

## OPTIMIZACIÓN DE COBERTURA EN REDES 5G URBANAS USANDO DIGITAL TWINS Y TÉCNICAS DE RAY TRACING

### COVERAGE OPTIMIZATION IN URBAN 5G NETWORKS USING DIGITAL TWINS AND RAY TRACING TECHNIQUES

✉ **Christian Oswaldo Muñoz Jimbo, Ing.**  
Universidad Estatal Península de Santa Elena  
[christian.munozjimbo8052@upse.edu.ec](mailto:christian.munozjimbo8052@upse.edu.ec)  
Cuenca, Ecuador

✉ **Washington Velasquez, Ph.D.**  
Escuela Superior Politécnica del Litoral  
[wavelasq@espol.edu.ec](mailto:wavelasq@espol.edu.ec)  
Guayaquil, Ecuador

#### ARTÍCULO DE INVESTIGACIÓN

Recibido: 30/11/2025  
Aceptado: 09/03/2026  
Publicado: 30/03/2026

#### RESUMEN

Este estudio implementa un gemelo digital del centro histórico de Cuenca para evaluar y optimizar la cobertura 5G en un entorno urbano denso. La alta concentración de edificaciones genera zonas de sombra y afecta la calidad del servicio, lo que hace necesario el uso de modelos de propagación de alta fidelidad como el ray tracing para la planificación de redes. Se construyó un entorno virtual tridimensional y se empleó Sionna RT para simular la propagación de la señal en la banda media de 3.5 GHz. A diferencia de los enfoques de optimización angular simple, este trabajo propuso una metodología de optimización de dos etapas: primero, se optimizaron las posiciones de los transmisores (Tx) tipo ULA mediante un algoritmo de Enjambre de Partículas (PSO); segundo, con los Tx en estas posiciones óptimas, se configuraron con arreglos MIMO UPA (4x4) y se optimizó su orientación mediante un algoritmo Bayesiano, siempre con el objetivo de mejorar el desempeño del enlace en términos de SINR. La cobertura funcional ( $P(\text{SINR} > 0 \text{ dB})$ ) pasó de 39.84% en el escenario base a 43.04% tras la optimización de posición, mientras que la optimización angular permitió elevar la calidad del enlace, logrando que regiones específicas superaran los 5 dB de SINR, a pesar de una cobertura funcional del 39.95%. Esto confirma que la integración de las herramientas utilizadas es un método robusto para mejorar la cobertura urbana y reducir riesgos de pre-despliegue.

**Palabras Clave:** cobertura 5g, gemelo digital, optimización bayesiana, optimización por enjambre de partículas, ray tracing

---

## ABSTRACT

---

This study implements a digital twin of the historic center of Cuenca to evaluate and optimize 5G coverage in a dense urban environment. The high concentration of buildings generates shadowed areas and affects service quality, making the use of high-fidelity propagation models like ray tracing necessary for network planning. A three-dimensional virtual environment was built, and Sionna RT was employed with the 3GPP UMi channel model to simulate signal propagation. Unlike simple angular optimization approaches, this work proposed a two-stage hybrid optimization methodology: first, the positions (x, y) of the transmitters (Tx) were optimized using a Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm; second, with the Tx in these optimal positions, they were configured with MIMO UPA (4x4) arrays, and their orientation (azimuth and elevation) was optimized using a Bayesian algorithm, with the aim of improving link performance in terms of SINR. Functional coverage ( $P(\text{SINR} > 0 \text{ dB})$ ) increased from 39.84% in the baseline scenario to 43.04% after position optimization, while angular optimization improved link quality, with specific regions exceeding 5 dB SINR, even with a functional coverage of 39.95%. This confirms that integrating the tools used is a robust method for improving urban coverage and reducing pre-deployment risks.

**Keywords:** 5g coverage, bayesian optimization, digital twins, particle swarm optimization, ray tracing

## INTRODUCCIÓN

El despliegue global de las redes de quinta generación (5G) representa un cambio paradigmático en la conectividad inalámbrica, ofreciendo capacidades de ultra baja latencia (URLLC), comunicaciones masivas máquina a máquina (mMTC) y un incremento sustancial en la eficiencia espectral (eMBB) (Sutton et al., 2019). Sin embargo, estos beneficios enfrentan limitaciones considerables en entornos urbanos densos (Mezaal et al., 2024), donde la complejidad estructural, la movilidad de los usuarios y la presencia de obstáculos arquitectónicos generan zonas de sombra (Salazar et al., 2021) y altos niveles de interferencia que comprometen la cobertura y la calidad del servicio (Alzubaidi et al., 2022). Los modelos tradicionales de propagación estadísticos o semianalíticos como el presentado por Project (3GPP), (2018), han demostrado ser insuficientes para capturar con precisión las dinámicas del canal en escenarios urbanos (A. Al-Absi et al., 2024), lo que evidencia la necesidad de herramientas más avanzadas para la planificación de redes en el marco de las ciudades inteligentes.

En este contexto, la optimización de cobertura en redes 5G demanda enfoques que integren modelos de canal de alta fidelidad y simulaciones realistas, siendo los gemelos digitales (Digital Twins, DTs) una de las herramientas más prometedoras para abordar este reto. Los DTs permiten construir representaciones virtuales tridimensionales de entornos físicos, facilitando la recreación de escenarios urbanos basados en mediciones reales y el análisis detallado de métricas de red como lo demuestran Estrada-Jiménez et al., (2024). De forma complementaria, las técnicas de ray tracing (RT) se consolidan como métodos de modelado precisos para la propagación de señales, ampliamente utilizadas en estudios a frecuencias milimétricas (mmWave) debido a su capacidad para capturar fenómenos como la reflexión, la difracción y la dispersión. Estos mismos principios físicos y geométricos hacen que el RT sea igualmente aplicable a bandas medias como 3.5 GHz, especialmente en entornos urbanos densos donde la geometría del escenario domina el comportamiento del canal. En paralelo, Aslam et al., (2019) demuestra que la implementación de tecnologías avanzadas como Massive MIMO introduce nuevos desafíos y oportunidades, ya que la configuración espacial de las antenas puede mejorar de forma significativa la direccionalidad y el aprovechamiento del espectro en escenarios urbanos densos.

El uso de DTs junto con RT se considera una herramienta clave para la planificación y mejora de redes 5G. Este método permite prever problemas relacionados con la cobertura, optimizar la ubicación y disposición de las antenas, así como analizar el efecto de diferentes patrones de radiación antes de realizar la instalación real, lo que ayuda a disminuir gastos y minimizar riesgos operativos. Herramientas recientes como Sionna y su complemento Sionna RT, presentados en (Hoydis, Cammerer, et al., 2023; Hoydis, Aoudia, et al., 2023), han demostrado su gran efectividad en este objetivo, ya que facilitan simulaciones de propagación con un alto nivel de fidelidad y permiten llevar a cabo procesos de optimización mediante técnicas de aprendizaje profundo. Así, esta investigación se vuelve significativa al ayudar en el desarrollo de metodologías que mejoren el diseño y la administración de redes en contextos urbanos complejos, en línea con la visión de las ciudades inteligentes.

La necesidad de este trabajo se justifica en la creciente dificultad de garantizar conectividad confiable en centros urbanos densos, donde la alta concentración de edificaciones y usuarios incrementa las pérdidas por trayectoria y los problemas de interferencia (Iye et al., 2025). En tales condiciones, los DTs actúan como un laboratorio virtual en el que es posible reproducir con precisión la interacción de las ondas con el entorno, mientras que el RT permite modelar fenómenos de propagación clave en bandas mmWave (M. A. Al-Absi et al., 2025; Idowu-Bismark

et al., 2024; Mezaal et al., 2024). Si bien estos estudios se centran en frecuencias milimétricas, las metodologías basadas en DTs y RT son igualmente aplicables a la planificación de redes en bandas medias, como 3.5 GHz, donde la geometría urbana continúa siendo el factor dominante del canal. Asimismo, la incorporación de herramientas como Sionna RT facilita no solo la simulación diferenciable, sino también la cuantificación del impacto de distintas configuraciones de antenas en escenarios urbanos.

Diversos antecedentes refuerzan la pertinencia de este enfoque. (Estrada-Jiménez et al., 2024) en su estudio mostraron cómo los DTs permiten construir entornos 3D basados en datos empíricos para predecir métricas de red. (Aslam et al., 2019) propone el uso de RT sobre gemelos digitales urbanos para modelar canales Massive MIMO, superando las limitaciones de modelos estadísticos convencionales. La herramienta Sionna, desarrollada por (Hoydis, Cammerer, et al., 2023), y su extensión Sionna RT, presentada en (Hoydis, Aoudia, et al., 2023), han habilitado la emulación de propagación de alta fidelidad y la optimización mediante técnicas de aprendizaje automático. (Iye et al., 2025) evidenciaron su aplicación en el marco del proyecto Open Wireless Digital Twin, destinado a la emulación de movilidad en 5G. De igual (Idowu-Bismark et al., 2024) exploraron el modelado y reconstrucción de canales mmWave tridimensionales en escenarios urbanos, mientras que (Mezaal et al., 2024) analizaron la influencia de la propagación en mmWave en la pérdida de trayectoria y el desempeño de la red. Estas investigaciones se complementan con el modelo 3GPP UMi (Project (3GPP), 2018), que continúa siendo una referencia estándar para entornos urbanos densos, aunque con limitaciones que pueden ser superadas mediante RT sobre DTs.

El estudio realizado se enfoca en el centro histórico de la ciudad de Cuenca, Ecuador, un área urbana que se distingue por su considerable concentración de construcciones y limitaciones en cuanto a la conservación de su patrimonio, lo que presenta dificultades adicionales para la implementación de redes 5G, en particular en bandas medias como 3.5 GHz, donde se busca un compromiso entre cobertura y capacidad en entornos urbanos complejos. Esta situación brinda al proyecto una utilidad práctica en etapas previas al despliegue, facilitando la verificación de métodos para mejorar la cobertura antes de la colocación real de la infraestructura.

De esta manera, se plantea como pregunta central de investigación: ¿Cómo mejorar la cobertura de redes 5G en entornos urbanos densos mediante la implementación de patrones de radiación direccionales en transmisores, utilizando simulaciones de ray tracing sobre gemelos digitales?

