

**Análisis de sensibilidad mediante el método de MONTE CARLO para la estimación del
ancho de banda en redes inalámbricas**

Esteban Sergio Ivan Velasquez Mendoza

Carlos Jesús Urbina Gelves

Asesor

Juan Carlos Vesga Ferreira

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

2025

Resumen

Esta investigación se centró en el análisis de sensibilidad del ancho de banda en redes inalámbricas (Wi-Fi) mediante el uso del método de simulación Monte Carlo. Se abordó la importancia de estimar con precisión el ancho de banda y se examinó cómo la variabilidad de parámetros técnicos, tales como la frecuencia de operación, la potencia de señal recibida (RSSI), el tipo de cifrado y el canal de transmisión, influye significativamente en dicha estimación, especialmente en contextos urbanos densamente poblados. Para ello, se diseñó un enfoque de simulación que permitió evaluar la sensibilidad de la estimación del ancho de banda frente a la variación de múltiples parámetros, utilizando datos reales recolectados en el centro de San José de Cúcuta, Colombia. El análisis se fundamentó en una revisión teórica que permitió identificar las variables más influyentes según la literatura, las cuales fueron incorporadas a un modelo implementado en Python. A través de 5.000 simulaciones Monte Carlo, se estimó el ancho de banda y se analizaron estadísticamente los resultados, calculando métricas como la media, desviación estándar, error estándar, intervalo de confianza al 95 % y coeficiente de variación de 0.691, con el fin de evaluar la precisión del modelo desde el enfoque de la incertidumbre estadística. Además, se aplicó el coeficiente de correlación de Pearson para identificar la relación entre las variables numéricas de entrada y el ancho de banda estimado. Se visualizaron los resultados mediante histogramas, diagrama de cajas y bigotes, lo cual permitió observar diferencias significativas en la distribución del ancho de banda estimado según la banda de frecuencia utilizada (2.4 GHz y 5 GHz), proporcionando así una comprensión más profunda del rendimiento de la red en distintos escenarios urbanos.

Palabras Clave: Ancho de banda, Simulación, Redes inalámbricas, Sensibilidad, Frecuencia.

Abstract

This research focused on bandwidth sensitivity analysis in wireless (Wi-Fi) networks using the Monte Carlo simulation method. It addressed the importance of accurately estimating bandwidth and examined how the variability of technical parameters, such as operating frequency, received signal strength (RSSI), encryption type, and transmission channel, significantly influences this estimate, especially in densely populated urban settings. To this end, a simulation approach was designed to evaluate the sensitivity of bandwidth estimation to variations in multiple parameters, using real-world data collected in downtown San José de Cúcuta, Colombia. The analysis was based on a theoretical review that identified the most influential variables according to the literature, which were incorporated into a model implemented in Python. Through 5,000 Monte Carlo simulations, the bandwidth was estimated, and the results were statistically analyzed. Metrics such as the mean, standard deviation, standard error, 95% confidence interval, and coefficient of variation of 0.691 were calculated to assess the model's accuracy from a statistical uncertainty perspective. In addition, Pearson's correlation coefficient was applied to identify the relationship between the numerical input variables and the estimated bandwidth. The results were visualized using histograms, density curves, and heat maps, which revealed significant differences in the distribution of estimated bandwidth according to the frequency band used (2.4 GHz and 5 GHz), thus providing a deeper understanding of network performance in different urban scenarios.

Keywords: Bandwidth, Simulation, Wireless Networks, Sensitivity, Frequency.

