los valores reales.
- 4 Gráficos de modelos ajustados: Se grafican las curvas de los modelos usando los parámetros estimados por la regresión no lineal.
- 5 Generación de predicciones sobre conjunto de prueba: Se utilizan los modelos ajustados para generar predicciones de Path Loss sobre los datos del conjunto de prueba.
- 6 Evaluación del desempeño: Se comparan los valores predichos por los modelos con los valores reales del conjunto de prueba. Para ello, se calculan métricas de rendimiento como el Error Cuadrático Medio (RMSE) y el Coeficiente de Determinación R^2 lo que permite cuantificar el desempeño de cada modelo ante datos no vistos durante el ajuste.

CAPITULO 7: RESULTADO OBTENIDOS

Se muestran los resultados obtenidos luego del procesamiento de los datos, y de obtener los modelos ajustados a partir de los datos provenientes de las campañas de medición para los 3 escenarios.

7.1 Escenario 1: Patio del Cañón

El primer escenario corresponde al Patio del Cañón, en la Figura 15 se puede ver la grilla de puntos referenciales obtenida en la campaña de medición. Este escenario cuenta con abundante vegetación, árboles de mediana altura y condiciones de NLOS que afectan considerablemente la propagación de señales. Estas mismas características generan que disminuya la precisión del módulo GPS, por lo que se opta por la utilización de guincha de medir y se obtiene valores de distancia x e y relativos al equipo Tx como se comentó anteriormente.

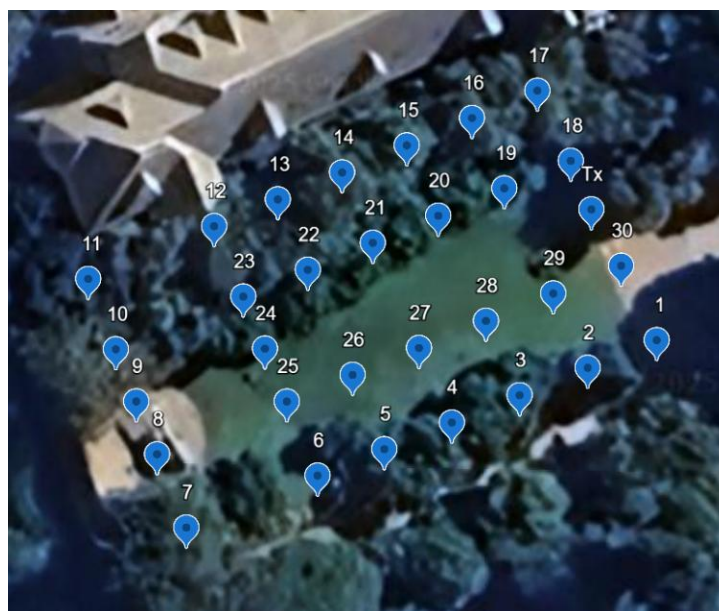


Figura 15: Imagen satelital con los puntos de cada posición de la grilla en la Patio del Cañón (Escenario 1).

1. Patio del cañón			
Tecnología inalámbrica	n	alpha	beta
LoRa	4.42	58.49	2.26
Zigbee	3.69	51.54	2.76

Tabla 4: Valores de parámetros “n” para modelo CI, α y β para modelo FI en el Escenario 1.

El transmisor se ubicó en medio del ancho del Patio del Cañón, en las coordenadas: latitud -33.035055 y longitud -71.596786, permitiendo condiciones de línea de vista (LOS) hacia el centro del escenario,

pero generando condiciones NLOS hacia los extremos perimetrales debido a la presencia de vegetación. Los parámetros obtenidos del ajuste de los modelos CI y FI se muestran en la Tabla 4.

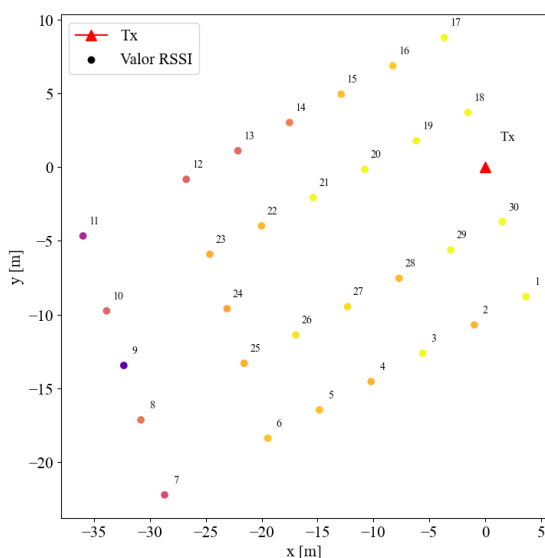


Figura 16: RSSI vs (x, y) para mediciones LoRa en el Patio del cañón.

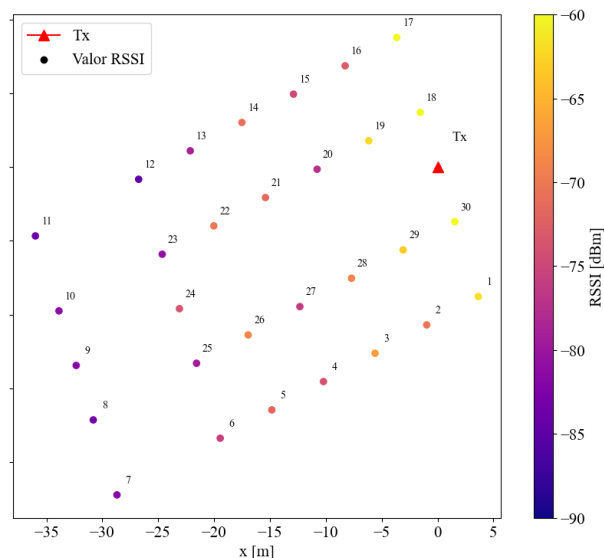


Figura 17: RSSI vs (x, y) para mediciones Zigbee en el Patio del cañón.

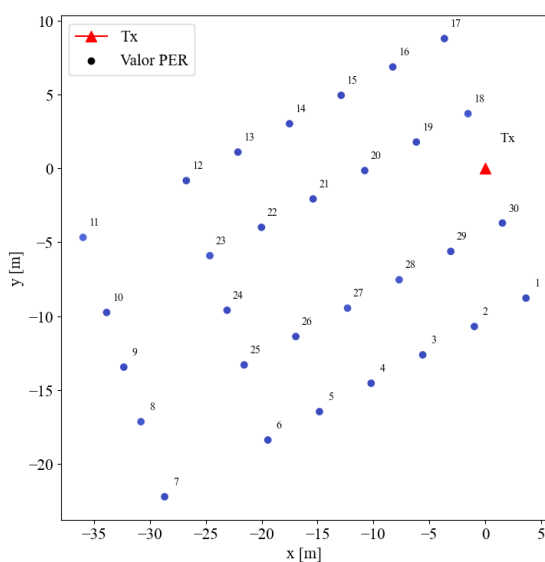


Figura 18: PER vs (x, y) para mediciones LoRa en el Patio del cañón.

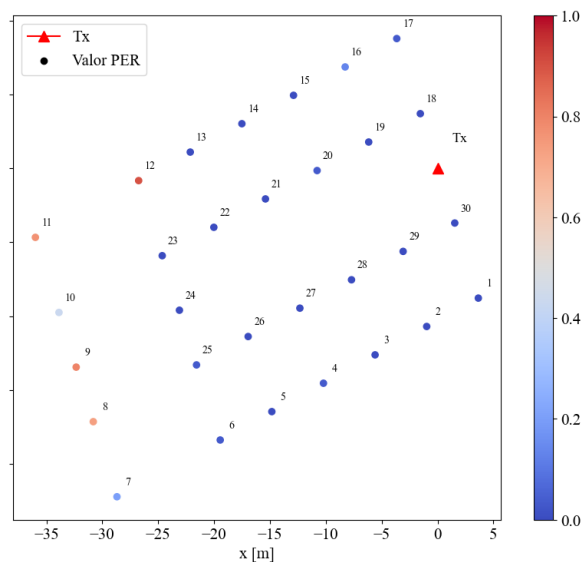


Figura 19: PER vs (x, y) para mediciones Zigbee en el Patio del cañón.

En este escenario, las mediciones de RSSI mostraron una caída pronunciada en función de la distancia al transmisor en la zona perimetral, con una señal debilitada producto del sombreado generado por una columna de árboles. Tal como se observa en las Figura 16 y Figura 17, LoRa presentó niveles de RSSI más altos y estables en comparación con Zigbee, esperable dado que su potencia de transmisión

es mayor. Analizando el PER, mostrado en las Figura 18 y Figura 19, se observa que Zigbee presentó mayores tasas de error en las posiciones más alejadas o con mayor obstrucción, con valores de hasta al 60% en algunos puntos, mientras que LoRa mantuvo un rendimiento más consistente con un PER menor al 6% en todos los puntos.

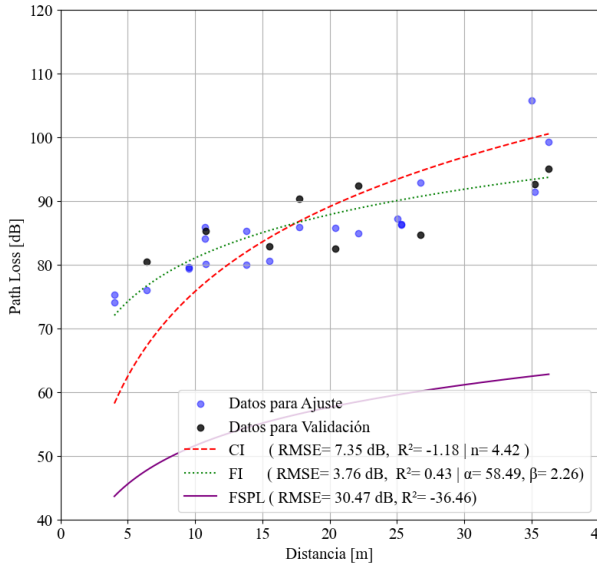


Figura 20: Path Loss de los datos reales y modelos CI, FI y FSPL para mediciones LoRa en Patio del Cañón.

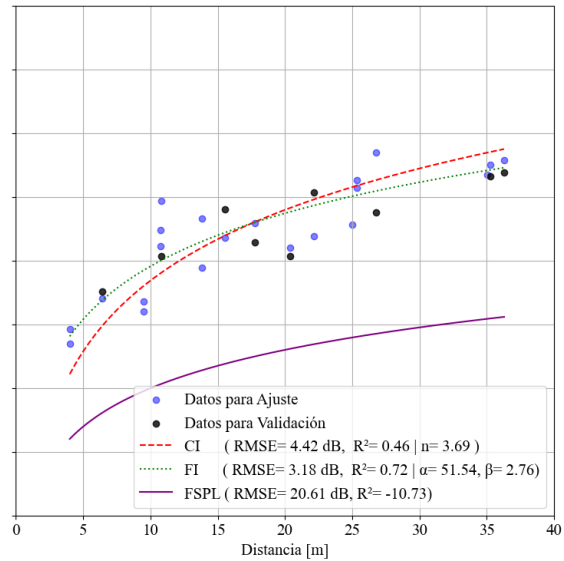


Figura 21: Path Loss de los datos reales y modelos CI, FI y FSPL para mediciones Zigbee en Patio del Cañón.

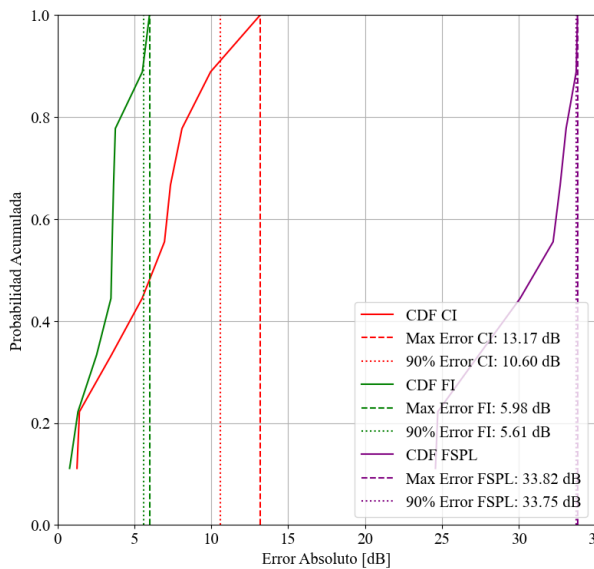


Figura 22: CDF del error absoluto de predicción de modelos CI, FI y FSPL para mediciones LoRa en Patio del Cañón.