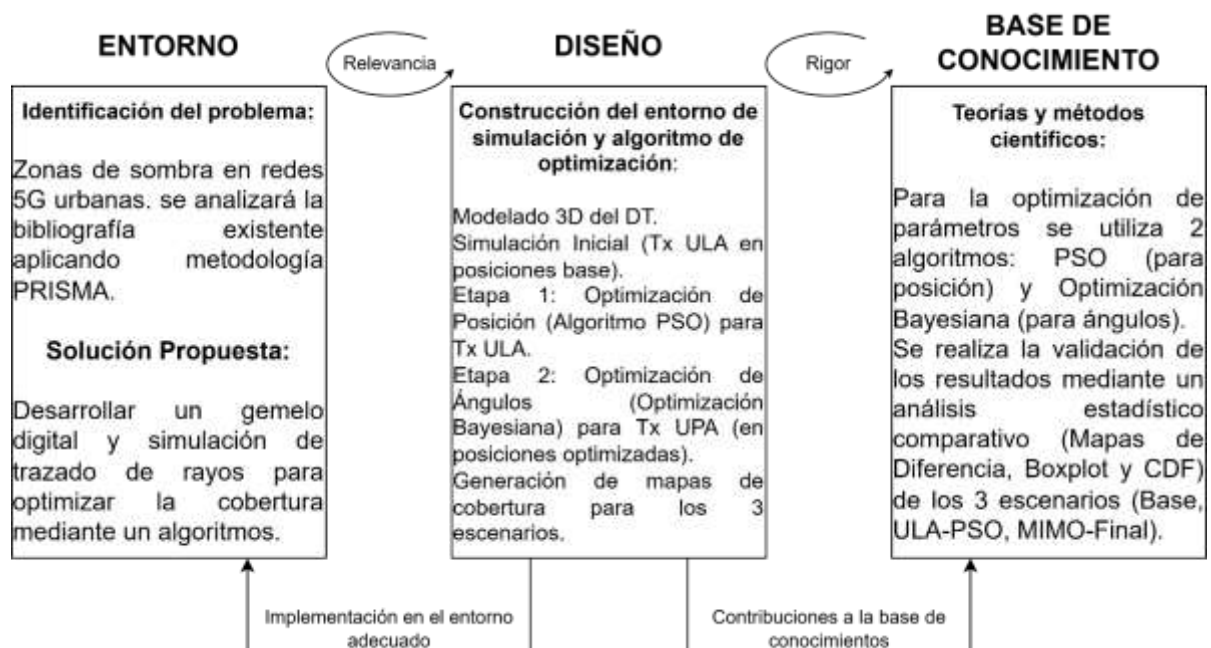
El presente documento está compuesto por cuatro secciones. La Sección 2 describe los materiales y métodos empleados, detallando la construcción del DT y la metodología de optimización utilizada para determinar las posiciones óptimas de los transmisores, y la orientación angular (azimut y elevación) óptima de los haces MIMO UPA. En la Sección 3 se presentan y discuten los resultados, comparando estadísticamente los mapas de SINR de los diferentes escenarios: el ULA base, el ULA con posición optimizada (PSO) y el MIMO UPA final con posición y ángulos optimizados. Finalmente, la Sección 4 expone las conclusiones del estudio, haciendo énfasis en la validación de la metodología de dos etapas como un enfoque robusto para maximizar la cobertura y la calidad de enlace en entornos urbanos densos.

## METODOLOGÍA

La presente investigación se enmarca en el enfoque de Diseño de Ciencia de la Investigación (Design Science Research, DSR) (Hevner et al., 2004), cuyo objetivo es optimizar la cobertura en redes 5G urbanas utilizando gemelos digitales y simulaciones de ray tracing. El proceso metodológico se organiza en tres fases principales: Entorno, Diseño y Base de Conocimiento, como se observa en la figura 1, cada una de estas contribuye a garantizar tanto la validez científica como la aplicabilidad práctica de los resultados.

**Figura 1**

*Metodología DSR aplicada al desarrollo de DT y optimización de cobertura en redes 5G*



*Nota.* Fuente: Elaboración propia

## **Entorno**

### **Identificación del problema y propuesta de solución**

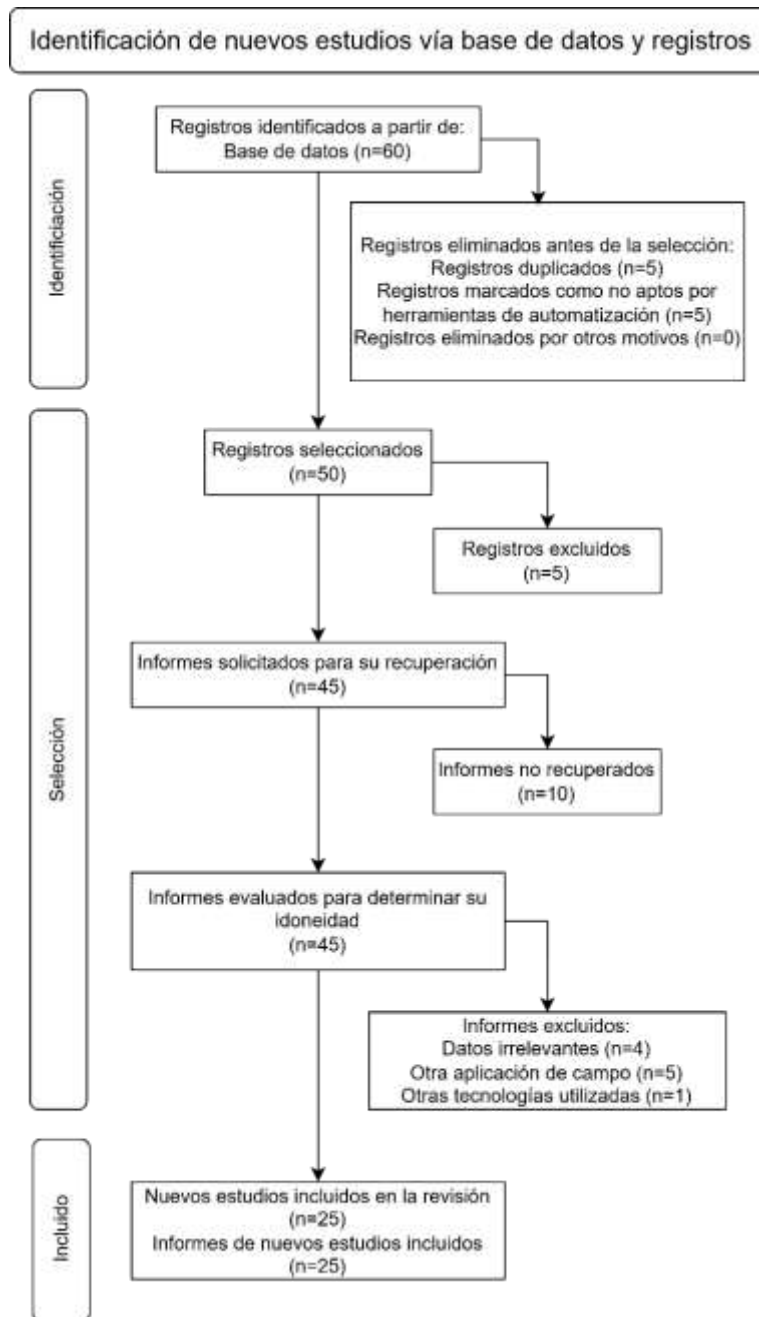
Uno de los desafíos de redes 5G en entornos urbanos densos radica en la atenuación y bloqueo de señales (zonas de sombra) causados por la compleja arquitectura del entorno (Mezaal et al., 2024; Salazar et al., 2021). Estas limitaciones son particularmente críticas en escenarios con alta densidad de edificaciones y condiciones de no línea de vista (No line of Sight, NLoS) ampliamente analizadas en estudios de propagación urbana mediante RT y modelado geométrico (Idowu-Bismark et al., 2024). Por lo tanto, los modelos estadísticos tradicionales, como el 3GPP UMi, resultan insuficientes para una planificación precisa (Aslam et al., 2019). Para superar las limitaciones expuestas esta investigación propone un modelo de optimización de cobertura basado en el uso de un DT del centro histórico de Cuenca y simulaciones RT para implementar y validar una metodología de optimización de dos etapas (PSO y Bayesiana), con el objetivo de reducir las zonas de sombra y mejorar la cobertura funcional y la calidad del enlace en términos de SINR en el entorno.

### **Revisión bibliográfica (metodología PRISMA)**

Con el fin de sustentar teóricamente la propuesta, se realizará una revisión sistemática de la literatura siguiendo la metodología PRISMA, focalizada en publicaciones entre 2020 y 2025. El proceso de la metodología se observa en la figura 2.

**Figura 2**

*Proceso de selección de estudios basado en la metodología PRISMA*



*Nota.* Fuente: Elaboración propia

Este proceso contempla:

- Identificación: búsqueda de estudios en bases de datos académicas (IEEE Xplore, Scopus, Web of Science, arXiv) utilizando palabras clave como: 5G coverage

optimization, Digital Twin, Ray Tracing, urban mmWave, Massive MIMO y beamforming.

- Cifrado: eliminación de bibliografía duplicada y selección inicial de trabajos que no son relevantes a través del examen de títulos y resúmenes.
- Elegibilidad: revisión de los documentos completos basándose en criterios de inclusión (investigaciones que incluyen simulaciones de cobertura, ray tracing y optimización de antenas) y de exclusión (proyectos que no se aplican en áreas urbanas densamente pobladas o que involucran gemelos digitales).
- Inclusión: resumen de los textos elegidos, señalando hallazgos importantes, restricciones en la literatura existente y áreas de investigación que respaldan esta aportación.

Como resultado de esta metodología, los 25 estudios incluidos permitieron identificar las tendencias actuales y las herramientas clave que fundamentan la investigación. En la Tabla 1 se resume la literatura reciente sobre los DTs que se han convertido en herramientas relevantes para la planificación de redes 5G, ya que permiten modelar entornos urbanos en 3D y evaluar métricas como la interferencia antes del despliegue real. Asimismo, la revisión evidencia un consenso en que los modelos estadísticos tradicionales (como 3GPP UMi) resultan insuficientes para escenarios sitio-específicos, lo que ha impulsado el uso de técnicas de ray tracing (RT), ampliamente empleadas en estudios de propagación urbana, en particular en bandas mmWave. No obstante, los principios metodológicos derivados de estos enfoques son igualmente aplicables al análisis de redes en bandas medias, como 3.5 GHz, donde la geometría del entorno urbano sigue siendo un factor determinante.