Tabla de Contenido

Introducción	9
Descripción del Problema	11
Planteamiento del Problema	11
Justificación	15
Objetivos	18
Objetivo General	18
Objetivos Específicos.....	18
Fundamentos Teóricos del Análisis de Sensibilidad y Redes Inalámbricas	19
Redes Inalámbricas: Fundamentos y Evolución	19
Ancho de Banda en Redes Inalámbricas.....	20
Modelos de Propagación y Pérdida en el Canal.....	21
Parámetros Técnicos Relevantes en Wi-Fi	22
Big Data y Recopilación de Datos de Red.....	24
Simulación Monte Carlo: Teoría y Aplicaciones en Redes WIFI	25
Fundamentos Teóricos	26
Aplicaciones Previas en Telecomunicaciones y Redes Inalámbricas.....	28
Impulse Response of Underwater Optical Wireless Channel in the Presence of Turbulence, Absorption, and Scattering Employing Monte Carlo Simulation.....	28
Performance Analysis of STAR-RIS for Wireless Communication	28
Performance Analysis of Reconfigurable Intelligent Surface-Assisted Wireless Communication Systems Under Co-Channel Interference.....	28
Metodología	29

Revisión Bibliográfica	29
Preprocesamiento de los Datos	29
Carga de los Datos	31
Limpieza de Registros Incompletos.....	31
Filtrado de Canales Anómalos.....	31
Clasificación por Banda de Frecuencia	31
Estandarización del Campo de Encriptación	32
Validación de Rangos RSSI por Banda	32
Generación de Estadísticas Descriptivas	32
Almacenamiento de Datos Depurados.....	33
Definición del Modelo Empírico	33
Caracterización de Parámetros.....	36
Frecuencia de Operación	36
Potencia de la Señal Recibida (RSSI).....	36
Canal de Operación.....	36
Tipo de Encriptación.....	37
Calidad de Señal	37
Penalización por Canal	37
Penalización por Encriptación	38
Capacidad Base Teórica (Base Bandwidth)	38
Implementación del Método de Monte Carlo	38
Inicialización.....	39
Generación de Valores Aleatorios	40

Cálculo del Ancho de Banda Estimado	40
Almacenamiento de Resultados.....	40
Ejecución y Análisis de Sensibilidad.....	41
Coeficientes de Correlación.....	41
Histogramas y Gráficos de Densidad	41
Análisis de Varianza (ANOVA).....	41
Resultados del Análisis y Discusión de la Estimación del Ancho de Banda.....	43
Simulación de Monte Carlo	43
Coeficientes de correlación con el ancho de banda estimado (Mbps).....	47
Análisis Comparativo de la Distribución del Ancho de Banda según la Banda de Operación .	48
Análisis de Varianza (ANOVA)	49
Discusión de los Resultados.....	53
Conclusiones.....	57
Recomendaciones	59
Validación y Expansión Geográfica y Temporal del Modelo	59
Integración de Parámetros Adicionales y Dinámicos	59
Desarrollo de Herramientas de Planificación de Red	60
Referencias Bibliográficas	61

Lista de Tablas

Tabla 1 <i>Variables del Modelo Log-Normal Shadowing para Simulación de Redes Inalámbricas</i>	35
Tabla 2 <i>Distribución Estadística y Variabilidad del Ancho de Banda Estimado</i>	45

Lista de Figuras

Figura 1 <i>Área Delimitada de Captura de Datos</i>	30
Figura 2 <i>Diagrama de Flujo para el Procesamiento de Datos</i>	33
Figura 3 <i>Diagrama de Flujo de la Simulación Monte Carlo</i>	39
Figura 4 <i>Resultados de la Simulación Monte Carlo para Rendimiento de Red</i>	43
Figura 5 <i>Distribución del Ancho de Banda Estimado: Diagrama de Caja</i>	44
Figura 6 <i>Distribución del Ancho de Banda Estimado: Estimación de Densidad Kernel (KDE)</i> 44	44
Figura 7 <i>Matriz de Correlación Ancho de Banda y RSSI</i>	47
Figura 8 <i>Análisis Comparativo de la Distribución del Ancho de Banda Según la Banda de Operación</i>	48
Figura 9 <i>Análisis de Varianza del Ancho de Banda según Canal, Encriptación y Banda</i>	49
Figura 10 <i>Relación Entre RSSI y Ancho de Banda en la Banda de 2.4 GHz</i>	50
Figura 11 <i>Relación Entre RSSI y Ancho de Banda en la Banda de 2.4 GHz</i>	51
Figura 12 <i>Impacto Combinado de Encriptación y RSSI en el Ancho de Banda</i>	52