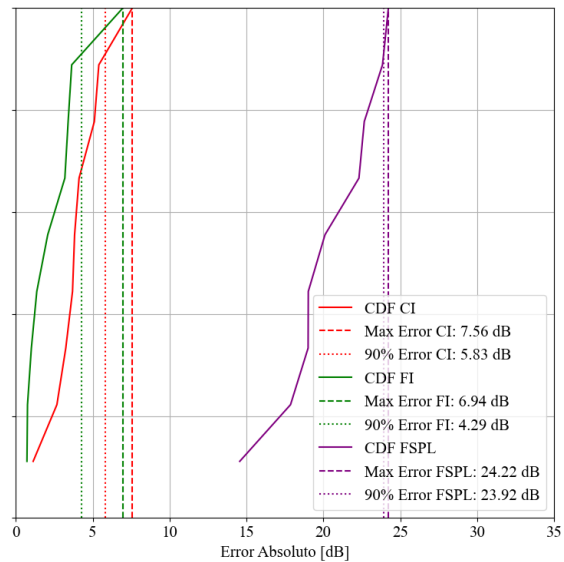


Figura 23: CDF del error absoluto de predicción de modelos CI, FI y FSPL para mediciones Zigbee en Patio del Cañón.

En cuanto a los modelos de Path Loss ajustados en la Figura 20 y Figura 21, en el caso de LoRa, el modelo CI presentó un RMSE de 7.35 dB y un R^2 negativo de -1.18, lo que indica un pobre ajuste a los datos reales. En contraste, el modelo Floating Intercept (FI) logró un mejor desempeño, con RMSE de 3.76 dB y $R^2 = 0.43$, evidenciando una mayor capacidad para representar el comportamiento real del canal. En el caso de Zigbee, el modelo CI alcanzó un RMSE de 4.42 dB y un $R^2 = 0.46$, lo cual representa un mejor ajuste de este modelo en comparación con el caso de LoRa. Sin embargo, el modelo FI presentó un RMSE de 3.18 dB y un $R^2 = 0.72$, siendo más preciso que CI en términos de RMSE y mejor ajustado. Por su parte, el modelo teórico FSPL para ambas tecnologías mostró una elevada discrepancia con los datos, lo que reafirma que las condiciones reales de propagación difieren considerablemente del ideal de espacio libre.

Como forma complementaria de evaluar la calidad del ajuste, con ayuda de la CDF en la Figura 22 y Figura 23, en el caso de LoRa, se observa que el modelo FI predice con mayor precisión, alcanzando un valor de error absoluto menor a 5.61 dB en el percentil 90%. En contraste, el modelo CI presenta una curva menos inclinada, con una mayor dispersión de errores y un percentil 90% a 10.60 dB, reflejando menor capacidad para predecir el comportamiento del canal. Para Zigbee, ambos modelos muestran un desempeño relativamente parejo, aunque FI concentra una mayor proporción de errores bajos. A pesar de que las diferencias entre CI y FI en Zigbee son menos marcadas que en LoRa, se observa que el modelo FI tiene ligeramente mejores métricas que CI.

Estos resultados reflejan que para LoRa el modelo FI fue claramente superior, mientras que para Zigbee ambos modelos CI y FI ofrecieron un ajuste aceptable, sin embargo, el modelo FI obtiene menor error absoluto de predicción.

7.2 Escenario 2: Piscina (Edificio B)

El segundo escenario corresponde a la piscina, en la Figura 24 se muestra la grilla de puntos referenciales obtenida tras realizar la campaña de mediciones. Este escenario cuenta con múltiples superficies reflectantes, como la piscina en el centro del escenario y edificios altos por todo el perímetro, esta misma característica genera una condición similar al Escenario 1 con los datos GPS, por lo que se utiliza la misma metodología con la huincha de medir.



Figura 24: Imagen satelital con los puntos de cada posición de la grilla en la Piscina (Escenario 2).

2. Piscina			
Tecnología inalámbrica	n	alpha	beta
LoRa	3.70	59.35	1.77
Zigbee	3.37	56.40	2.23

Tabla 5: Valores de parámetros “n” para modelo CI, α y β para modelo FI en el Escenario 2.

El equipo de transmisión fue ubicado en las siguientes coordenadas geográficas: latitud -33.035775 y longitud -71.595400, en una esquina del escenario, teniendo la piscina en el centro y edificios en todo el perímetro, se conserva LOS entre los equipos. Los parámetros obtenidos del ajuste de los modelos CI y FI se muestran en la Tabla 5.

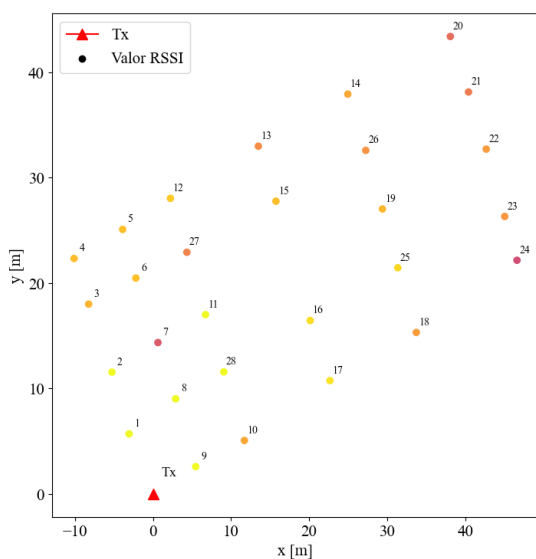


Figura 25: RSSI vs (x, y) para mediciones LoRa en la Piscina.

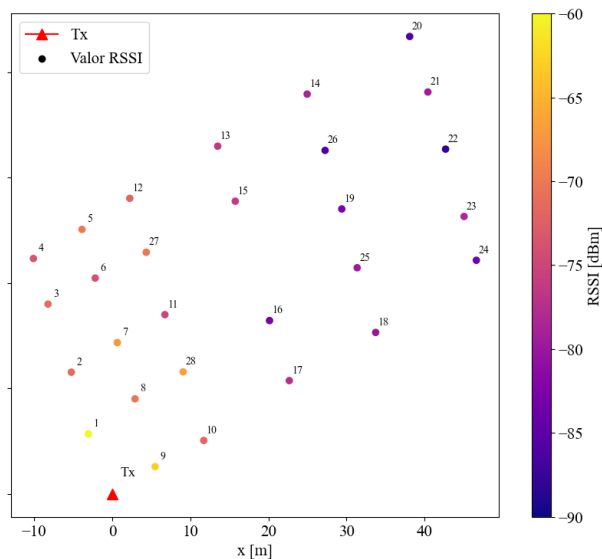


Figura 26: RSSI vs (x, y) para mediciones Zigbee en la Piscina.

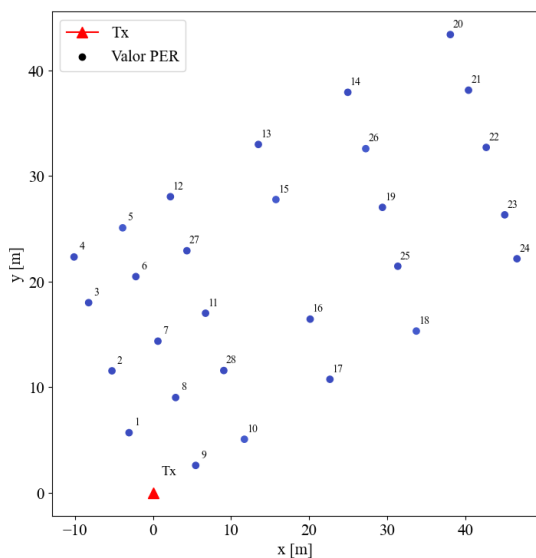


Figura 27: PER vs (x, y) para mediciones LoRa en la Piscina.

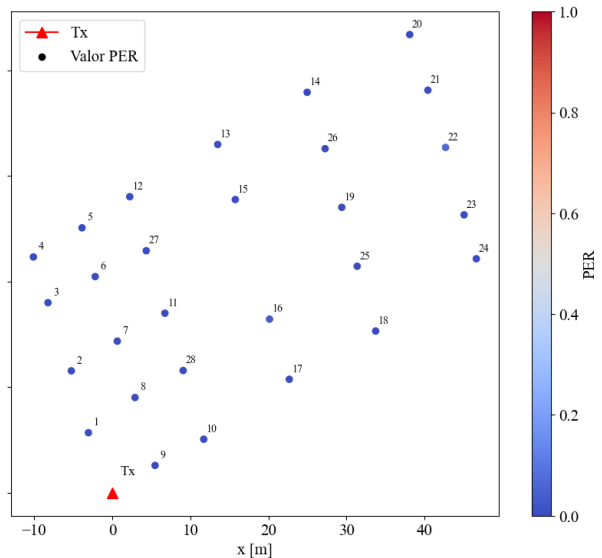


Figura 28: PER vs (x, y) para mediciones Zigbee en la Piscina.

En este escenario, las mediciones de RSSI mostraron un comportamiento más regular en comparación con el Escenario 1, aunque con fluctuaciones producto de los rebotes sobre superficies. Como se muestra en la Figura 25 y Figura 26, LoRa mantuvo niveles de RSSI más altos y estables a lo largo del escenario, mientras que Zigbee evidenció una mayor variabilidad, con caídas de señal más pronunciadas en algunas posiciones más alejadas del equipo Tx. Respecto al comportamiento del PER, mostrado en la Figura 27 y Figura 28, LoRa presentó una tasa de pérdida de paquetes de 0% en

casi toda la grilla de medición, y solo en cinco puntos se observó una pérdida de un único paquete (3%). Este comportamiento evidencia una gran estabilidad frente al canal incluso bajo condiciones con reflexiones. Zigbee, en cambio, registró mayores niveles de error, aunque en general bajos: el punto con mayor PER alcanzó solo un 6%, lo que sigue considerándose un valor aceptable para sistemas IoT, esto se podría explicar por la potencia de transmisión significativamente menor respecto a LoRa.

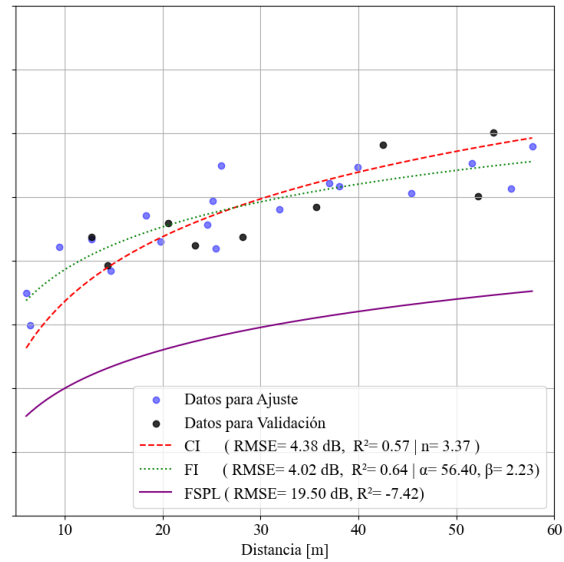
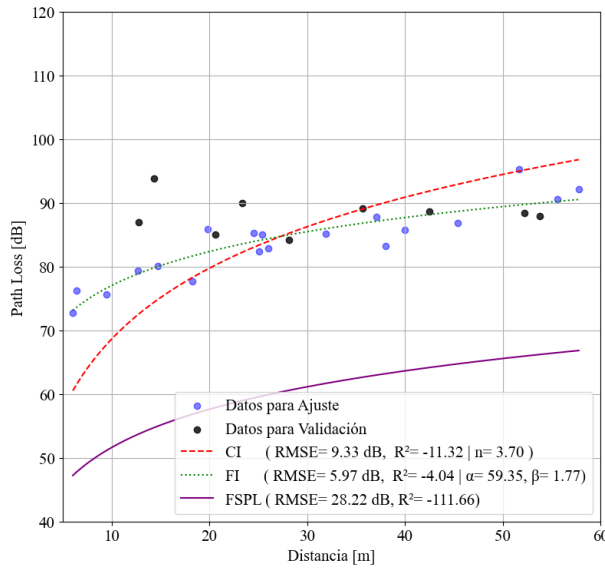


Figura 29: Path Loss de los datos reales y modelos CI, FI y FSPL para mediciones LoRa en Piscina.