Adicionalmente, la literatura revisada destaca el papel de tecnologías como Massive MIMO y beamforming como mecanismos eficaces para mejorar la direccionalidad y la calidad del enlace en entornos urbanos complejos, si bien su impacto específico depende de la banda de operación y del entorno considerado. Finalmente, el alto costo computacional del RT ha motivado el empleo de técnicas de optimización eficientes, entre ellas la Optimización Bayesiana, reconocida por su capacidad de encontrar soluciones cercanas al óptimo global en pocas iteraciones sin necesidad de búsquedas exhaustivas.

**Tabla 1***Síntesis de la Revisión de Literatura (Metodología PRISMA)*

<b>Área Temática</b>	<b>Hallazgo / Relevancia para esta Investigación</b>	<b>Refs. Clave</b>
Digital Twins (DTs) y Planificación 5G	Los DTs se consolidan como la herramienta relevante para la planificación de redes en entornos urbanos complejos. Permiten modelar la geometría 3D y analizar métricas de red, como la interferencia, antes del despliegue físico.	(M. A. Al-Absi et al., 2025; Estrada-Jiménez et al., 2024; Iye et al., 2025)
Ray Tracing (RT) vs. Modelos Estadísticos	Existe un consenso en que los modelos estadísticos (como el 3GPP UMi) son insuficientes para escenarios sitio específicos. Las técnicas de RT ofrecen una precisión superior al modelar la propagación (reflexión, difracción) en entornos urbanos densos, ampliamente estudiados en frecuencias mmWave. Los principios físicos y geométricos subyacentes a estos enfoques siguen siendo relevantes para el análisis de redes en bandas medias (3.5 GHz).	(Aslam et al., 2019; Idowu-Bismark et al., 2024; Mezaal et al., 2024)
Librerías de Simulación (Sionna RT)	La aparición de herramientas como Sionna RT es clave, ya que integran simuladores de canal de alta fidelidad (RT) con frameworks de aprendizaje automático (diferenciables), facilitando la optimización de parámetros.	(Hoydis, Aoudia, et al., 2023; Hoydis, Cammerer, et al., 2023)
Massive MIMO y Beamforming	El uso de arreglos de antenas (MIMO, UPA) y la formación de haces (beamforming) constituye un mecanismo eficaz para mejorar la direccionalidad y la calidad del enlace en entornos urbanos densos. La optimización de la direccionalidad del haz (azimut y elevación) es un área de investigación activa.	(Aslam et al., 2019; Idowu-Bismark et al., 2024)
Técnicas de Optimización	Debido al alto costo computacional del RT, la búsqueda exhaustiva de parámetros es inviable. La Optimización Bayesiana (OB) se identifica como un método eficaz para encontrar soluciones cercanas al óptimo global (ej. ángulos) en pocas iteraciones.	(Nogueira, 2014; Snoek et al., 2012)

*Nota.* Fuente: Elaboración propia

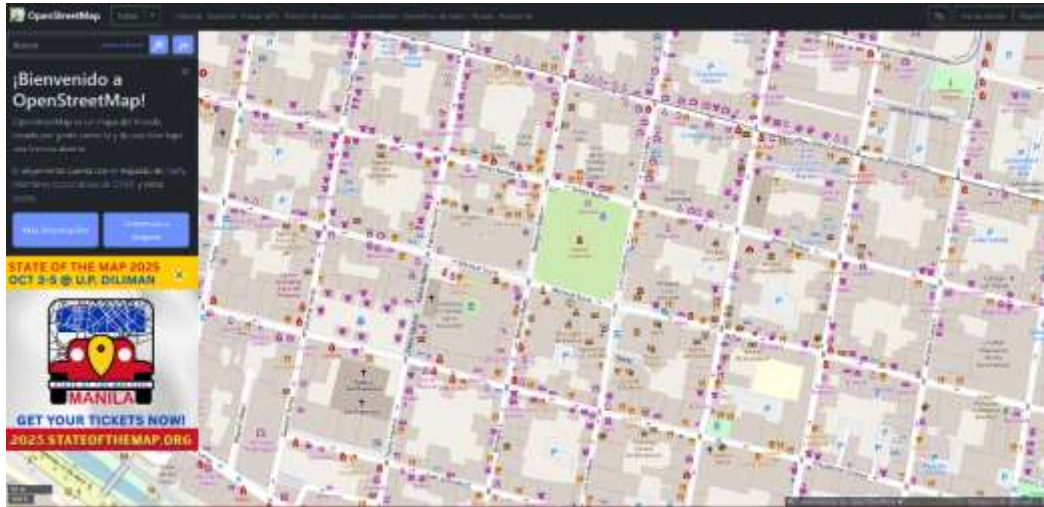
## Diseño

Esta fase adopta un enfoque no experimental, analítico y exploratorio, centrado en simulaciones computacionales.

## Construcción del gemelo digital

### Figura 3

*Mapa de Cuenca obtenido de OpenStreetMap*



*Nota.* Fuente: OpenStreetMap (2025).

Un modelo 3D del centro histórico de Cuenca (figura 3) se elabora con resolución espacial mínima de 1 metro, integrando datos geospaciales abiertos de OpenStreetMap y Blender como herramientas de modelado 3D junto con el addon BLOSM. El desarrollo de este gemelo digital presentado en la figura 4 trata de replicar con fidelidad la estructura urbana.

### Figura 4

*Diseño del gemelo digital utilizando Blender y BLOSM*



*Nota.* Fuente: Elaboración propia.

La estructura del centro histórico de Cuenca está caracterizada por una alta densidad de edificaciones de altura media y calles estrechas (generando un efecto de "cañón urbano"), se alinea directamente con la definición del escenario de canal estándar 3GPP Urban Micro-cell (UMi) Estudios sobre el patrimonio edificado de Cuenca, como la realizada por (Quezada Zambrano et al., 2021) confirman que las técnicas constructivas tradicionales se basan en adobe y ladrillo cocido como materiales estructurales predominantes. Adicional (Aguirre Ullauri et al., 2020) y (Aguirre Ullauri, 2021) indica que las fachadas de la ciudad exhiben una mezcla compleja de materiales que incluyen revoques, mampostería de piedra, madera y cerámicos (ladrillo visto).

Dado que la información geoespacial utilizada no incluye propiedades electromagnéticas detalladas de cada superficie, la asignación de materiales al DT se realizó mediante una clasificación por categorías, empleando un conjunto reducido de materiales representativos, cuya correspondencia y criterios de asignación se presentan en la Tabla 2. Para la simulación, se utilizaron los parámetros dieléctricos predeterminados definidos en la librería Sionna RT, los cuales permiten capturar los mecanismos dominantes de reflexión y bloqueo de las ondas electromagnéticas en entornos urbanos densos (Idowu-Bismark et al., 2024).

**Tabla 2**

*Propiedades radioeléctricas de los materiales utilizados en el DT.*

Material del entorno urbano	Material en Sionna RT	$\epsilon_r$ (parte real)	Conductividad [S/m]	Rango de frecuencia válido (GHz)	Justificación
Adobe/ladrillo cocido	Brick	3.91	0.0238	1-40	Material predominante en edificaciones históricas
Hormigón/concreto	Concrete	5.24	0.0462	1-100	Estructuras modernas
Mampostería de piedra	Marble	7.074	0.0055	1-60	Superficies de piedra presentes en fachadas

*Nota.* Los valores de permitividad relativa y conductividad corresponden a los materiales predeterminados definidos en la librería Sionna RT. La frecuencia de operación empleada en este estudio (3.5 GHz) se encuentra dentro del rango de validez de todos los materiales considerados. Fuente: (Sionna — Sionna 1.2.1 documentation, s/f).

Las propiedades electromagnéticas de cada material se modelan mediante una permitividad compleja dependiente de la frecuencia, representada en la ecuación 1:

$$\varepsilon_c(\omega) = \varepsilon_r - j \frac{\sigma}{\omega \varepsilon_0} \quad \text{Ec. 1}$$

Donde  $\varepsilon_r$  corresponde a la parte real de la permitividad relativa,  $\sigma$  a la conductividad eléctrica del material,  $\omega$  la frecuencia angular y  $\varepsilon_0$  a la permitividad del vacío.

Siguiendo el modelo implementado en la herramienta Sionna RT, la conductividad introduce pérdidas mediante el término imaginario de la permitividad compleja. Cada material fue considerado homogéneo, lineal e isotrópico, en coherencia con el nivel de abstracción del modelo geométrico.

### **Dominio y parámetros del radiomap**

El radiomap fue generado utilizando el solver de trazado de rayos sobre un dominio rectangular de 1000 m x 750 m centrado en el área de estudio. Se utilizó una resolución espacial de 1m en ambos ejes ( $\Delta x = \Delta y = 1m$ ), lo que resulta en un total de 750000 puntos de evaluación.

El cálculo consideró una profundidad máxima de 8 interacciones y  $10^7$  muestras por transmisor para el muestreo de trayectorias. La resolución adoptada es adecuada para la evaluación estadística del SINR en el entorno considerado.

### **Simulación inicial de propagación**

La librería Sionna RT (Hoydis et al., 2022) se emplea junto con el modelo de canal 3GPP UMi, representativo de entornos urbanos densos, para generar mapas de cobertura con antenas ULA omnidireccionales. Estos resultados permiten identificar zonas de sombra y caracterizar la distribución espacial de la señal en el DT.

### **Optimización de posición y patrones de radiación**

Se optimiza la posición utilizando los transmisores ULA en el área de simulación; posteriormente, las posiciones óptimas obtenidas se mantienen fijas y se implementan a transmisores MIMO UPA (4 x 4), modificando los ángulos de azimut y elevación del haz principal. El objetivo es redistribuir la energía emitida hacia zonas críticas y aumentar la cobertura general.

### **Algoritmo de optimización**

Para adaptar los parámetros del sistema y maximizar la calidad de la cobertura, se utiliza una metodología de optimización de dos etapas.