Introducción

El uso creciente de redes inalámbricas, especialmente Wi-Fi, en múltiples aplicaciones ha impulsado la necesidad de comprender y mejorar su rendimiento de manera más precisa (Sridharan & Govindarajan, 2023). Dentro de este contexto, el ancho de banda emerge como un aspecto fundamental que influye directamente en la calidad del servicio y en la experiencia del usuario. No obstante, estimar el ancho de banda en redes Wi-Fi no resulta sencillo, ya que estas redes operan en entornos dinámicos y están expuestas a diversos factores que afectan su comportamiento (Samarth H. Shah, 2003).

Aunque existen estudios que han abordado el análisis de sensibilidad en redes inalámbricas, son aún limitadas las investigaciones que emplean el método de Monte Carlo específicamente para estimar el ancho de banda en escenarios urbanos densamente poblados (Kumar et al., 2024). Este tipo de análisis permite observar cómo pequeñas variaciones en los parámetros de entrada pueden modificar significativamente los resultados obtenidos por un modelo (Qian et al., 2018). En este sentido, el método de Monte Carlo representa una herramienta estadística valiosa que ha sido utilizada para estimar y cuantificar la incertidumbre en sistemas complejos, incluyendo los de comunicaciones inalámbricas. Su capacidad para ofrecer resultados probabilísticos lo convierte en un enfoque adecuado para abordar la naturaleza cambiante del ancho de banda en redes Wi-Fi.

Investigaciones previas ya han demostrado la utilidad de esta técnica para evaluar el comportamiento de las redes inalámbricas bajo distintas condiciones de operación (Castañeda J., 2015). Además, el interés por optimizar el rendimiento de estas redes se mantiene vigente, con nuevas aproximaciones basadas en aprendizaje automático que buscan mejorar su eficiencia en entornos complejos. (Szott, Kosek-Szott, Gawłowicz, Member, et al., 2022). En este escenario, el

presente trabajo propone una contribución al aplicar el análisis de sensibilidad con el método de Monte Carlo, enfocándose especialmente en las particularidades y retos que implican los espacios urbanos densamente habitados.

Descripción del Problema

Planteamiento del Problema

La estimación precisa del ancho de banda en redes Wi-Fi representa un desafío técnico de alto impacto, especialmente en contextos donde la calidad del servicio y la estabilidad de la red son factores críticos para la operación de múltiples aplicaciones. Como lo destacan. (Samarth H. Shah, 2003) y (H. Wang et al., 2020), una estimación inexacta puede desencadenar un uso ineficiente de los recursos de red, provocando congestión, latencia elevada y deterioro general en la experiencia del usuario. Estos efectos se vuelven más notorios en escenarios donde la demanda es elevada y las condiciones de propagación no son uniformes, lo que obliga a considerar estrategias más sofisticadas para modelar y predecir el comportamiento del ancho de banda en tiempo real.

Uno de los factores más influyentes en la estimación del ancho de banda es la frecuencia operativa, particularmente cuando se compara el desempeño de las bandas de 2.4 GHz y 5 GHz. Mientras que la banda de 2.4 GHz ofrece una mayor penetración en interiores y mayor alcance debido a su longitud de onda más larga, también es más propensa a interferencias porque se encuentra más saturada y compartida con otros dispositivos domésticos. En contraste, las bandas de 5 GHz, aunque ofrecen mayores tasas de transmisión y menor congestión, presentan una mayor atenuación con la distancia y una capacidad limitada para atravesar obstáculos. Esta dualidad introduce una complejidad significativa en la planificación y en la estimación del rendimiento de las redes Wi-Fi, ya que las condiciones óptimas para una banda pueden no ser replicables en otra, y la coexistencia de ambas frecuencias en un La potencia de transmisión también desempeña un papel determinante en el rendimiento de una red Wi-Fi, ya que influye directamente en el alcance efectivo de la señal y en la robustez del enlace entre el punto de