Figura 30: Path Loss de los datos reales y modelos CI, FI y FSPL para mediciones Zigbee en Piscina.

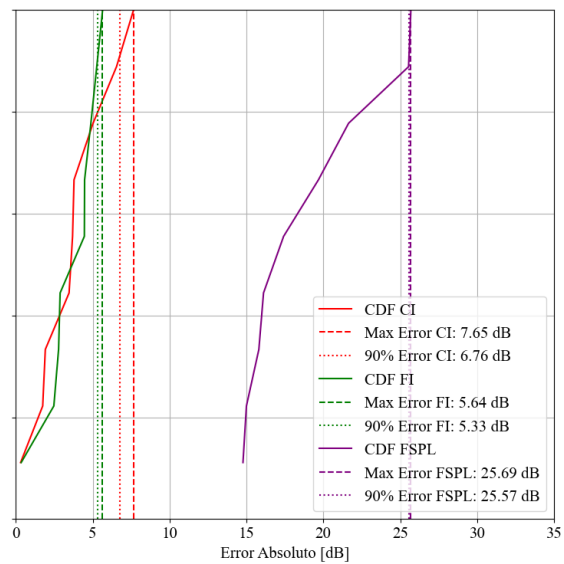
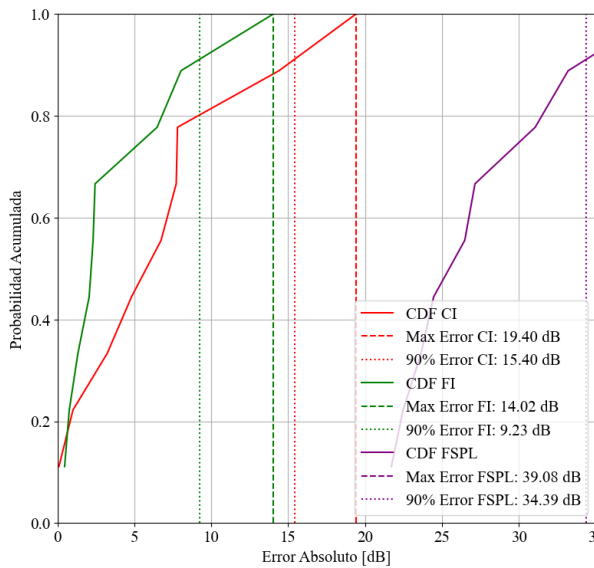


Figura 31: CDF del error absoluto de predicción de modelos CI, FI y FSPL para mediciones LoRa en Piscina.

Figura 32: CDF del error absoluto de predicción de modelos CI, FI y FSPL para mediciones Zigbee en Piscina.

En cuanto a los modelos de Path Loss ajustados, en la Figura 29 y Figura 30 se aprecia el desempeño de cada uno frente a los datos reales. Para LoRa, el modelo CI obtuvo un RMSE de 9.33 dB y un R^2 negativo de -11.32, indicando un bajo nivel de correlación y escasa capacidad predictiva. En cambio, el modelo FI mejoró la calidad del ajuste, con RMSE de 5.97 dB y $R^2 = -4.04$, el cual sigue siendo un bajo nivel de correlación, pero con un valor RMSE mucho menor. Para Zigbee, el modelo CI mostró un desempeño razonable, con RMSE de 4.38 dB y $R^2 = 0.57$. Sin embargo, el modelo FI alcanzó un ajuste levemente superior en precisión, con RMSE de 4.02 dB y $R^2 = 0.64$.

Complementariamente, el análisis de la distribución del error de predicción mediante la función de distribución acumulada (CDF), mostrada en la Figura 31 y Figura 32. Para LoRa, el modelo FI demuestra un mejor desempeño general, alcanzando un percentil 90% del error absoluto de 14.02 dB, frente a 19.40 dB en CI y 39.08 dB en FSPL. Estos resultados refuerzan la superioridad del modelo FI para este entorno, tanto en precisión media como en dispersión del error. En el caso de Zigbee, el modelo CI alcanzó un percentil 90% del error absoluto de 7.65 dB, apenas inferior al valor obtenido con FI de 5.64 dB.

En resumen, en LoRa el modelo FI sigue siendo superior, a pesar de que presenta un mal ajuste tiene baja dispersión de errores de predicción. En Zigbee, muestra un desempeño aceptable, con valores muy bajos de PER a pesar de su menor potencia de transmisión, el modelo FI predice mejor su comportamiento.

7.3 Escenario 3: Cancha de pasto

El tercer escenario es la Cancha de pasto, en la Figura 33 se puede ver la grilla de puntos obtenida luego de efectuar la campaña de medición. Este escenario corresponde a una zona abierta, sin obstáculos visibles entre transmisor y receptor (LOS), en este caso se utilizaron los datos GPS de manera directa, ya que las condiciones de este escenario eran idóneas para obtener la mejor precisión con este módulo.

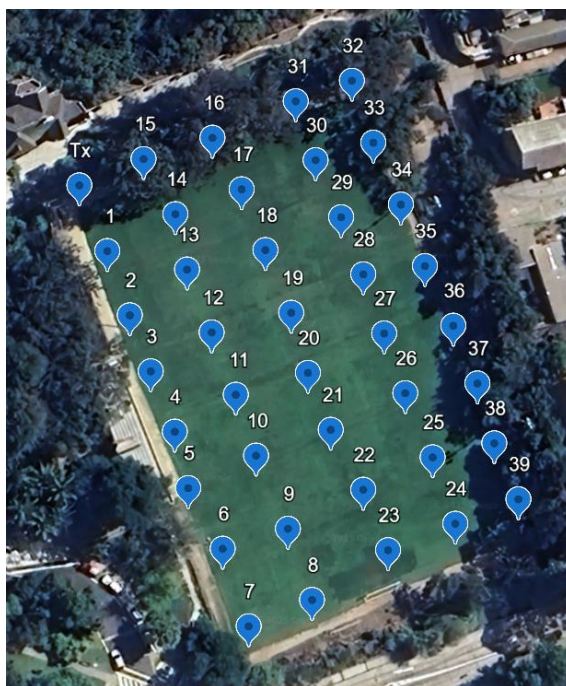


Figura 33: Imagen satelital con los puntos de cada posición de la grilla en la Cancha de pasto (Escenario 3).

3. Cancha de pasto			
Tecnología inalámbrica	n	alpha	beta
LoRa	3.56	45.71	2.79
Zigbee	2.61	55.75	1.75

Tabla 6: Valores de parámetros “n” para modelo CI, α y β para modelo FI en el Escenario 3.

El equipo de transmisión fue ubicado en las siguientes coordenadas geográficas: latitud -33.034542 y longitud -71.594520, en una esquina del escenario para obtener la mayor extensión. Los parámetros obtenidos del ajuste de los modelos CI y FI se muestran en la Tabla 6.

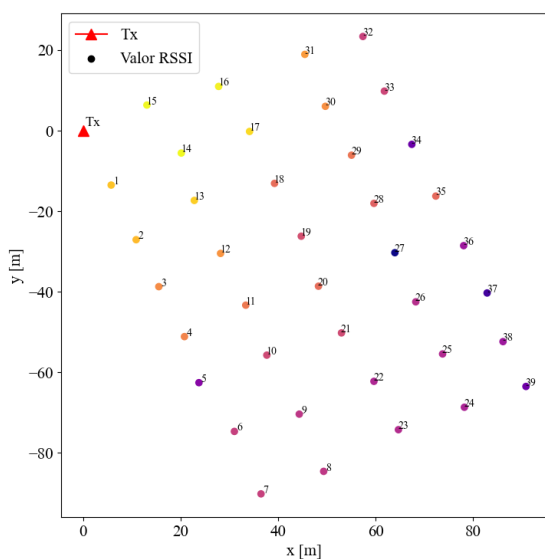


Figura 34: RSSI vs (x, y) para mediciones LoRa en Cancha de pasto.

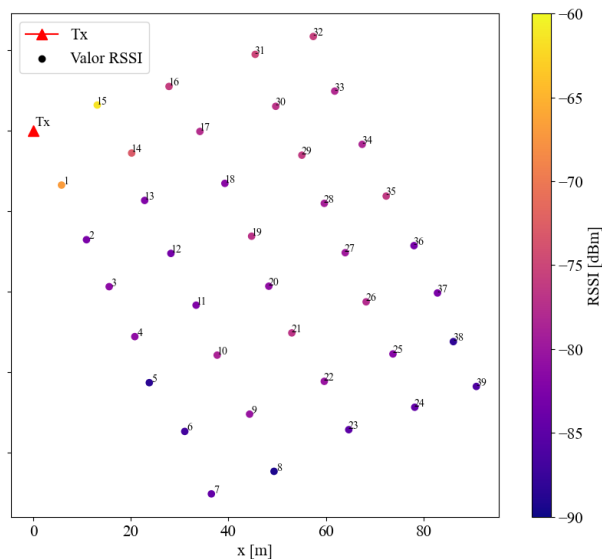


Figura 35: RSSI vs (x, y) para mediciones Zigbee en Cancha de pasto.

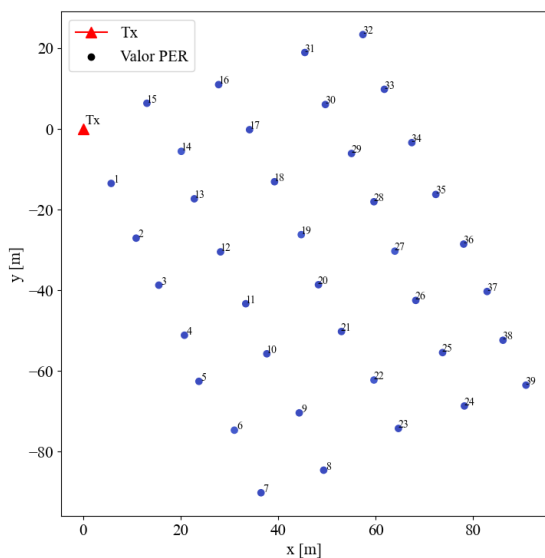


Figura 36: PER vs (x, y) para mediciones LoRa en Cancha de pasto.