- Se determina las posiciones óptimas de los transmisores empleando el algoritmo de Optimización por Enjambre de Partículas (PSO). PSO es un método metaheurístico robusto inspirado en el comportamiento social de las bandadas, ideal para explorar eficientemente el espacio de búsqueda de las coordenadas físicas (Kennedy & Eberhart, 1995).
- Se utiliza el algoritmo de optimización bayesiana presentado por Nogueira, (2014) para encontrar los ángulos de transmisión (azimut y elevación) que maximizan el SINR. Esta última técnica permite explorar de manera eficiente el espacio de configuraciones posibles, seleccionando nuevas combinaciones de parámetros en función de una función de adquisición que balancea exploración y explotación. A diferencia de métodos de búsqueda exhaustiva, la optimización bayesiana reduce el número de simulaciones necesarias para alcanzar configuraciones óptimas, lo cual resulta crítico en entornos urbanos modelados mediante ray tracing debido al alto costo computacional de cada simulación (Snoek et al., 2012).

### **Variables de optimización**

La metodología utilizada optimiza dos conjuntos de variables en etapas secuenciales:

- Etapa 1 (PSO - Posición): 6 variables que definen las coordenadas (x, y) de los 3 transmisores.
  - o área de búsqueda (x):  $[-500, 500]$  m.
  - o área de búsqueda (y):  $[-375, 375]$  m.
- Etapa 2 (Bayes - ángulos): 6 variables que definen la orientación de los 3 transmisores, con las posiciones ya fijadas por el PSO.
  - o ángulo de azimut ( $az_i$ ):  $[0, 2\pi]$  radianes.
  - o ángulo de elevación ( $el_i$ ):  $[-\pi/4, \pi/4]$  radianes.

Durante la Etapa 1 (PSO), los transmisores se modelan con un patrón isotrópico (ULA) para optimizar la cobertura espacial general. La potencia de transmisión es fija, así como su altura, coordenada (z).

Durante la Etapa 2 (Bayes), la posición de los transmisores se mantiene fija (utilizando el resultado óptimo del PSO) y el patrón de antena se cambia al UPA 4x4 con patrón de radiación 3GPP TR 38.901 para optimizar la ganancia direccional.

## Función objetivo

La función objetivo presentada en la ecuación 2 se emplea como un criterio interno para guiar el proceso de optimización en ambas etapas (PSO y Bayes). Dicho criterio se define a partir de la maximización del **SINR promedio** ( $\overline{SINR}$ ) calculado sobre todos los píxeles ( $p$ ) del área de estudio ( $M$ ). El análisis del desempeño del sistema se realiza posteriormente mediante métricas de cobertura funcional y distribución del SINR.

$$f(\theta) = \max(\overline{SINR}) = \max\left(\frac{1}{|M|} \sum_{p \in M} 10 \log_{10}(SINR_p)\right) \quad \text{Ec. 2}$$

Donde  $\theta$  representa el vector de parámetros a optimizar (posiciones en la Etapa 1, ángulos en la Etapa 2).

## Cálculo de SINR

El  $SINR_p$  se calcula de manera independiente para cada píxel del radiomap y se obtiene a partir del RadioMapSolver de *Sionna RT* como:

$$SINR_p = \frac{S_p}{I_p + N} \quad \text{Ec. 3}$$

Los componentes de esta métrica son:

Señal ( $S_p$ ): La máxima potencia recibida (RSS) de uno de los 3 transmisores.

$$S_p = \max_{i \in \{1,2,3\}} (RSS_{i,p}) \quad \text{Ec. 4}$$

Interferencia ( $I_p$ ): La suma de las potencias recibidas de los dos transmisores restantes (interferencia intercelular).

$$I_p = \left( \sum_{k=1}^3 RSS_{k,p} \right) - S_p \quad \text{Ec. 5}$$

Ruido ( $N$ ): La potencia de ruido térmico, calculada en función del ancho de banda (20 MHz) y la figura de ruido (7 dB).

## Regla de asociación celular

En cada punto del dominio espacial, la celda servidora se definió como aquella que maximiza la potencia recibida (criterio max-RSS). Esta regla es consistente con esquemas de asociación

basados en potencia recibida empleados en modelos celulares homogéneos dentro del marco de modelado físico definido por 3GPP TR 38.901. (Project (3GPP), 2018).

Formalmente, la señal útil  $S_p$  corresponde a la mayor potencia recibida entre los transmisores considerados, mientras que la interferencia  $I_p$  se calcula como la suma de las contribuciones restantes.

Este enfoque asume:

- Ausencia de balanceo de carga.
- Ausencia de sesgo de celda (cell range expansion).
- Ausencia de dinámicas temporales de handover.
- Red estática y homogénea a nivel de capa física.

Dado que todas las configuraciones evaluadas utilizan la misma regla de asociación, las diferencias observadas en las métricas de cobertura y SINR se atribuyen exclusivamente a la optimización geométrica y angular del sistema.

El cálculo de esta métrica se implementa en la función principal, presentada en la figura 5, la cual es llamada por ambos algoritmos de optimización.

## Figura 5

*Pseudocódigo de la función de cálculo de SINR*

---

```

1 Entrada: Objeto scene, Objeto solver
2 Salida: Valor avg_sinr_db (SINR promedio del mapa)
   /* 1. Ejecutar el trazado de rayos */
3 rm ← solver(scene);
4 rss ← rm.rss.numpy();
   /* 2. Calcular S (Señal Máxima) */
5 S ← máx(rss, axis = 0);
   /* 3. Calcular I (Interferencia) */
6 I ← sum(rss, axis = 0) - S;
   /* 4. Calcular SINR en dB */
   /* noise_power se define como variable global */
7 sinr ← S / (I + noise_power);
8 sinr_db ← 10 · log10(sinr + 10-15);
   /* 5. Retornar el promedio del mapa */
9 Salida ← mean(sinr_db);

```

---

*Nota.* Fuente: Elaboración propia.

## Proceso iterativo

El procedimiento se desarrolla en dos ciclos iterativos. Las funciones objetivo que conectan los optimizadores con la métrica se detallan a continuación.

### Optimización de Posición (PSO)

1. Inicialización: Se genera un enjambre de 20 partículas, cada una representando un conjunto de 6 coordenadas (x, y) de los Tx.
2. Evaluación: Para cada partícula, se actualiza la posición de los Tx (en modo ULA) en la escena, se ejecuta la simulación de ray tracing y se calcula el  $\overline{SINR}$ .
3. Actualización: Las partículas ajustan su "vuelo" (posición y velocidad) basándose en su mejor resultado histórico (pbest) y el mejor resultado del enjambre (gbest).
4. Convergencia: El proceso se repite durante 50 iteraciones, obteniendo la posición óptima global  $\theta_{pos}^*$ .

Parámetros del PSO: La optimización de posición se implementa mediante un esquema Global Best PSO, utilizando un enjambre de 20 partículas y 50 iteraciones. Los coeficientes del algoritmo se fijan en un factor de inercia  $w = 0.9$ , un coeficiente cognitivo  $c_1 = 0.5$  y un coeficiente social  $c_2 = 0.3$ , conforme a la implementación de la librería PySwarms.

La función objetivo, presentada en la figura 6, recibe el arreglo de partículas y actualiza la escena:

**Figura 6**

*Pseudocódigo de la función objetivo del PSO.*

```

1 Entrada: Arreglo particles
2 Salida: Arreglo scores
3 scores ← nuevo_array(num_particles);
   /* Escena en modo ULA (iso) */
4 scene.tx_array ← iso_tx_array;
5 for tx in scene.transmitters do
6 |   tx.orientation ← [0.0, 0.0, 0.0];
7 end
8 for i = 1 To n_particles do
9 |   pos ← particles[i]
   /* pos = [x1, y1, x2, y2, x3, y3] */
10 |   scene.tx["tx1"].pos ← [pos[0], pos[1], Tx_z];
11 |   scene.tx["tx2"].pos ← [pos[2], pos[3], Tx_z];
12 |   scene.tx["tx3"].pos ← [pos[4], pos[5], Tx_z];
   /* Llama a la función de calculo de SINR para evaluar */
13 |   avg_sinr ← compute_sinr_map(scene, rm_solver);
14 |   scores[i] ← avg_sinr;
15 end
16 Salida ← scores;

```

*Nota.* Fuente: elaboración propia.

**Optimización de ángulos (Bayesiana)**

1. Inicialización: Generación de 5 configuraciones aleatorias de ángulos (fase de exploración).
2. Evaluación: Se obtiene el mapa de cobertura y se calcula el  $\overline{SINR}$  para cada configuración.
3. Actualización y Selección: Se construye un modelo probabilístico y se usa una función de adquisición para seleccionar la siguiente combinación de ángulos a probar.
4. Convergencia: El proceso se repite durante 30 iteraciones adicionales (explotación), obteniendo la configuración de ángulos  $\theta_{ang}^*$  que maximiza el  $\overline{SINR}$  (35 evaluaciones totales).

En la figura 7 se observa el pseudocódigo de la función que recibe los ángulos y actualiza la escena:

### Figura 7

*Pseudocódigo de la función objetivo Bayesiana.*

```

1 Entrada: Variables az1, el1, az2, el2, az3, el3
2 Salida: Valor avg_sinr
   /* Configurar escena en modo MIMO (UPA) */
3 scene.tx_array ← mimo_tx_array;
   /* Aplicar ángulos */
4 scene.tx["tx1"].orientation ← [(az1), (el1), 0.0];
5 scene.tx["tx2"].orientation ← [(az2), (el2), 0.0];
6 scene.tx["tx3"].orientation ← [(az3), (el3), 0.0];
   /* Llama a la función de calculo de SINR para evaluar */
7 avg_sinr ← compute_sinr_map(scene, rm_solver);
   /* BayesianOpt maximiza, se retorna el valor */
8 Salida ← avg_sinr;

```

*Nota.* Fuente: elaboración propia.

### Visualización de resultados

Los resultados del proceso de optimización de dos etapas se visualizan mediante los siguientes gráficos comparativos:

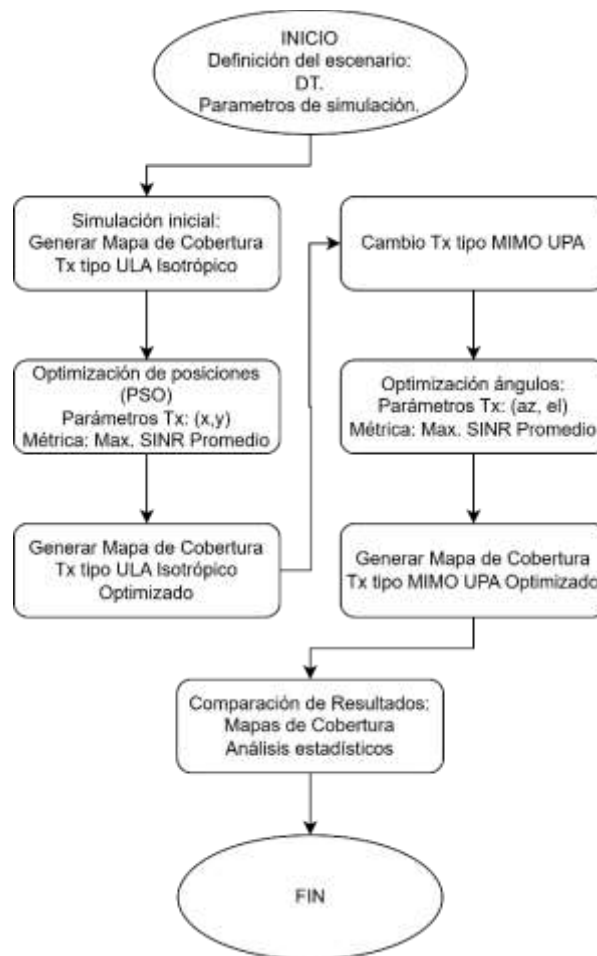
- Mapas de SINR: Una comparación visual de los mapas de calor (heatmaps) para los tres escenarios evaluados:
  - ULA con posición original.
  - ULA con posición optimizada (PSO).
  - MIMO UPA con posición y ángulos optimizados (Bayes).
- Mapas de Diferencia: Gráficos que cuantifican la ganancia  $\Delta SINR$  obtenida en cada fase de la optimización, diferenciando la ganancia asociada a la optimización de posición y la ganancia debida a la optimización angular, lo que permite aislar el impacto de cada variable.
- Gráficos Estadísticos Comparativos:
  - Un diagrama de caja (boxplot) para analizar el cambio en la mediana, los cuartiles y la dispersión de la distribución del SINR en los tres escenarios.

- La Función de Distribución Acumulada Complementaria (CCDF) para evaluar probabilidad de cobertura funcional (ej.  $P(\text{SINR} > 0 \text{ dB})$ ) en cada escenario.

Todo el proceso descrito se resume en el diagrama de flujo presentado en la figura 8.

### Figura 8

Diagrama de flujo del proceso de optimización de cobertura



Nota. Fuente: Elaboración propia.

### Base de Conocimiento

En esta fase se evalúa la efectividad del artefacto diseñado, garantizando que la propuesta cumpla con el objetivo de mejorar la cobertura en escenarios urbanos complejos.

### Evaluación del artefacto

El estudio compara cuantitativamente los mapas de cobertura generados antes y después de aplicar la optimización de posición y patrones de radiación direccionales. Entre los indicadores

considerados están: el porcentaje de área cubierta, la reducción de zonas de sombra, el incremento del SINR promedio y la variación de la potencia media recibida. Asimismo, se contrasta el desempeño de arreglos UPA frente a ULA, identificando ventajas y limitaciones de cada configuración.

### **Validación del proceso**

La validación se basa en la mejora incremental demostrada por el ciclo de optimización (PSO + Bayes), tal como se indica en el diagrama de flujo metodológico (figura 8). El enfoque se valida al comprobar cuantitativamente que la propuesta alcanza mejores resultados de cobertura en 2 fases:

1. Se valida que la optimización de posición (Etapa 1: PSO) genera una mejora de cobertura significativa respecto al escenario base.
2. Se verifica que la optimización de ángulos (Etapa 2: Bayes) eleva los resultados que se lograron mediante el PSO.

Esta metodología de validación en fases posibilita medir el impacto de cada elección de diseño (dónde ubicar vs. dónde apuntar).

### **Evaluación de Escenarios y Análisis Comparativo**

Para evaluar la robustez de la metodología, se definen, simulan y analizan tres escenarios de despliegue:

- Escenario 1 (Base): Antenas ULA isotrópicas en las posiciones originales fijas (definidas en la Tabla 3).
- Escenario 2 (ULA-PSO): Antenas ULA isotrópicas en las posiciones óptimas encontradas por el algoritmo PSO.
- Escenario 3 (MIMO-Final): Antenas UPA 4x4 (con patrón 3GPP TR 38.901) ubicadas en las posiciones óptimas (PSO) y con ángulos óptimos (Bayes).

El análisis cuantitativo de los tres escenarios se basa en lo siguiente:

- Comparación visual de los mapas de SINR.
- Análisis de ganancia por etapa mediante mapas de diferencia ( $\Delta SINR$ ).
- Análisis estadístico de la distribución del SINR mediante diagramas de caja (boxplots).

- Evaluación de la probabilidad del desempeño mediante Curvas de Distribución Acumulada Complementaria (CCDF).

Esta comparación permite cuantificar la ganancia de cada etapa de optimización y medir la mejora total del planteamiento final respecto al escenario base.

## RESULTADOS

El estudio toma como referencia inicial los emplazamientos existentes de la operadora Claro en la ciudad de Cuenca para la ubicación inicial de las antenas transmisoras. En la tabla 3 se detalla las ubicaciones en el ambiente simulado.

**Tabla 3**

*Ubicación de los transmisores en DT*

Transmisor	Coordenadas (x, y, z) [m]
Tx1	(-378, 181, 20)
Tx2	(135, 116, 25)
Tx3	(8, -269, 20)

*Nota.* Fuente: elaboración propia.

En las tablas 4 y 5, se lista los parámetros de transmisión y patrones de radiación utilizados para los transmisores. Asimismo, las tablas 6 y 7 resumen los parámetros utilizados en la simulación y en los algoritmos de optimización, respectivamente.

**Tabla 4**

*Parámetros de transmisión.*

Parámetro	Valor
Frecuencia de operación	3.5 GHz
Número de transmisores	3
Potencia transmitida	1W (0 dBW)
Altura de transmisión	25m
Arreglo ULA	1x4 elementos
Arreglo UPA	4x4 elementos
Espaciamiento entre elementos	0.5 $\lambda$
Polarización	Vertical (V)
Asociación de celda	Max-RSS

*Nota.* Fuente: elaboración propia.

**Tabla 5***Parámetros de patrones de radiación*

Parámetro	Isotrópico (ISO)	TR 38.901
Modelo	Ideal uniforme	Patrón sectorial 3GPP TR 38.901
Ganancia máxima	0 dBi	8 dBi
Ancho de haz (3 dB)	N/A	65° (azimut y elevación)
Atenuación máxima	0 dB	30 dB
Forma del patrón	Uniforme	Directivo sectorial
Dependencia angular	No dependiente de $\theta$ , $\varphi$	Función cuadrática en $\theta$ y $\varphi$
Polarización	Vertical	Vertical
Tilt mecánico	0°	Optimizado dinámicamente $\left[-\frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{4}\right]$
Tilt eléctrico	0°	0°

*Nota.* El patrón 3GPP corresponde al modelo verticalmente polarizado definido en el estándar 3GPP TR 38.901. Fuente: (Sionna — Sionna 1.2.1 documentation, s/f).

**Tabla 6***Parámetros de simulación*

Parámetro	Valor
Modelo de canal / escenario	3GPP UMi
Herramienta de simulación	Sionna RT (v1.2.1)
Frecuencia de operación	3.5 GHz
Ancho de banda	20 MHz
Figura de ruido	7 dB
Dominio espacial	1000 m x 750 m
Resolución espacial (cell_size)	1 m x 1 m
Número de puntos evaluados	750 000
Altura del receptor	1 m
Profundidad máxima de trazado (max_depth)	8
Muestras por transmisor (samples_per_tx)	$10^7$

*Nota.* Fuente: elaboración propia.

**Tabla 7***Parámetros de algoritmos de optimización*

Parámetro	PSO	Bayesian Optimization
VARIABLES optimizadas	x, y de 3 Tx	$\{az_i, el_i\}_{i=1}^3$
Función objetivo	Maximizar $\overline{SINR}$	
Topología	Global Best	N/A

Número de partículas / evaluaciones	20 partículas	N/A
Puntos iniciales aleatorios	N/A	5
Iteraciones de optimización	50	30
Evaluaciones totales	1000	35
Hiperparámetros	$\omega = 0.9$ $c_1 = 0.5$ $c_2 = 0.3$	N/A
Semilla aleatoria	11, 22, 33, 44, 55	42
Límites de búsqueda	$x \in [-500, 500] m$ $y \in [-375, 375] m$	$az \in [0, 2\pi]$ $el \in \left[-\frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{4}\right]$
Límites de velocidad	$\pm 150m$ por dimensión	N/A
Criterio de parada temprana	10 iteraciones consecutivas sin mejora significativa superior a $10^{-3}$	N/A

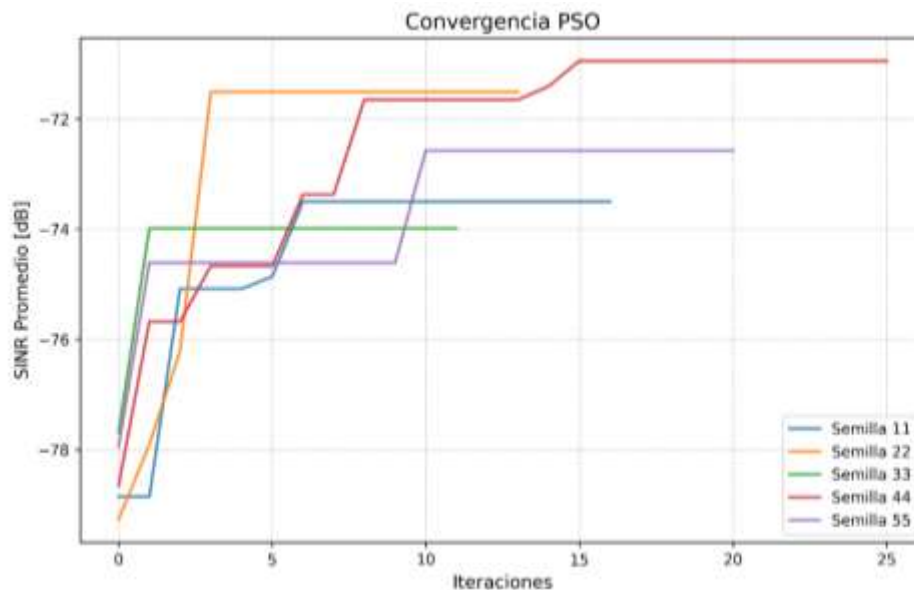
*Nota.* Fuente: elaboración propia.