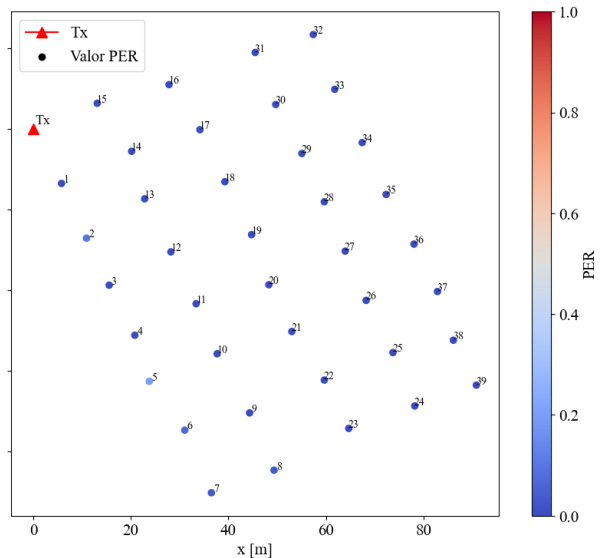
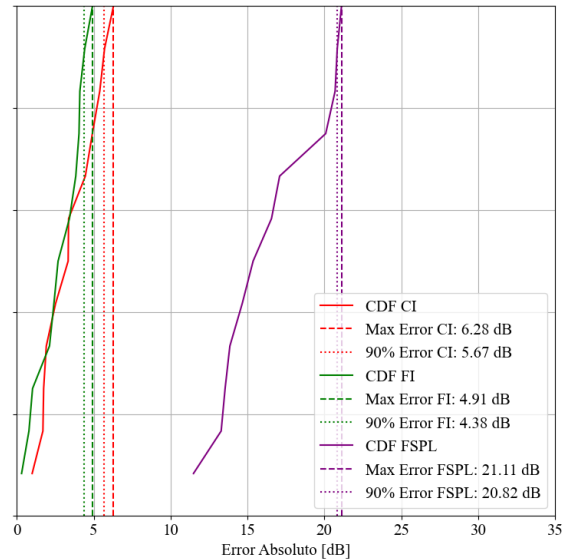
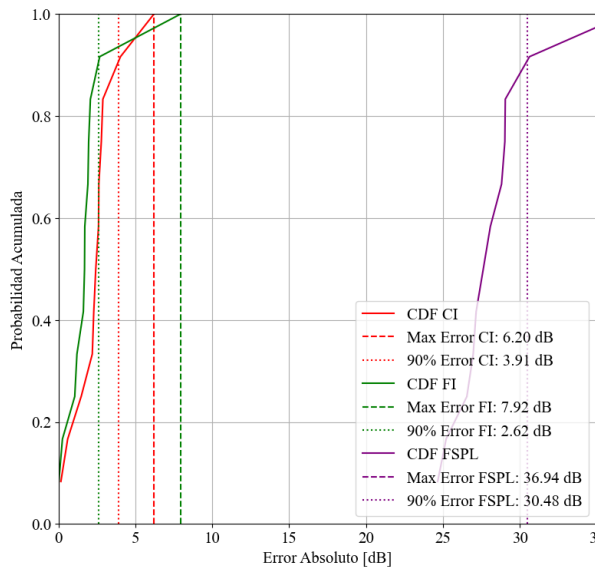
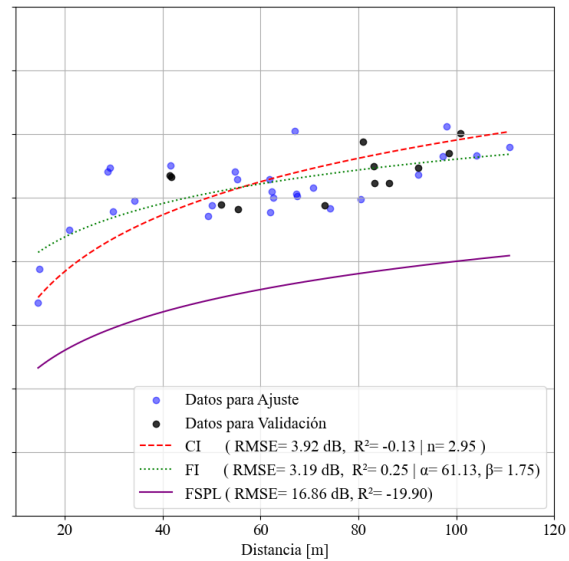
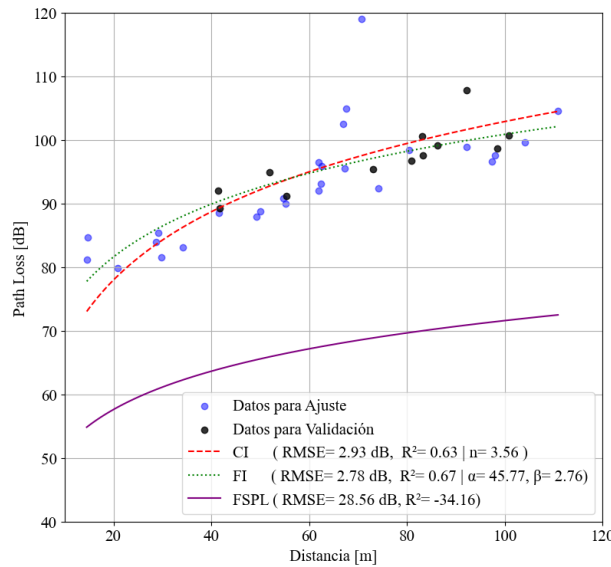


Figura 37: PER vs (x, y) para mediciones Zigbee en Cancha de pasto.

En este escenario, como se ve en las Figura 34 y Figura 35 las mediciones de RSSI para LoRa se mantuvieron elevadas a lo largo del escenario, con una caída progresiva pero suave en función de la distancia, lo que es coherente con un entorno despejado. En el caso de Zigbee, la señal presentó una mayor dispersión a medida que aumenta la distancia, con valores de RSSI significativamente más bajos, en especial en las zonas más alejadas del transmisor. Respecto al rendimiento del canal, las Figura 35 y Figura 37 muestran que el PER fue prácticamente nulo en LoRa, confirmando su alta

robustez en escenarios abiertos. Zigbee también presentó un rendimiento muy favorable, aunque con algunas pérdidas menores en ciertos puntos, sin superar el 10% de PER, lo que sigue siendo aceptable.



En cuanto al ajuste de modelos de Path Loss (Figura 38 y Figura 39), para LoRa, el modelo CI arrojó un RMSE de 2.93 dB y $R^2 = 0.63$, lo que refleja una capacidad razonable de predicción bajo condiciones LOS. Sin embargo, el modelo FI logró un ajuste aún más preciso, con RMSE de 2.78 dB y $R^2 = 0.67$. En el caso de Zigbee, el modelo CI obtuvo un RMSE de 3.92 dB y un R^2 bajo de -0.13,

lo cual sugiere mayores fluctuaciones en las mediciones. Por su parte, el modelo FI mejoró el ajuste con RMSE de 3.19 dB y $R^2 = 0.25$, lo que denota un mejor ajuste comparándolo con el del modelo CI.

La evaluación mediante la CDF del error absoluto de predicción (Figura 40 y Figura 41) permite analizar la capacidad predictiva práctica de cada modelo. En LoRa, el modelo CI muestra un percentil 90% de error absoluto de 3.91 dB, en cambio el modelo FI tiene 2.62 dB, lo que evidencia un mejor rendimiento en el modelo FI. En Zigbee, el modelo CI muestra un percentil 90% de error absoluto de 5.67 dB, comparable con el 4.38 dB obtenido por el modelo FI, estos modelos muestran pendientes muy similares, indicando dispersión de errores similares, sin embargo, el modelo FI es levemente superior.

En resumen, el Escenario 3 confirma que, en condiciones abiertas y despejadas, ambas tecnologías muestran un excelente comportamiento, aunque LoRa sigue destacando por su mayor alcance y estabilidad, reflejado en la baja dispersión de RSSI y ausencia de errores de transmisión, esto en gran medida es explicado por la diferencia en la potencia de transmisión. En cuanto a modelado, el modelo Floating Intercept (FI) mantiene un rendimiento superior o similar al modelo CI, especialmente al reducir el error máximo y lograr mayor concentración del error en torno a valores bajos. Nuevamente, a pesar de ser un escenario LOS, el modelo FSPL queda descartado como herramienta de predicción fiable, incluso en entornos ideales, debido a su pobre ajuste frente a los datos reales.

7.4 Comparación de resultados

Se resumen en tablas los valores obtenidos de las métricas de comparación, para cada uno de los 3 escenarios, por cada tecnología y por cada modelo.

Escenario	Modelo	RMSE [dB]	R^2	CDF (Max Error) [dB]
1. Patio del cañón	CI	7.35	-1.18	13.17
	FI	3.76	0.43	5.98
	FSPL	30.47	-36.46	33.82
2. Piscina (Edificio B)	CI	9.33	-11.32	19.40
	FI	5.97	-4.04	14.02
	FSPL	28.22	-111.66	39.08
3. Cancha de pasto	CI	2.93	0.63	6.20
	FI	2.78	0.67	7.92
	FSPL	28.56	-34.16	36.94

Tabla 7: Métricas RMSE, R^2 y CDF (Max Error) respecto datos de validación LoRa.

Escenario	Modelo	RMSE [dB]	R^2	CDF (Max Error) [dB]
1. Patio del cañón	CI	4.42	0.46	7.56
	FI	3.18	0.72	6.94
	FSPL	20.61	-10.73	24.22
2. Piscina (Edificio B)	CI	4.38	0.57	7.65
	FI	4.02	0.64	5.64
	FSPL	19.50	-7.42	25.69
3. Cancha de pasto	CI	3.92	-0.13	6.28
	FI	3.19	0.25	4.91
	FSPL	16.86	-19.90	21.11

Tabla 8: Métricas RMSE, R^2 y CDF (Max Error) respecto datos de validación Zigbee.

CAPITULO 8: CONCLUSIÓN

8.1 Conclusiones Generales

El presente estudio permitió caracterizar el canal inalámbrico en tres entornos universitarios típicos de la Universidad Técnica Federico Santa María mediante la medición de RSSI y PER utilizando tecnologías de bajo consumo LoRa y Zigbee. Los resultados obtenidos demuestran que LoRa presenta una mayor robustez frente a condiciones adversas del entorno, con niveles de RSSI más estables y tasas de pérdida de paquetes considerablemente más bajas en comparación con Zigbee, incluso en zonas con obstrucción vegetal o reflexiones. Zigbee, si bien mostró un desempeño aceptable en escenarios despejados (Escenario 2 y 3), evidenció una mayor sensibilidad a la atenuación y dispersión en entornos con vegetación o superficies reflectantes. Estos resultados pueden explicarse en gran parte por las diferencias en las características físicas de ambas tecnologías. En primer lugar, Zigbee opera con una potencia de transmisión más baja, del orden de 8 dBm, mientras que LoRa alcanza hasta 17 dBm, lo que le permite entregar una señal más fuerte, especialmente útil en transmitir en distancias largas y obstaculizadas. Además, la frecuencia utilizada por LoRa (alrededor de 915 MHz) presenta mejores propiedades de penetración y propagación en exteriores en comparación con Zigbee, que opera típicamente en 2.4 GHz, una banda más susceptible a la atenuación por obstáculos y con menor alcance efectivo. Estas diferencias, tanto en potencia como en frecuencia, explican en gran medida la superioridad de LoRa en entornos con vegetación y trayectorias no directas (NLOS), (Escenario 1) o superficies reflectantes (Escenario 2), donde se requiere mayor capacidad de atravesar materiales o de mantener la integridad de la señal pese al multipath y entornos más extensos como el Escenario 3.

Respecto al modelado de la pérdida de trayectoria, se comprobó que el modelo Floating Intercept (FI) fue el más adecuado para representar el comportamiento real del canal en todos los escenarios evaluados. Este modelo presentó de forma consistente valores más bajos de RMSE, mejores coeficientes de determinación R^2 y, además, una distribución del error absoluto más concentrada, según se evidenció en las curvas CDF. En contraste, el modelo Close-In (CI) mostró un desempeño aceptable, particularmente en Zigbee, donde logró una buena capacidad de predicción en escenarios abiertos (Escenarios 2 y 3), aunque en la mayoría de los casos fue superado por FI. Por otro lado, el modelo teórico Free Space Path Loss (FSPL) presentó una elevada discrepancia respecto a los datos empíricos, especialmente en entornos no ideales, con errores significativos tanto en la media como en los valores máximos de predicción. Esto era esperable, dado que el modelo FSPL asume condiciones ideales de espacio libre, sin obstáculos ni reflexiones, lo que rara vez se cumple en entornos reales como los evaluados en este estudio. Aun así, su inclusión fue útil como referencia

teórica, ya que permitió dimensionar de forma clara cuánto difieren las condiciones reales de propagación respecto al ideal, reforzando la necesidad de utilizar modelos empíricos ajustados para aplicaciones prácticas.

También se observa que los modelos de Path Loss ajustados a partir de las mediciones muestran que, en todos los escenarios, LoRa presenta una mayor pérdida de trayectoria (Path Loss) que Zigbee, lo cual resulta contraintuitivo, ya que teóricamente, como se puede ver en las curvas de FSPL, el PL de Zigbee está por sobre el de LoRa debido a su frecuencia de transmisión, pero los datos reales, indican una discrepancia, esto se podría explicar por:

1. **Potencia efectiva de transmisión incorrecta o menor a la esperada en LoRa:** Aunque se indicó que el módulo LoRa operaba con la potencia predeterminada de 17 dBm, esta podría ser menor a lo reportado por el fabricante.
2. **Sobreestimación de la ganancia de antena o subestimación en Zigbee:** Si el sistema Zigbee realmente tiene una mejor eficiencia de transmisión/recepción (por ejemplo, mejores antenas o simplemente menos pérdidas en el sistema), entonces podría estar compensando su menor potencia de transmisión nominal.
3. **Errores sistemáticos:** Como se usaron distintas configuraciones de potencia para cada tecnología cualquier error en la compensación de estos valores durante el cálculo de Path Loss puede llevar a una comparación sesgada. A pesar de que el modelo resta la potencia de transmisión para aislar la pérdida de trayectoria, si estos valores no son precisos, se arrastra un error directo al modelo.

Escenario	Modelo	Tecnología IoT	alpha	beta	Sugerido
1. Patio del cañón	FI	LoRa	58.49	2.26	
		Zigbee	51.54	2.76	
2. Piscina (Edificio B)	FI	LoRa	59.35	1.77	
		Zigbee	56.40	2.23	
3. Cancha de pasto	FI	LoRa	45.77	2.76	
		Zigbee	61.13	1.75	

Tabla 9: Compilación de parámetros modelo FI y sugerencia de tecnología por escenario.

Como recomendación práctica a partir de los resultados obtenidos, se propone utilizar el modelo Floating Intercept (FI) como referencia principal para estimar la pérdida de trayectoria, ya que demostró ser el más preciso y consistente en los tres escenarios. Este modelo destacó por su mejor

capacidad de ajuste a los datos reales y menor error absoluto de predicción, lo que lo convierte en una herramienta confiable para el diseño de redes inalámbricas en entornos similares. En cuanto a la elección de tecnología, LoRa se posicionó como la opción más robusta en todos los escenarios, especialmente en aquellos más desafiantes como el Patio del Cañón y la Cancha de Pasto, donde su largo alcance y baja sensibilidad a obstáculos como la vegetación marcaron una diferencia frente a Zigbee. Sin embargo, en el entorno más controlados como la Piscina, Zigbee logró tasas de pérdida de paquetes comparables a las de LoRa, lo que sugiere que, a pesar de su menor cobertura, puede ser una alternativa perfectamente válida cuando las condiciones del entorno lo permiten. Además, Zigbee ofrece ventajas importantes, como una mayor velocidad de transmisión y menor latencia, que podrían resultar beneficiosas en aplicaciones donde el volumen de datos o la rapidez en la comunicación son claves. La elección entre ambas tecnologías debe considerar tanto las condiciones físicas del entorno como los requerimientos de la aplicación.

La validez de los modelos empíricos ajustados fue evaluada a través de una estrategia de validación hold-out, en la que los datos recolectados en cada escenario fueron divididos aleatoriamente en dos subconjuntos: uno utilizado para el ajuste del modelo y otro reservado exclusivamente para su validación posterior. Esta división permitió simular condiciones más realistas de predicción, asegurando que el modelo no solo describiera los datos observados, sino que también tuviese capacidad para generalizar. Las métricas obtenidas sobre los datos de validación fueron: RMSE, el coeficiente R^2 y los percentiles de error absoluto a través de la CDF del error de predicción, estos evidenciaron un mejor rendimiento del modelo FI en todos los escenarios, con errores reducidos y distribuciones de error concentradas en valores bajos. Este enfoque, si bien sencillo, refuerza la validez práctica de los modelos FI y CI en entornos universitarios reales, ofreciendo una herramienta útil para estimar el comportamiento del canal en nuevas posiciones no medidas directamente. La separación aleatoria del conjunto de validación también permitió detectar posibles variaciones locales del entorno que no siempre fueron captadas por los modelos, lo que es clave al planificar despliegues de redes inalámbricas en condiciones similares.

También podemos hablar de n y β (beta) como el exponente de pérdida de trayecto (PLE, Path Loss Exponent), este describe la velocidad con la que disminuye la potencia de la señal a medida que aumenta la distancia entre transmisor y receptor. Los valores obtenidos varían significativamente entre escenarios, lo que reafirma que el PLE depende fuertemente de las características físicas del entorno y las condiciones de propagación presentes.

En el Escenario 1 (Patio del Cañón), se registraron los valores más altos de PLE, con LoRa alcanzando $n = 4.42$ y $\beta = 2.26$, y Zigbee presentando $n = 3.69$ y $\beta = 2.76$. Estos valores reflejan una fuerte atenuación del ambiente, atribuible a la presencia de árboles y condiciones NLOS.

En contraste, en los escenarios 2 (Piscina) y 3 (Cancha de Pasto), se observan valores de PLE más bajos y cercanos entre sí, lo que indica una propagación más favorable. En el Escenario 2, LoRa presentó $n = 3.70$, $\beta = 1.77$, y Zigbee $n = 3.37$, $\beta = 2.23$. En el Escenario 3, LoRa tuvo $n = 3.56$, $\beta = 2.76$, mientras que Zigbee alcanzó $n = 2.95$, $\beta = 1.75$. A pesar de estas similitudes, el comportamiento del canal no es idéntico, y esto se evidencia al observar el valor de α (alpha): en la Piscina, $\alpha = 59.35$ dB para LoRa y 56.40 dB para Zigbee, lo que sugiere una mayor pérdida inicial de señal debido a reflexiones sobre superficies metálicas y acuáticas; mientras que en la Cancha de Pasto, los valores de α fueron 45.77 dB para LoRa y 61.13 dB para Zigbee, indicando condiciones más limpias de propagación para LoRa y una posible ganancia direccional mayor en el caso de Zigbee.

8.2 Limitaciones del Estudio

Si bien los resultados obtenidos en este estudio aportan información sobre el comportamiento del canal inalámbrico en entornos universitarios, es importante reconocer limitaciones que podrían haber influido en los resultados y que deben ser consideradas al interpretar las conclusiones.

En primer lugar, el fenómeno de propagación inalámbrica depende fuertemente del entorno físico, y varios factores no fueron considerados explícitamente en los modelos, como los cambios temporales en la humedad, temperatura o la presencia dinámica de personas y objetos móviles.

Otro aspecto relevante tiene relación con las características y limitaciones de los dispositivos utilizados. La potencia de transmisión, sensibilidad de los receptores y la forma de calcular el RSSI varían entre tecnologías. En particular, Zigbee opera con una potencia significativamente menor que LoRa (8 dBm frente a 17 dBm), lo que influye directamente en el alcance y la estabilidad de la señal, esto hace que no sea una comparación en condiciones igualadas entre tecnologías, solo comparativa entre dispositivos. Además, la forma en que los dispositivos reportan el RSSI no siempre es precisa ya que los módulos suelen entregar RSSI promedio, si bien es fácil de obtener, es una medida sensible al ruido y con poca resolución.

Adicionalmente, el estudio se llevó a cabo en condiciones de tráfico controlado, con un único nodo transmisor y sin interferencia externa de otro transmisor. Si bien esto permite aislar el comportamiento del canal, no refleja completamente las condiciones de operación reales en redes IoT, donde pueden coexistir múltiples nodos y producirse colisiones o saturaciones del medio.

8.3 Trabajo Futuro

Este estudio deja abiertas muchas puertas para seguir explorando cómo se comporta el canal inalámbrico en diferentes entornos. Un paso natural sería ampliar las campañas de medición hacia escenarios más extensos y complejos, incluyendo edificios, o espacios con mayor cantidad de obstáculos. Esto permitiría poner a prueba los modelos en condiciones más exigentes.

Otra mejora importante tiene que ver con la forma en que se toman las mediciones. En este trabajo se usó una grilla fija con un número limitado de puntos, pero una malla más densa y con más mediciones por punto permitiría observar con mayor detalle cómo cambia la señal en distancias cortas, sobre todo en zonas donde la línea de vista se pierde parcialmente. Incluso sería interesante repetir las campañas a distintas horas o días, para ver cómo factores como el clima o la presencia de personas afectan la propagación.

También sería útil probar qué pasa si se cambian algunos parámetros físicos, como aumentar la altura del transmisor o la orientación de las antenas, ya que estas pequeñas variaciones pueden tener un impacto importante en el rendimiento de la señal. Este tipo de pruebas ayudaría a entender mejor cómo optimizar el despliegue de dispositivos en aplicaciones reales.

Respecto al equipamiento, una mejora concreta sería usar módulos más potentes de Zigbee, como el XBee S2C Pro, que permitiría hacer una comparación más equilibrada en potencia de transmisión con LoRa. Esto ayudaría a tener una idea más clara de qué tecnología conviene usar en distintos escenarios, sin que las diferencias de hardware influyan tanto en los resultados. A su vez, estudiar de forma aislada la potencia real de transmisión de los dispositivos, para obtener un cálculo de Path loss real.

Una mejora metodológica relevante sería aplicar validación cruzada en lugar del enfoque hold-out, que solo realiza una división única entre datos de entrenamiento y validación. La validación cruzada permite repetir el proceso de entrenamiento y evaluación sobre diferentes particiones del conjunto de datos, generando resultados más estables y menos sensibles a la selección inicial. Esto sería especialmente útil en este tipo de estudios, donde la cantidad de datos por escenario puede ser limitada, y se requiere evaluar con mayor certeza la capacidad de generalización de los modelos ajustados [30].

En el futuro también se podrían probar otros modelos de predicción, como los propuestos por organismos internacionales (ITU-R, COST 231), o incluso modelos que combinen simulaciones con datos reales. Esto permitiría comparar si es posible mejorar la precisión frente a los modelos más simples que se usaron acá, como CI y FI.

BIBLIOGRAFIA

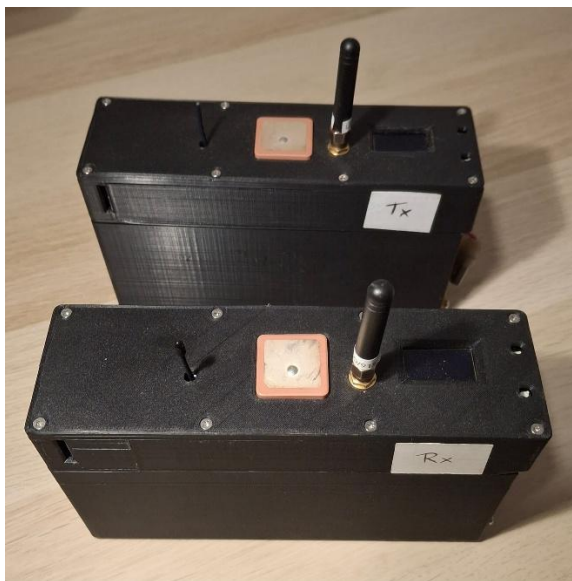
- [1] S. Madakam, R. Ramaswamy, S. Tripathi, S. Madakam, R. Ramaswamy, and S. Tripathi, "Internet of Things (IoT): A Literature Review," *Journal of Computer and Communications*, vol. 3, no. 5, pp. 164–173, May 2015, doi: 10.4236/JCC.2015.35021.
- [2] "Redes y transmisión de datos - Pablo Gil Vázquez, Jorge Pomares Baeza, Francisco A. Candelas Herías - Google Libros." Accessed: Feb. 26, 2025. [Online]. Available: https://books.google.cl/books/about/Redes_y_transmisi%C3%B3n_de_datos.html?hl=es&id=On6y2SEaWyMC&redir_esc=y
- [3] M. Centenaro, L. Vangelista, A. Zanella, and M. Zorzi, "Long-range communications in unlicensed bands: The rising stars in the IoT and smart city scenarios," *IEEE Wirel Commun*, vol. 23, no. 5, pp. 60–67, Oct. 2016, doi: 10.1109/MWC.2016.7721743.
- [4] M. Aboubakar, M. Kellil, and P. Roux, "A review of IoT network management: Current status and perspectives," *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, vol. 34, no. 7, pp. 4163–4176, Jul. 2022, doi: 10.1016/J.JKSUCI.2021.03.006.
- [5] M. R. Palattella *et al.*, "Internet of Things in the 5G Era: Enablers, Architecture, and Business Models," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 34, no. 3, pp. 510–527, Mar. 2016, doi: 10.1109/JSAC.2016.2525418.
- [6] T. K. Sarkar, Z. Ji, K. Kim, A. Medouri, and M. Salazar-Palma, "A Survey of Various Propagation Models for Mobile Communication," *IEEE Antennas Propag Mag*, vol. 45, no. 3, pp. 51–82, Jun. 2003, doi: 10.1109/MAP.2003.1232163.
- [7] R. B. López, R. A. Quintana, and S. M. Sánchez, "Evaluación de modelos de propagación de canal inalámbrico," *Revista Cubana de Ingeniería*, vol. 3, no. 1, pp. 53–62, Jan. 2012, Accessed: May 06, 2024. [Online]. Available: <https://rci.cujae.edu.cu/index.php/rci/article/view/67/html>
- [8] J. B. Andersen, T. S. Rappaport, and S. Yoshida, "Propagation Measurements and Models for Wireless Communications Channels," *IEEE Communications Magazine*, vol. 33, no. 1, pp. 42–49, 1995, doi: 10.1109/35.339880.
- [9] J. Petäjäjärvi, K. Mikhaylov, A. Roivainen, T. Hänninen, and M. Pettissalo, "On the coverage of LPWANs: Range evaluation and channel attenuation model for LoRa technology," *2015 14th International Conference on ITS Telecommunications, ITST 2015*, pp. 55–59, Jan. 2016, doi: 10.1109/ITST.2015.7377400.