### Convergencia del Algoritmo de Optimización

Para validar la estabilidad de la búsqueda espacial, la figura 9 muestra la convergencia del algoritmo PSO utilizando las cinco inicializaciones aleatorias independientes previamente definidas.

#### Figura 9

Convergencia del algoritmo PSO para múltiples corridas



*Nota.* Evolución de la función objetivo ( $\overline{\text{SINR}}$ ) por iteración. Fuente: Elaboración propia.

Como se observa en la figura 9, independientemente de la semilla inicial, todas las corridas logran una mejora rápida durante las primeras 10 a 15 iteraciones. Posteriormente, el algoritmo

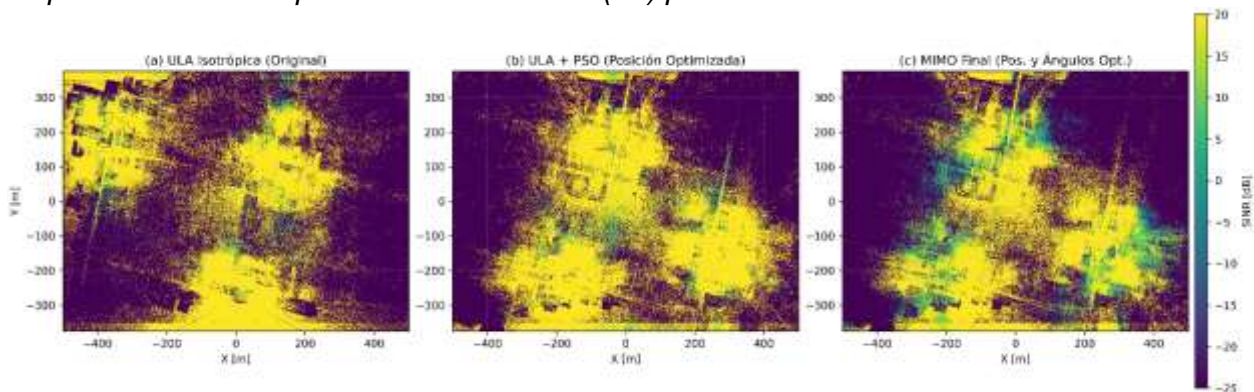
se estabiliza gracias al criterio de parada temprana, convergiendo hacia valores de SINR promedio situados entre -74 dB y -71 dB. La corrida con el mejor desempeño global (Semilla 44) fue seleccionada para fijar las coordenadas definitivas de los transmisores en la Etapa 1.

### Mapas de Cobertura SINR

La figura 10 presenta la comparación visual de la cobertura SINR.

#### Figura 10

*Comparación de los mapas de cobertura SINR (dB) para los tres escenarios*



*Nota.* Fuente: Elaboración propia.

En el escenario 1 (figura 10a), la cobertura es prácticamente inexistente en la mayor parte del entorno evaluado. El mapa está dominado por tonalidades moradas que representan valores de SINR inferiores a -10 dB, lo cual indica que la señal no es utilizable para ningún servicio de comunicaciones. Solo se observan tres pequeñas islas de cobertura marginal, localizadas alrededor de las posiciones iniciales de los transmisores, y aun así presentan condiciones precarias. Si se adopta un umbral conservador pero razonable —definir área útil como cualquier punto con SINR superior a 0 dB— el sistema alcanza únicamente una cobertura del 39.84%, lo que confirma que el despliegue inicial no es adecuado para su uso en un entorno urbano complejo. En esencia, este escenario evidencia las limitaciones inherentes de un sistema sin optimización espacial ni direccional, en el que las obstrucciones y la geometría del entorno afectan severamente la propagación.

En el escenario 2 (figura 10b), la situación cambia de forma notable gracias a la optimización de posición mediante PSO. El mapa de SINR muestra ahora una cobertura amplia y más homogénea, con predominancia de colores verde claro y amarillo, correspondientes a valores de SINR situados entre -5 y 5 dB. Esto indica que la redistribución espacial de los transmisores logró minimizar zonas de sombra y reducir trayectorias desfavorables, permitiendo que mayor parte del área reciba niveles de señal próximos al umbral de usabilidad. Aplicando el mismo

criterio de área útil ( $SINR > 0$  dB), este escenario mejora hasta 43.04%, demostrando que el solo ajuste de posición es capaz de recuperar varios puntos porcentuales de cobertura, y además produce un mapa mucho más uniforme, lo cual es clave para garantizar el rendimiento de servicios móviles en entornos densos.

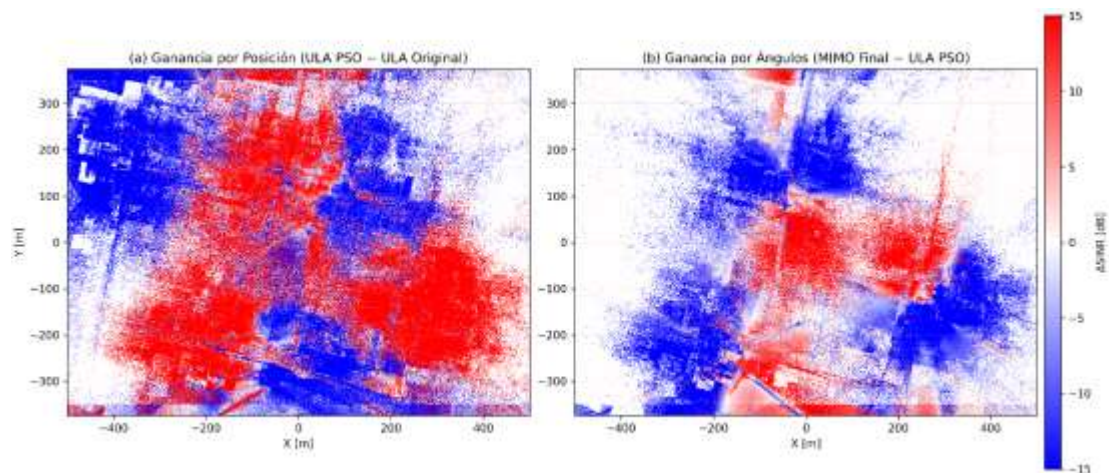
Finalmente, el escenario 3 (figura 10c) muestra el impacto de la optimización de ángulos mediante Optimización Bayesiana, aplicada sobre la configuración espacial ya corregida. Aunque la cobertura geográfica total —con 39.95% de área útil— es similar a la del escenario inicial, la calidad de la señal presenta mejoras sustanciales. Las zonas amarillas, correspondientes a valores de SINR entre 5 y 10 dB, se expanden significativamente, y aparecen regiones aisladas con niveles superiores a 10 dB, lo que indica enlaces de muy alta calidad. Esto demuestra que la optimización angular no incrementa necesariamente el porcentaje de área útil, pero sí mejora el rendimiento profundo, elevando los valores de SINR allí donde la redistribución energética es más eficaz. En otras palabras, este escenario prioriza calidad sobre cantidad, reforzando zonas clave donde el redireccionamiento del haz principal puede concentrar energía para lograr ganancias locales significativas.

### Análisis de Ganancia

Para cuantificar la contribución de cada etapa de optimización, la figura 11 presenta los mapas de diferencia de SINR.

### Figura 11

Mapas de diferencia de SINR (dB): (a) Ganancia obtenida por la optimización de posición (PSO) y (b) Ganancia obtenida por la optimización de ángulos (Bayesiana)



*Nota.* La escala de color es simétrica ( $\pm 15$  dB), donde valores positivos indican mejora del SINR y valores negativos representan pérdidas relativas. Fuente: Elaboración propia.

Al comparar el escenario ULA-PSO con el ULA inicial en la figura 11a, se aprecia una mejora significativa y ampliamente distribuida (zonas en rojo) en la mayor parte del área simulada. Este patrón indica que el proceso de optimización no produjo mejoras aisladas o locales, sino que generó un impacto amplio sobre la calidad del enlace y las métricas de potencia recibida. El resultado evidencia que el posicionamiento óptimo de la antena ULA fue el factor más influyente dentro del proceso de optimización, ya que pequeñas variaciones en la ubicación física modifican la interacción con el entorno urbano (reflexiones, difracciones y trayectorias dominantes). De esta forma, el algoritmo PSO logró identificar una configuración espacial que maximiza el rendimiento promedio en prácticamente todos los puntos del escenario, lo cual confirma la sensibilidad del sistema a la geometría y confirma la relevancia del posicionamiento como una variable crítica en entornos urbanos densos.