- [10] J. Gaelens, P. Van Torre, J. Verhaever, and H. Rogier, “LoRa Mobile-To-Base-Station Channel Characterization in the Antarctic,” *Sensors 2017, Vol. 17, Page 1903*, vol. 17, no. 8, p. 1903, Aug. 2017, doi: 10.3390/S17081903.
- [11] G. Callebaut and L. Van Der Perre, “Characterization of LoRa Point-to-Point Path Loss: Measurement Campaigns and Modeling Considering Censored Data,” *IEEE Internet Things J*, vol. 7, no. 3, pp. 1910–1918, Mar. 2020, doi: 10.1109/JIOT.2019.2953804.
- [12] J. A. Azevedo and F. Mendonça, “A Critical Review of the Propagation Models Employed in LoRa Systems,” *Sensors 2024, Vol. 24, Page 3877*, vol. 24, no. 12, p. 3877, Jun. 2024, doi: 10.3390/S24123877.
- [13] W. G. Lima *et al.*, “LoRa Technology Propagation Models for IoT Network Planning in the Amazon Regions,” *Sensors 2024, Vol. 24, Page 1621*, vol. 24, no. 5, p. 1621, Mar. 2024, doi: 10.3390/S24051621.
- [14] G. M. Bianco, R. Giuliano, G. Marrocco, F. Mazzenga, and A. Mejia-Aguilar, “LoRa System for Search and Rescue: Path-Loss Models and Procedures in Mountain Scenarios,” *IEEE Internet Things J*, vol. 8, no. 3, pp. 1985–1999, Feb. 2021, doi: 10.1109/JIOT.2020.3017044.
- [15] W. Xu, J. Y. Kim, W. Huang, S. S. Kanhere, S. K. Jha, and W. Hu, “Measurement, Characterization, and Modeling of LoRa Technology in Multifloor Buildings,” *IEEE Internet Things J*, vol. 7, no. 1, pp. 298–310, Jan. 2020, doi: 10.1109/JIOT.2019.2946900.
- [16] Y. Ibdah and Y. Ding, “Path Loss Models for Low-Height Mobiles in Forest and Urban,” *Wirel Pers Commun*, vol. 92, no. 2, pp. 455–465, Jan. 2017, doi: 10.1007/S11277-016-3551-Y/FIGURES/8.
- [17] P. Thu and Z. Tun, “PATH LOSS PREDICTION BY USING RSSI VALUES,” *WWW.IJCIRAS.COM*, vol. 1, 2018.
- [18] “Zigbee | Complete IOT Solution - CSA-IOT.” Accessed: Jun. 23, 2024. [Online]. Available: <https://csa-iot.org/all-solutions/zigbee/>
- [19] “Intro to Bluetooth Low Energy | Bluetooth® Technology Website.” Accessed: Jun. 23, 2024. [Online]. Available: <https://www.bluetooth.com/bluetooth-resources/intro-to-bluetooth-low-energy/>
- [20] “Discover Wi-Fi | Wi-Fi Alliance.” Accessed: Mar. 08, 2025. [Online]. Available: <https://www.wi-fi.org/discover-wi-fi>

- [21] “LoRa Alliance - Homepage - LoRa Alliance®.” Accessed: Jun. 23, 2024. [Online]. Available: <https://lora-alliance.org/>
- [22] “Narrowband IoT (NB-IoT) | u-blox.” Accessed: Mar. 08, 2025. [Online]. Available: <https://www.u-blox.com/en/technologies/narrowband-iot-nb-iot>
- [23] O. Y., “Field strength and its variability in VHF and UHF land-mobile radio service,” *Rev. Electr. Commun. Lab.*, vol. 16, pp. 825–873, 1968, Accessed: Mar. 08, 2025. [Online]. Available: <https://cir.nii.ac.jp/crid/1572824499680561152>
- [24] M. Hata, “Empirical Formula for Propagation Loss in Land Mobile Radio Services,” *IEEE Trans Veh Technol*, vol. 29, no. 3, pp. 317–325, 1980, doi: 10.1109/T-VT.1980.23859.
- [25] J. Walfisch and H. L. Bertoni, “A Theoretical Model of UHF Propagation in Urban Environments,” *IEEE Trans Antennas Propag*, vol. 36, no. 12, pp. 1788–1796, 1988, doi: 10.1109/8.14401.
- [26] H. Chen, L. Yuan, J. Gong, and Y. Huang, “Various channel models in wireless communication,” *2017 International Conference on Computer Systems, Electronics and Control, ICCSEC 2017*, pp. 493–496, Aug. 2018, doi: 10.1109/ICCSEC.2017.8446976.
- [27] A. Goldsmith, “Wireless Communications,” 2020.
- [28] H. Bai and M. Atiquzzaman, “Error modeling schemes for fading channels in wireless communications: A survey,” *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 5, no. 2, pp. 2–9, Dec. 2009, doi: 10.1109/COMST.2003.5341334.
- [29] W. Ferney, L. Garzón, J. Camilo, and C. López, “Tecnología internet of things (IoT) y el big data,” *Mare Ingenii*, vol. 1, no. 1, pp. 73–79, Apr. 2019, doi: 10.52948/MARE.VIII.183.
- [30] R. Kohavi, “A Study of Cross-Validation and Bootstrap for Accuracy Estimation and Model Selection,” 1995, Accessed: Mar. 12, 2025. [Online]. Available: <http://robotics.stanford.edu/~ronnyk>

ANEXOS

ANEXO A: Fotografía de equipo Tx y Rx.



ANEXO B: Fotografía de equipo Tx y Rx conectados a power bank.



ANEXO C: Función obtenerRSSI() para datos Zigbee en c++.

```

1  int obtenerRSSI() {
2      xbeeSerial.print("+++"); // Entra al modo comando AT
3      if (waitForResponse("OK")) {
4          xbeeSerial.println("ATDB"); // Envía comando para obtener el RSSI (ATDB)
5          unsigned long startMillis = millis();
6          while (millis() - startMillis < 300) { // Espera más corta
7              if (xbeeSerial.available()) {
8                  String rssi = xbeeSerial.readStringUntil('\n'); // Lee la respuesta RSSI
9                  int RSSI = strtol(rssi.c_str(), NULL, 16); // Convierte el valor de RSSI a decimal
10                 return RSSI;
11             }
12         }
13     }
14     return 0; // Si hay un error, devuelve 0
15 }

```

ANEXO D: Función para calcular distancia usando Haversine en Python.

```

1  def haversine(lat1, long1, lat2, long2):
2      R = 6371
3      lat1, long1, lat2, long2 = map(math.radians, [lat1, long1, lat2, long2])
4      dlat = lat2 - lat1
5      dlon = long2 - long1
6      a = math.sin(dlat / 2)**2 + math.cos(lat1) * math.cos(lat2) * math.sin(dlon / 2)**2
7      c = 2 * math.atan2(math.sqrt(a), math.sqrt(1 - a))
8      distance = R * c * 1000
9      return distance

```

ANEXO E: Foto Campaña Patio del cañón (Escenario 1).



ANEXO F: Foto Campaña Piscina (Escenario 2).



ANEXO G: Foto Campaña Cancha de pasto (Escenario 3).



ANEXO H: Paper derivado de esta memoria de titulación.

Wireless Channel Characterization using LoRa and Zigbee IoT Technologies on University Scenarios

Hernán Felipe Urzúa Suárez

Departamento de Electrónica

Universidad Técnica Federico Santa María

Valparaíso, Chile

hernan.urzuas@sansano.usm.cl

Melissa Eugenia Diago-Mosquera

Departamento de Electrónica

Universidad Técnica Federico Santa María

Valparaíso, Chile

melissa.diago@usm.cl

Abstract—This work presents an experimental methodology to characterize wireless propagation in university environments using low-cost IoT transmission technologies: LoRa and Zigbee. Measurement campaigns were carried out in three representative scenarios of the university campus, collecting RSSI data in a structured grid. Based on this dataset, empirical path loss models—Close-In (CI) and Floating Intercept (FI)—were fitted and evaluated using cross-validation. The FI model consistently achieved the lowest error metrics, with RMSE values below 4 dB and CDF90 under 6 dB in most cases. The path loss exponent, derived from the CI model, ranged from 1.28 to 1.58, while the FI model revealed slope parameters up to 2.69; these values tend to approach the theoretical exponent of 2 for free-space propagation in Line-of-Sight (LOS) conditions. Additionally, shadowing effects were observed with standard deviations reaching up to 5.3 dB depending on the scenario. LoRa exhibited greater robustness in obstructed environments, while the CI model proved to be a solid alternative when modeling simplicity is desired. These findings underscore the importance of environment-specific modeling to support accurate and efficient IoT network planning.

Index Terms—IoT, Wireless channel, RSSI, Path Loss, LoRa, Zigbee.

I. INTRODUCTION

The Internet has experienced significant advancements in recent decades, expanding its global reach and improving its accessibility. This development has made the Internet a fundamental pillar for communication between people and devices, forming what is known as the Internet of Things (IoT) [1]. Since its inception, IoT has evolved significantly, driving the digitalization of sectors such as healthcare, agriculture, and manufacturing [2]. Currently, these networks can range from home implementations to infrastructures with thousands of interconnected devices [3].

However, this flexibility brings challenges in terms of coverage and wireless channel efficiency. Factors such as interference, physical obstructions, and distance directly affect the quality of communication [4], [5]. In this context, path loss becomes a key concept. This paper focuses on experimentally characterizing the wireless channel on a university campus using IoT technologies like LoRa and Zigbee with low-cost devices available in the market.

Related Literature. Models like Close-In (CI) and Floating Intercept (FI) are widely used to model signal loss with respect to distance [4]. However, studies have shown that models like

Okumura-Hata do not fit well with real IoT environments [9]. In [6], the coverage of LoRa in suburban and water environments was analyzed, achieving ranges of up to 30 km. In [7], the channel was evaluated in Antarctica, highlighting the influence of topography and antenna height. To improve the adjustments, [8] proposed using Maximum Likelihood Estimators (MLE) considering lost packets. Reviews such as [9] highlight the need for new models for vegetated scenarios, like those proposed in [10]. Applications such as mountain rescue have been studied in [11], considering human shadowing and NLoS conditions. For indoor environments, [12] incorporated attenuation from walls and floors. Low-height mobile channels were addressed by [13]. Finally, [14] demonstrated the need for local calibration of models in corridors.

Building on the cited studies, Table I compiles works published between 2020 and 2025, detailing technologies, scenarios, and main novelties to contextualize our experimental design.

Novelty. This work proposes an experimental methodology for wireless channel characterization using low-cost IoT technologies such as LoRa and Zigbee. Unlike previous studies that analyze these technologies in isolation or under specific conditions, this approach enables a direct comparison between both protocols under controlled conditions through a portable measurement system capable of recording RSSI with georeferenced precision. Based on the collected data, empirical path loss models were fitted and their accuracy validated using statistical metrics such as RMSE and the CDF of absolute error. The main strength of this proposal is that it relies on the use of low-cost commercial devices identical to those that would be deployed in a real IoT network, ensuring that the characterization and resulting models are realistic, reproducible, locally adaptable, and representative of practical deployment conditions.