Por su parte, la figura 11b ilustra cómo el arreglo MIMO UPA redistribuye la energía radiada mediante ajustes en los ángulos de azimut y elevación. En la visualización se identifican claramente zonas de alta ganancia (regiones en rojo), que corresponden a direcciones donde la energía fue enfocada de manera prioritaria. Sin embargo, también emergen pequeñas áreas con pérdidas (azul), que reflejan la naturaleza intrínsecamente direccional del haz: al concentrar potencia en zonas estratégicas, ciertas regiones menos relevantes reciben menor energía. Esto

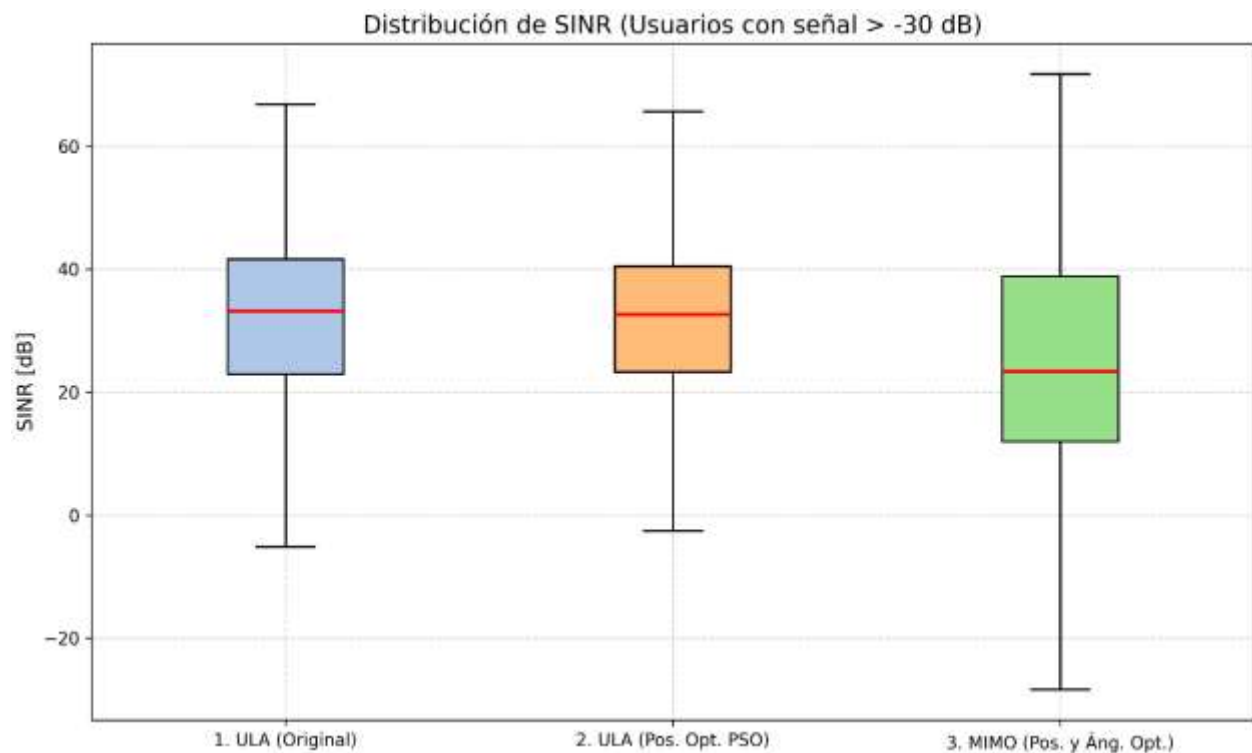
valida que la optimización Bayesiana logró redirigir la energía desde áreas con bajo impacto hacia aquellas que contribuyen más al rendimiento global. En conjunto, el patrón observado demuestra que esta etapa de optimización no busca maximizar la cobertura espacial, sino mejorar la calidad del enlace en regiones clave del entorno urbano.

### **Distribución Estadística de SINR**

El análisis estadístico presentado en las figuras 12 y 13 cuantifica la mejora general del sistema.

**Figura 12**

*Distribución estadística de SINR para los usuarios con señal viable ( $> -30$  dB)*



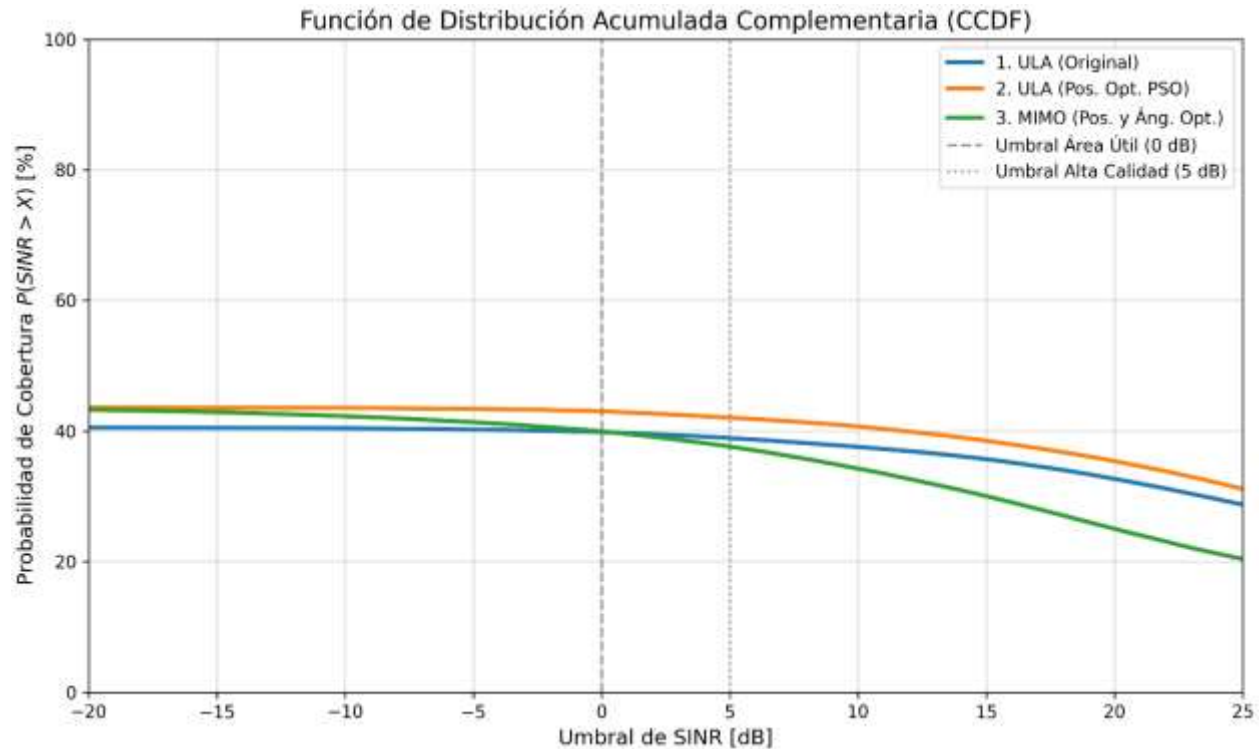
*Nota.* Fuente: Elaboración propia.

El diagrama de caja en la figura 12 muestra el cambio en la distribución del SINR para los usuarios con señal detectable, definidos con  $\text{SINR} > -30$  dB. con el fin de analizar la calidad del enlace en regiones donde la comunicación es viable. En el primer escenario (ULA original), la mediana del SINR se sitúa en el valor más bajo, reflejando condiciones generales de enlace desfavorables. En el segundo escenario, se observa un desplazamiento claro de la mediana hacia valores más altos, así como un aumento del rango intercuartílico, lo que indica una mejora generalizada en la calidad de la señal para la mayoría de los usuarios considerados.

En el tercer escenario, si bien la distribución presenta una mejora sustancial respecto al escenario original, la mediana y el rango intercuartílico resultan ligeramente inferiores a los obtenidos en el escenario con PSO. Este comportamiento confirma que la optimización de posición tiene un impacto más significativo sobre la distribución global del SINR, mientras que la optimización angular prioriza la mejora de la calidad del enlace en regiones específicas del entorno.

**Figura 13**

*Función de Distribución Acumulada Complementaria (CCDF) que representa la probabilidad de cobertura del sistema  $P(SINR > X)$*



*Nota.* Fuente: elaboración propia.

La figura 13 (CCDF), cuantifica directamente la probabilidad de cobertura  $P(SINR > X)$ , la cual permite cuantificar de forma directa la probabilidad de cobertura del sistema para distintos umbrales de calidad del enlace.

En el escenario base, el área con enlace funcional (0 dB) es del 39.84%. La optimización de posición (PSO) logra la mayor mejora global, elevando esta métrica al 43.04%. Por su parte, el escenario MIMO registra un 39.95% de cobertura útil y presenta una caída más pronunciada para umbrales elevados (>5 dB). Este comportamiento visual es el reflejo directo del redireccionamiento del haz principal: al concentrar la energía direccionalmente en zonas prioritarias para maximizar el enlace local, inevitablemente se sacrifica la dispersión espacial omnidireccional de los escenarios ULA. Esto ratifica que el posicionamiento maximiza el alcance general, mientras que la orientación angular es un mecanismo de focalización selectiva.

## DISCUSIÓN

Los resultados obtenidos respaldan la hipótesis de la investigación: la implementación de una metodología de optimización de dos etapas mejora sustancialmente la cobertura 5G en entornos urbanos densos. Sin embargo, el hallazgo más significativo es la clara jerarquía en el impacto de las variables de optimización. La evidencia gráfica y estadística demuestra que el factor dominante fue la optimización de posición (Etapa 1: PSO). El incremento observado en la mediana del SINR (figura 12) y la ganancia de cobertura observada en el mapa de diferencia (figura 11a) validan que resolver el problema espacial (dónde ubicar los Tx) fue el paso más importante.

La optimización de ángulos (Etapa 2: Bayesiana) actuó como un refinamiento secundario. Como se evidencia en la figura 11b, esta etapa no buscó mejorar la cobertura de manera uniforme, sino reorientar el haz principal del arreglo MIMO UPA, redistribuyendo la energía radiada para elevar la calidad del enlace sobre el área ya optimizada por el PSO. Este comportamiento se refleja en la distribución del SINR y en la CCDF (figura 13).

Este avance se alinea y extiende los hallazgos de estudios previos que ya habían validado el uso de gemelos digitales para predecir métricas de red y subrayado la superioridad del ray tracing sobre los modelos estadísticos para caracterizar canales Massive MIMO. Los resultados materializan los principios teóricos: el ray tracing captura la geometría urbana, permitiendo al PSO encontrar ubicaciones óptimas y al optimizador Bayesiano encontrar orientaciones de haz que distribuyen la energía de manera inteligente.

Las implicaciones prácticas son relevantes: la capacidad de optimizar primero la posición y luego los haces contribuye a reducir la necesidad de sitios adicionales, optimizando la infraestructura existente. En el marco de las ciudades inteligentes, esto proporciona a los operadores la posibilidad de comprobar los ajustes de red (ubicación y ángulos) antes de llevar a cabo su implementación real, mejorando así la eficiencia y precisión.

No obstante, deben reconocerse ciertas limitaciones. El análisis se restringió a un área urbana específica y un número fijo de transmisores. Asimismo, la optimización se concentró en la ubicación (x, y) y orientación mecánica (azimut y elevación). Se dejó fuera variables de optimización más complejas, como el control de potencia de transmisión, el tilt eléctrico y el beamforming digital (a nivel de elemento), que son clave en el desempeño de redes 5G y que podrían aportar mejoras adicionales. Tampoco se consideraron escenarios dinámicos con

movilidad de usuarios. La carga computacional del ray tracing también representa un desafío, aunque futuras investigaciones podrían mitigarla mediante técnicas de inteligencia artificial.