II. EXPERIMENTAL MEASUREMENT DESCRIPTION

A. Device Design

Two identical devices were designed based on the ESP32 microcontroller and equipped with a LoRa SX1276 transceiver (915 MHz), a Zigbee XBee S2C module (2.4 GHz), a GPS Neo-7M module, and a microSD storage module. Both devices

TABLE I
STATE OF THE ART IN IOT CHANNEL CHARACTERIZATION

Study	Year	Tech./Band	Scenario	Novelty
[8]	2020	LoRa / 915 MHz	Urban outdoor	Treatment of <i>censored data</i> (lost packets) with MLE to fit path loss more realistically in P2P links.
[12]	2020	LoRa / 868–915 MHz	Indoor multifloor	Model with floating intercept + attenuation factors (floors/walls); statistical validation; energy impact and ADR.
[11]	2021	LoRa / 433–868 MHz	Mountain (NLoS)	Search-and-rescue procedure with body-worn devices; modeling of human shadowing and NLoS; greater range than ARVA.
[17]	2022	LoRa / 433 MHz	Plantation (dense vegetation)	“Multiwall” model for foliage: canopies and trunks as discrete losses; RMSE ~ 2.7 dB vs. generic models.
[15]	2022	LoRa / 433–868–2400 MHz	Open field (LoS)	Path-loss modeling using RSSI only with calibrated offset K ; <i>low-cost</i> approach with engineering accuracy (± 10 – 12 dB).
[16]	2024	LoRa / 868 MHz	Indoor/Outdoor (P2P health)	Real-time ECG P2P link; SF recommendation for reliability (e.g., SF11) and ranges of ~ 230 m outdoors.
[10]	2024	LoRa / 915 MHz	Dense vegetation (Amazon)	Site-specific model for riverbanks/forest; RMSE improvement vs. Okumura-Hata; planning with mobility (radius ~ 0.95 km).
[9]	2024	LoRa / various	Review	Critical review: taxonomy of models (empirical/deterministic/ML); gaps in vegetated and multi-slope environments.
This work	2025	LoRa / 915 MHz Zigbee / 2.4 GHz	Campus (park, pool, field)	Methodology to characterize the channel with low-cost commercial devices; model comparison and validation.

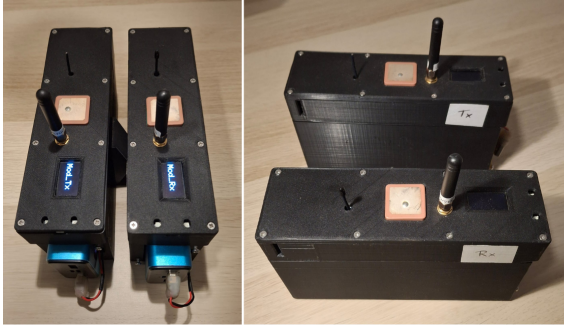


Fig. 1. Tx and Rx devices designed and used in the campaigns.

were mounted in a 3D-printed box that includes a battery and a tripod mount, as shown in Fig. 1.

These devices internally calculate the Received Signal Strength Indicator (RSSI) in dBm, which allows estimating the strength of the signal received by the receiver. The data flow is based on capturing the RSSI at the receiver while varying the distance between the transmitter and receiver. For each receiver position, 30 measurements are taken (sending 30 packets), with each measurement providing an associated RSSI value. The device communicates with the user via a Bluetooth terminal, where commands are sent to select the technology and a measurement position identifier. This terminal also provides real-time feedback on the status of the measurement process, as shown in Fig. 2.

The transmitter sends a packet that includes the position identifier (IDpos), the measurement identifier (IDmed), and a label with the technology used. Both the transmitter and the receiver log a timestamp (HH:MM:SS) and the GPS coordinates in real-time. The data is stored in a .txt file on the microSD card for later analysis and processing.

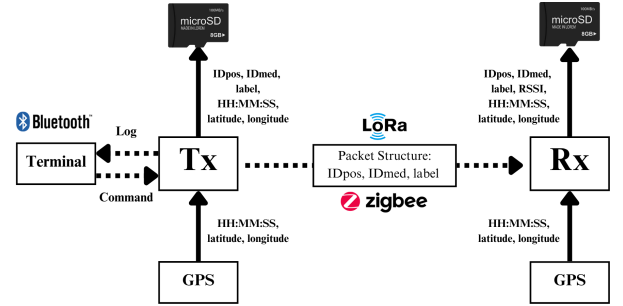


Fig. 2. Data flow in the measurement campaign.

B. Measurement Campaigns

The measurements were conducted in three representative scenarios on the “Casa Central” campus of the Universidad Técnica Federico Santa María (USM), selected to cover different propagation conditions, as illustrated in Fig. 3.

- Park: An environment with vegetation and NLOS (Non-Line of Sight) conditions, ranging separation distances from 5 m to 10 m.
- Swimming Pool: An environment with reflective surfaces, such as water and surrounding buildings, generating interference and multipath, ranging separation distances from 6 m to 15 m.
- Grass Field: An open environment with Line of Sight (LOS), the separation distance is approximately 15 m.

The measurements were performed on a grid defined for each scenario with the transmitter (Tx) kept fixed in one position and the receiver (Rx) moving along the established points of the grid. At each grid location, 30 packets were transmitted per technology. This quantity was selected as a suitable compromise between precision and measurement time, allowing for a robust average RSSI value at each measurement point.

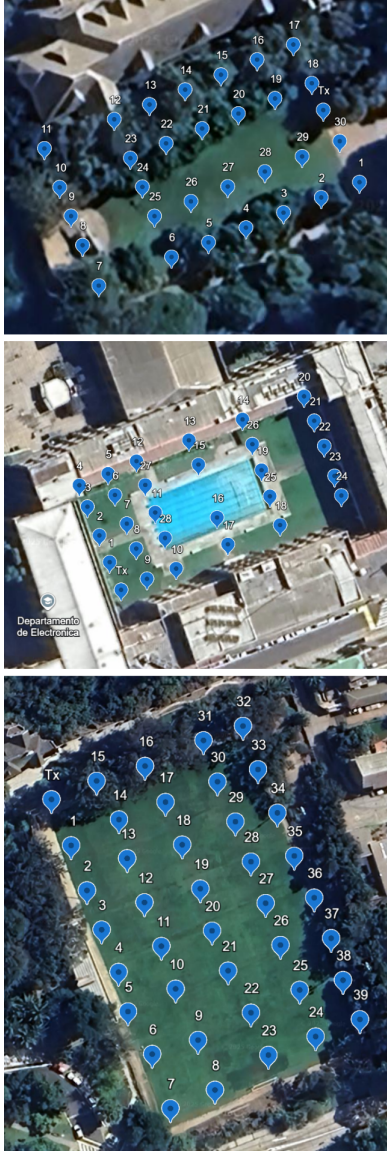


Fig. 3. Scenario 1: Park, scenario 2: Swimming Pool, and scenario 3: Grass Field.

The receiver recorded the RSSI, timestamp, and GPS coordinates in real-time. In scenarios 1 and 2, where the GPS presented inaccuracies, a tape measure was used to determine the distances between the transmitter and receiver. In contrast, in scenario 3, the geographic coordinates provided by the GPS module were used directly. The transmitter's height was 1.75 m, and the receiver's height was 1.4 m, both mounted on tripods.

The transmission power of the Zigbee Xbee ZB S2C module was configured with the maximum available power, 8 dBm (6.30 [mW]). In contrast, the Semtech SX1276 LoRa module was kept at the default transmission power of 17 dBm (50.11 [mW]). This difference in power levels means that a direct comparison between the two technologies in terms of RSSI (Received Signal Strength Indicator) is not possible, as the



Fig. 4. Calibration process in the anechoic chamber at USM.

TABLE II
PARAMETER SUMMARY

Technology	P_{tx} [dBm]	$G_{tx/rx}$ [dBi]	$L_{tx/rx}$ [dB]	f
LoRa	17	4	35.33	915 MHz
Zigbee	8	4	29.95	2.4 GHz

transmission conditions are not equivalent.

Additionally, for LoRa, a Spreading Factor of 7 (SF7) was used, which provides a balance between transmission speed and reception sensitivity. LoRa operated at a frequency of 915 MHz, while Zigbee operated in the 2.4 GHz band.

III. PATH LOSS MODELING

A. Path Loss Extraction

To estimate the path loss (PL), the average RSSI of the 30 measurements at each point of the defined grid was calculated. In order to average small-scale effects and account only for large-scale propagation. From these values, the Path Loss was estimated using the link budget:

$$PL = P_{tx} + G_{tx} + G_{rx} - L_{tx/rx} - RSSI \quad (1)$$

where P_{tx} is the transmission power in dBm, G_{tx} and G_{rx} are the antenna gains, considered to be 2 dBi for both cases, and $L_{tx/rx}$ account for the cable and connector losses in dB, which were measured during the calibration process in the anechoic chamber at USM, as illustrated in Fig. 4. A summary of these values is provided in Table II.

This calculation at each point allowed for the fitting of a signal propagation model as a function of the distance between the transmitter and receiver in the different measurement scenarios.

B. Path Loss Models

Two models were employed to estimate the Path Loss from the experimental data, and the free space path loss (FSPL) is considered as a theoretical reference. The models are presented as follows:

- Close-In (CI) Model: This model is used with a theoretical reference distance $d_0 = 1$ m and a loss exponent n , adjusted to the experimental data. Its expression is:

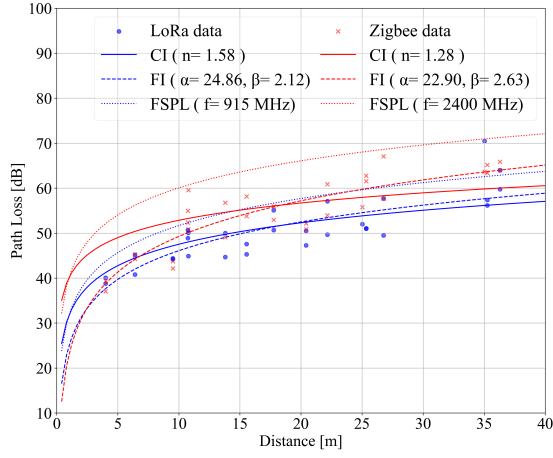


Fig. 5. CI, FI, and FSPL models for LoRa and Zigbee in Scenario 1.

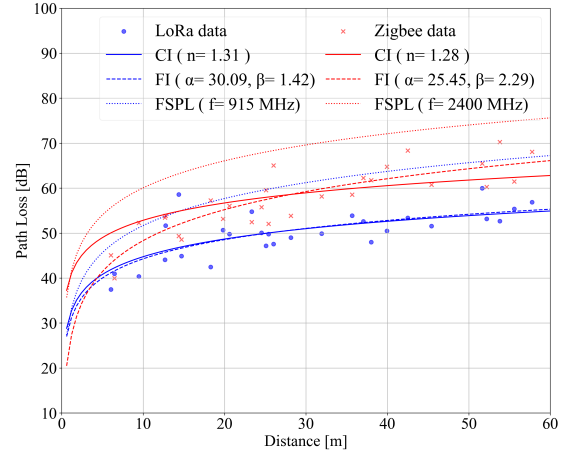


Fig. 6. CI, FI, and FSPL models for LoRa and Zigbee in Scenario 2.

$$PL_{CI}(d) = PL(d_0) + 10n \log \left(\frac{d}{d_0} \right) \quad (2)$$

where $PL(d_0)$ is the intercept, specifically the FSPL model ($FSPL_{(f,d)} = 10 \log_{10} (4\pi d/\lambda)^2$) evaluated at a reference distance $d_0 = 1$ m, d is the separation distance between the transmitter and the receiver, and n is the slope, well known as the path loss exponent.

- Floating Intercept (FI) Model: This model has two adjustable parameters, α and β , which are fitted to the experimental data. Its expression is:

$$PL_{FI}(d) = \alpha + 10\beta \log(d) \quad (3)$$

where α is the intercept, and β is the loss exponent.

C. Model Fitting and Validation

The fitting of the parameters for the CI and FI models was performed using nonlinear regression. For the CI model, the adjustable parameter is n , while for the FI model, the adjustable parameters are α (the floating intercept) and β .

The parameters for both models were obtained using the *curve_fit* function from the *SciPy* library, which minimizes the error between the predicted values from the model and the actual observed values, adjusting the parameters to make the relationship between distance d and PL as accurate as possible. Fig. 5, 6, and 7 illustrate the model fitting results for the Park, Swimming Pool, and Grass Field scenarios, respectively, comparing the CI, FI, and FSPL models.

To validate the accuracy of the fitted models, cross-validation was applied to the data. In this process, the data were divided into $k = 5$ subsets. In each iteration, the model was trained using $k - 1$ subsets and validated on the remaining subset. This means that in each iteration of cross-validation, the model was trained and validated on different datasets, resulting in different parameters and metrics for each iteration. These differences arise because the training and testing sets

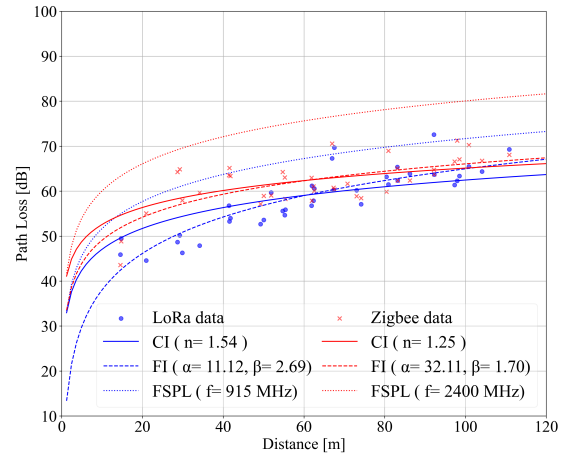


Fig. 7. CI, FI, and FSPL models for LoRa and Zigbee in Scenario 3.

vary in each iteration, allowing for a more robust evaluation of the model's performance.

Once all iterations were completed, the fitted parameters and the statistical metrics obtained in each fold were averaged. This averaging process ensures that the final values represent the overall performance of the model and are not dependent on a particular data split, improving the model's generalization ability to unseen data. The statistical metrics used to evaluate the accuracy of the models were:

- Root Mean Square Error (RMSE): RMSE measures the difference between the values predicted by the model and the actual values from the measurements. A low RMSE indicates that the model fits well to the experimental data, with small differences between predicted and measured values.
- Cumulative Distribution Function of Absolute Error Percentile 90 (CDF90): CDF90 shows the absolute error for which 90% of the errors are below that value. It is useful for understanding the error range within which most of the predictions fall. This metric indicates the maximum tolerable error for 90% of the data.

TABLE III
SUMMARY OF ACCURACY METRICS

<i>Scenario 1</i>			
Technology	Model	RMSE [dB]	CDF 90% [dB]
LoRa	CI	4.09	5.17
	FI	3.95	5.42
	FSPL	6.58	9.84
Zigbee	CI	5.29	8.75
	FI	3.67	6.52
	FSPL	10.25	15.07
<i>Scenario 2</i>			
Technology	Model	RMSE [dB]	CDF 90% [dB]
LoRa	CI	3.64	5.59
	FI	3.90	5.54
	FSPL	10.53	13.36
Zigbee	CI	4.43	7.07
	FI	3.81	5.31
	FSPL	10.96	15.03
<i>Scenario 3</i>			
Technology	Model	RMSE [dB]	CDF 90% [dB]
LoRa	CI	4.29	7.45
	FI	3.53	5.26
	FSPL	9.21	12.36
Zigbee	CI	3.87	6.00
	FI	3.98	5.93
	FSPL	13.77	18.09

IV. RESULTS

The measurement campaigns provided sufficient empirical data to fit path loss models in three distinct university scenarios. As shown in Fig.5, Fig.6, and Fig. 7, the Floating Intercept (FI) model consistently offered the closest approximation to the measured data, demonstrating superior predictive performance across all scenarios.

Table III summarizes the accuracy metrics used to assess each model's performance. For both LoRa and Zigbee technologies, the FI model achieved the lowest RMSE and CDF90 values in most cases. In contrast, the Free Space Path Loss (FSPL) model exhibited the highest deviations—especially under conditions with significant obstructions or in non-Line-of-Sight (NLOS) environments, such as the Park (Scenario 1).

The Close-In (CI) model also showed competitive results, particularly in Scenarios 1 and 2 (Park and Swimming Pool), where its error metrics were close to those of the FI model. This performance suggests that the CI model, despite its simpler formulation, remains a practical option—especially when balancing accuracy and computational simplicity. Its physical grounding, based on free-space loss at a reference distance, further reinforces its suitability for environments with moderate complexity.

In all three scenarios, the RMSE can also be interpreted as an estimate of the shadowing standard deviation, representing the random signal fluctuations around the mean path loss. These deviations arise from large-scale fading effects caused by obstacles such as buildings, vegetation, or other environmental irregularities that obstruct or scatter the signal. The RMSE values obtained in this study—ranging from approximately 3.5 to over 5.3 dB—are consistent with shadowing

effects typically observed in real-world wireless propagation. Lower RMSE values in the FI model suggest that it more accurately captures the local propagation characteristics, reducing the residual variability attributed to shadowing. This highlights the importance of selecting a model that aligns with the environment's structural complexity to minimize uncertainty in path loss predictions and improve network reliability.

V. CONCLUSION

This study enabled the experimental validation of path loss models in university environments at USM, comparing the performance of LoRa and Zigbee technologies under diverse propagation conditions. Results confirmed that the FI model consistently delivered the highest predictive accuracy, outperforming both the CI model and the theoretical FSPL model across all evaluated scenarios. While the CI model showed competitive performance in open environments such as the park and swimming pool, its simplicity makes it a viable alternative when reduced computational complexity is required. Notably, the observed RMSE values reflect the standard deviation of large-scale fading, or shadowing, caused by environmental obstacles. The FI model's ability to minimize this deviation reinforces its suitability for complex urban deployments, where signal variability due to obstructions is significant. Furthermore, although Zigbee was expected to suffer greater attenuation due to its higher frequency, LoRa exhibited comparable path loss in some scenarios, underlining the context-dependent nature of wireless propagation. These findings highlight the importance of conducting localized channel characterizations to improve model accuracy and ensure reliable IoT network deployment. In this regard, the adjusted models, together with the proposed experimental methodology based on low-cost commercial devices, constitute replicable tools that enable channel characterization under real deployment conditions and facilitate the design and optimization of IoT networks.

Future Work. We propose extending the measurement campaigns to new scenarios in the Valparaíso Region, whose irregular terrain, coastal climate, and mix of urban, semi-rural, and forested areas pose propagation challenges complementary to those evaluated here. In particular, the USM Viña del Mar campus, with semi-rural and forested conditions, will enable validation of the methodology and strengthening of the resulting channel models for their application in IoT network design.

VI. ACKNOWLEDGMENTS

The authors wish to acknowledge the support received from the Chilean Research Agency ANID, through research grants ANID FONDECYT 11240070 and ANID Basal Project AFB240002 (AC3E).

REFERENCES

- [1] S. Madakam, R. Ramaswamy, S. Tripathi, S. Madakam, R. Ramaswamy, and S. Tripathi, "Internet of Things (IoT): A Literature Review," *Journal of Computer and Communications*, vol. 3, no. 5, pp. 164–173, May 2015, doi: 10.4236/JCC.2015.35021.

- [2] M. Aboubakar, M. Kellil, and P. Roux, "A review of IoT network management: Current status and perspectives," *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, vol. 34, no. 7, pp. 4163–4176, Jul. 2022, doi: 10.1016/J.JKSUCI.2021.03.006.
- [3] M. Centenaro, L. Vangelista, A. Zanella, and M. Zorzi, "Long-range communications in unlicensed bands: The rising stars in the IoT and smart city scenarios," *IEEE Wirel Commun*, vol. 23, no. 5, pp. 60–67, Oct. 2016, doi: 10.1109/MWC.2016.7721743.
- [4] T. K. Sarkar, Z. Ji, K. Kim, A. Medouri, and M. Salazar-Palma, "A Survey of Various Propagation Models for Mobile Communication," *IEEE Antennas Propag Mag*, vol. 45, no. 3, pp. 51–82, Jun. 2003, doi: 10.1109/MAP.2003.1232163.
- [5] R. B. López, R. A. Quintana, and S. M. Sánchez, "Evaluación de modelos de propagación de canal inalámbrico," *Revista Cubana de Ingeniería*, vol. 3, no. 1, pp. 53–62, Jan. 2012, Accessed: May 06, 2024. [Online]. Available: <https://rci.cujae.edu.cu/index.php/rci/article/view/67/html>
- [6] J. Petäjäjärvi, K. Mikhaylov, A. Roivainen, T. Hänninen, and M. Pettissalo, "On the coverage of LPWANS: Range evaluation and channel attenuation model for LoRa technology," *2015 14th International Conference on ITS Telecommunications, ITST 2015*, pp. 55–59, Jan. 2016, doi: 10.1109/ITST.2015.7377400.
- [7] J. Gaelens, P. Van Torre, J. Verhaevert, and H. Rogier, "LoRa Mobile-To-Base-Station Channel Characterization in the Antarctic," *Sensors* 2017, Vol. 17, Page 1903, vol. 17, no. 8, p. 1903, Aug. 2017, doi: 10.3390/S17081903.
- [8] G. Callebaut and L. Van Der Perre, "Characterization of LoRa Point-to-Point Path Loss: Measurement Campaigns and Modeling Considering Censored Data," *IEEE Internet Things J*, vol. 7, no. 3, pp. 1910–1918, Mar. 2020, doi: 10.1109/JIOT.2019.2953804.
- [9] J. A. Azevedo and F. Mendonça, "A Critical Review of the Propagation Models Employed in LoRa Systems," *Sensors* 2024, Vol. 24, Page 3877, vol. 24, no. 12, p. 3877, Jun. 2024, doi: 10.3390/S24123877.
- [10] W. G. Lima et al., "LoRa Technology Propagation Models for IoT Network Planning in the Amazon Regions," *Sensors* 2024, Vol. 24, Page 1621, vol. 24, no. 5, p. 1621, Mar. 2024, doi: 10.3390/S24051621.
- [11] G. M. Bianco, R. Giuliano, G. Marrocco, F. Mazzenga, and A. Mejia-Aguilar, "LoRa System for Search and Rescue: Path-Loss Models and Procedures in Mountain Scenarios," *IEEE Internet Things J*, vol. 8, no. 3, pp. 1985–1999, Feb. 2021, doi: 10.1109/JIOT.2020.3017044.
- [12] W. Xu, J. Y. Kim, W. Huang, S. S. Kanhere, S. K. Jha, and W. Hu, "Measurement, Characterization, and Modeling of LoRa Technology in Multifloor Buildings," *IEEE Internet Things J*, vol. 7, no. 1, pp. 298–310, Jan. 2020, doi: 10.1109/JIOT.2019.2946900.
- [13] Y. Ibdah and Y. Ding, "Path Loss Models for Low-Height Mobiles in Forest and Urban," *Wirel Pers Commun*, vol. 92, no. 2, pp. 455–465, Jan. 2017, doi: 10.1007/S11277-016-3551-Y/FIGURES/8.
- [14] P. Thu and Z. Tun, "Path Loss Prediction Using RSSI," *Int. J. Contemporary Issues in Research*, vol. 1, 2018.
- [15] Y. Onykienko, P. Popovych, R. Yaroshenko, A. Mitsukova, A. Beldyagina and Y. Makarenko, "Using RSSI Data for LoRa Network Path Loss Modeling," 2022 IEEE 41st International Conference on Electronics and Nanotechnology (ELNANO), Kyiv, Ukraine, 2022, pp. 576–580, doi: 10.1109/ELNANO54667.2022.9927036.
- [16] S. Paria, D. R. Choudhury, S. Pramanik and I. S. Misra, "Experimental Characterization of LoRa Point-to-Point Communication Link for Real Time IoT Health Data Transmission," 2024 IEEE Calcutta Conference (CALCON), Kolkata, India, 2024, pp. 1–5, doi: 10.1109/CALCON63337.2024.10914294.
- [17] R. Anzum, M. H. Habaebi, M. R. Islam, G. P. N. Hakim, M. U. Khandaker, H. Osman, S. Alamri, and E. AbdElrahim, "A Multiwall Path-Loss Prediction Model Using 433 MHz LoRa-WAN Frequency to Characterize Foliage's Influence in a Malaysian Palm Oil Plantation Environment," *Sensors*, vol. 22, no. 14, p. 5397, 2022, doi: 10.3390/s22145397.