Como estudios futuros, se recomienda comprobar estos hallazgos mediante mediciones en el terreno. Asimismo, se sugiere que la optimización se extienda a un enfoque con múltiples objetivos que incorpore más características (potencia, pesos de los elementos), además de investigar mecanismos de ajuste dinámico casi en tiempo real.

## CONCLUSIONES

El objetivo de este trabajo fue implementar y emplear un gemelo digital del centro histórico de Cuenca para evaluar y optimizar la cobertura 5G en un entorno urbano complejo. Específicamente, se diseñó una metodología de optimización de dos etapas: primero, se utilizó un algoritmo de enjambre de partículas (PSO) para encontrar las posiciones óptimas de los transmisores (en modo ULA); y segundo, con las posiciones ya optimizadas, se implementó un arreglo UPA (4x4) y se optimizó la orientación de los haces (azimut y elevación) mediante optimización bayesiana. El impacto se evaluó cuantitativamente comparando estas etapas con el escenario base.

Los resultados principales validan la clara jerarquía de esta metodología. La optimización de posición (PSO) por sí sola proporcionó la ganancia más significativa, transformando el escenario base (con una probabilidad de cobertura  $P(\text{SINR} > 0 \text{ dB})$  de  $\approx 40\%$ ) en una red con cobertura funcional ( $P(\text{SINR} > 0 \text{ dB}) \approx 43\%$ ). La optimización de ángulos (Bayes) subsecuente actuó como un refinamiento, elevando la calidad del enlace. Si bien esta etapa no incrementó de manera significativa la cobertura funcional global, sí permitió redistribuir la energía radiada mediante la optimización de la orientación del haz principal del arreglo MIMO UPA, logrando un aumento notable en la proporción de enlaces de alta calidad, con una fracción considerable de puntos superando umbrales de SINR elevados (por ejemplo, 5 dB). Los mapas de diferencia y el análisis estadístico confirmaron que el PSO aporta una ganancia estructural de cobertura, mientras que la optimización angular mejora el rendimiento profundo del enlace en regiones específicas.

La interpretación de estos hallazgos confirma la hipótesis de partida: la optimización híbrida permite reconfigurar la cobertura y elevar la calidad del enlace. Desde una perspectiva física, el ray tracing capturó la geometría urbana, permitiendo al PSO encontrar ubicaciones que mitigan el bloqueo y la atenuación a gran escala. Sobre esta base, la optimización bayesiana capitalizó la ganancia direccional del UPA, actuando sobre la distribución espacial de la energía para

maximizar la señal útil y reducir la interferencia. Estos resultados validan que la optimización de posición (problema macro) y de ángulos (problema micro) deben tratarse secuencialmente.

En la práctica, esta metodología de dos etapas (PSO + Bayes) proporciona un enfoque robusto para el pre-despliegue, permitiendo a los operadores optimizar tanto la ubicación como la configuración de la infraestructura, reduciendo riesgos financieros y maximizando la precisión técnica. En conclusión, esta investigación confirma que la integración de Gemelos Digitales, Ray Tracing, PSO y Optimización Bayesiana es una herramienta eficaz para planificar redes 5G en escenarios urbanos complejos.

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Aguirre Ullauri, M. del C. (2021). *Materiales históricos, lectura histórico constructiva y caracterización*. El caso de cuenca (ecuador). Universidad Politécnica de Madrid.
- Aguirre Ullauri, M. del C., Castillo Carchipulla, E. M., & López León, D. M. (2020). Diagnóstico de materiales y lesiones en las fachadas del centro histórico de Cuenca (Ecuador). *Geconservacion*, 17(1), 47–63. <https://doi.org/10.37558/gec.v17i1.682>
- Al-Absi, A. & others. (2024). *Analysis of 3GPP and Ray-Tracing Based Channel Model for 5G Industrial Network Planning*. arXiv preprint arXiv:2407.16528.
- Al-Absi, M. A., Al-Absi, A. A., Al-Ansi, A. A. M., Lee, H.-B., & Kim, K.-Y. (2025). A Digital Twin-Based Framework for Real-Time Ray-Tracing in 6G V2X Urban Environments. *Sensors*, 25(11), 3543. <https://doi.org/10.3390/s25113543>
- Alzubaidi, O. T. H., Hindia, M. N., Dimiyati, K., Noordin, K. A., Wahab, A. N. A., Qamar, F., & Hassan, R. (2022). Interference challenges and management in B5G network design: A comprehensive review. *Electronics*, 11(18), 2842. <https://doi.org/10.3390/electronics11182842>
- Aslam, M. Z., Corre, Y., Björnson, E., & Larsson, E. G. (2019). Performance of a dense urban massive MIMO network from a simulated ray-based channel. *J Wireless Com Network*, 2019(1), 106. <https://doi.org/10.1186/s13638-019-1425-1>
- Estrada-Jiménez, J. C., Farré-Guijarro, V. R., Alvarez-Paredes, D. C., & Watrinet, M.-L. (2024). Digital Twin for Advanced Network Planning: Tackling Interference. *2024 IEEE 35th International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC)*, 1–6. <https://doi.org/10.1109/PIMRC59610.2024.10817462>

- Hevner, A. R., March, S. T., Park, J., & Ram, S. (2004). Design science in information systems research. *MIS Quarterly*, 28(1), 75–105. <https://doi.org/10.2307/25148625>
- Hoydis, J., Aoudia, F. A., Cammerer, S., Nimier-David, M., Binder, N., Marcus, G., & Keller, A. (2023). Sionna RT: Differentiable Ray Tracing for Radio Propagation Modeling. *2023 IEEE Globecom Workshops (GC Wkshps)*, 317–321. <https://doi.org/10.1109/GCWkshps58843.2023.10465179>
- Hoydis, J., Cammerer, S., Ait Aoudia, F., Nimier-David, M., Maggi, L., Marcus, G., Vem, A., & Keller, A. (2022). *Sionna* (Versión 1.1.0).
- Hoydis, J., Cammerer, S., Aoudia, F. A., Vem, A., Binder, N., Marcus, G., & Keller, A. (2023, marzo 20). *Sionna: An Open-Source Library for Next-Generation Physical Layer Research* (Número arXiv:2203.11854). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2203.11854>
- Idowu-Bismark, O., Oshin, O., Adetiba, E., & Idowu-Bismark, O. (2024). 3D mmWave MIMO Channel Modeling and Reconstruction for Street Canyon and Highrise Scenarios. *2024 International Conference on Science, Engineering and Business for Driving Sustainable Development Goals (SEB4SDG)*, 1–6. <https://doi.org/10.1109/SEB4SDG60871.2024.10629820>
- Iye, T., Sakamoto, M., Takaya, S., Sato, E., Susukida, Y., Nagaoka, Y., Maruta, K., & Nakazato, J. (2025). Open Wireless Digital Twin: End-to-End 5G Mobility Emulation With OpenAirInterface and Ray Tracing. *IEEE Access*, 13, 175109–175122. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3619105>
- Kennedy, J., & Eberhart, R. (1995). Particle Swarm Optimization. *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks*, 4, 1942–1948. <https://doi.org/10.1109/ICNN.1995.488968>
- Mezaal, M. T., Aripin, N. B. M., Othman, N. S., & Sallomi, A. H. (2024). The effect of urban environment on large-scale path loss model's main parameters for mmWave 5G mobile network in Iraq. *Open Engineering*, 14(1), 20220601. <https://doi.org/10.1515/eng-2022-0601>
- Nogueira, F. (2014). *Bayesian Optimization: Open source constrained global optimization tool for Python*. <https://github.com/bayesian-optimization/BayesianOptimization>
- Project (3GPP), 3rd Generation Partnership. (2018). *Study on channel model for frequencies from 0.5 to 100 GHz (Technical Report TR 138 901 V14.3.0)*. ETSI.

[https://www.etsi.org/deliver/etsi\\_tr/138900\\_138999/138901/14.03.00\\_60/tr\\_138901v140300p.pdf](https://www.etsi.org/deliver/etsi_tr/138900_138999/138901/14.03.00_60/tr_138901v140300p.pdf)

Quezada Zambrano, R. A., Jimenez Pacheco, J. C., & Garcia Erazo, H. A. (2021). Caracterización del patrimonio edificado del centro histórico de Cuenca-Ecuador. *Cienciamérica*, 10(2), 68–84. <https://doi.org/10.33210/ca.v10i2.376>

Salazar, A., Arévalo, G. V., & Játiva, R. (2021). *Propagation, blockage and coverage evaluation in 5G urban wireless networks*. Global Congress on Electrical Engineering (GC-ElecEng) 2021, 55–60.

Sionna—Sionna 1.2.1 documentation. (s/f). Recuperado el 25 de febrero de 2026, de <https://nvlabs.github.io/sionna/index.html>

Snoek, J., Larochelle, H., & Adams, R. P. (2012, agosto 29). *Practical Bayesian Optimization of Machine Learning Algorithms* (Número arXiv:1206.2944). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1206.2944>

Sutton, G. J., Zeng, J., Liu, R. P., Ni, W., Nguyen, D. N., Jayawickrama, B. A., Lv, T., & others. (2019). Enabling technologies for ultra-reliable and low latency communications: From PHY and MAC layer perspectives. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 21(3), 2488–2524. <https://doi.org/10.1109/COMST.2019.2899458>

## **Agradecimientos**

Los autores declaran no tener agradecimientos particulares para esta investigación.

## **Financiamiento**

No aplica.

## **Conflictos de interés**

Los autores declaran que no existe conflicto de intereses.

## **Contribución de los autores**

CM: Conceptualización, curación de datos, análisis formal, investigación, validación, visualización, redacción – borrador original, redacción – revisión y edición.

WV: Conceptualización, análisis formal, supervisión, validación, redacción – revisión y edición.

## **Disponibilidad de datos**

Los datos y el código empleados en este estudio están disponibles para su consulta académica en: <https://github.com/Khriztiangp94/Optimizacion-5G-Sionna-Cuenca>

## **Declaraciones éticas**

No aplica.