acceso y los dispositivos terminales. Una mayor potencia permite extender el área de cobertura y superar algunos obstáculos físicos, sin embargo, también puede aumentar el riesgo de interferencia con otras redes que operan en frecuencias similares, generando colisiones y reduciendo el rendimiento global. Por el contrario, niveles bajos de potencia pueden limitar el acceso a la red en zonas periféricas o provocar conexiones inestables. La relación entre potencia, calidad de señal y eficiencia espectral es compleja y dinámica, y su impacto sobre el ancho de banda no puede analizarse de forma aislada, sino como parte de un sistema interactivo donde múltiples parámetros de red confluyen simultáneamente. (Lakshminarayanan et al., 2004).

Otro aspecto determinante es la densidad de usuarios conectados a un mismo punto de acceso. A medida que aumenta el número de dispositivos compitiendo por el canal inalámbrico, se incrementa la contención del medio y disminuye el ancho de banda efectivo disponible para cada usuario. Este fenómeno se ve agravado en redes que utilizan el protocolo CSMA/CA, como es el caso del estándar IEEE 802.11, donde los dispositivos deben esperar a que el canal esté libre antes de transmitir. En consecuencia, la eficiencia del canal se degrada y las colisiones aumentan, lo que obliga a repetir transmisiones y reduce la capacidad total de la red. Este comportamiento es especialmente problemático en ambientes urbanos con alta concentración de dispositivos, donde la competencia por el espectro inalámbrico es constante y se producen interferencias mutuas entre redes adyacentes (Wang et al., 2020).

La calidad del canal inalámbrico es otro factor que condiciona severamente el rendimiento de la red, influido por variables como la presencia de obstáculos físicos, el tipo de materiales constructivos, las condiciones ambientales y la interferencia electromagnética. Estos elementos afectan la intensidad y estabilidad de la señal, introduciendo pérdidas que obligan al sistema a implementar mecanismos de corrección de errores y, en muchos casos, a reducir la tasa

de modulación y codificación para mantener la conectividad. Esta adaptación, aunque necesaria, conlleva una reducción en el ancho de banda efectivo y un aumento en la latencia de las comunicaciones. En consecuencia, los modelos que buscan estimar el ancho de banda deben incorporar no solo los parámetros físicos y topológicos del entorno, sino también el comportamiento dinámico del canal y las estrategias de adaptación de la red ante condiciones adversas (Zheng et al., 2025).

En entornos urbanos como el centro de Cúcuta, Colombia, estas limitaciones se acentúan debido a la alta densidad de redes superpuestas, la constante movilidad de los usuarios y la presencia de múltiples fuentes de interferencia. Estos escenarios presentan un entorno de radiofrecuencia complejo, en el que las condiciones cambian rápidamente y dificultan la aplicación de modelos tradicionales desarrollados para redes cableadas o entornos más controlados. Estudios como los de (Lakshminarayanan et al., 2004) y (H. Wang et al., 2020) han demostrado que las técnicas convencionales de estimación de ancho de banda no logran captar adecuadamente la variabilidad de estos entornos, por lo que se requiere el desarrollo de enfoques más flexibles y adaptativos. Ante este panorama, se justifica la necesidad de explorar métodos como el análisis de sensibilidad y la simulación Monte Carlo, que permiten modelar escenarios con alta incertidumbre y proporcionar estimaciones probabilísticas ajustadas a las condiciones reales de operación.

En entornos urbanos como el centro de Cúcuta, Colombia, estas limitaciones se acentúan debido a la alta densidad de redes superpuestas, la constante movilidad de los usuarios y la presencia de múltiples fuentes de interferencia. Estos escenarios presentan un entorno de radiofrecuencia complejo, en el que las condiciones cambian rápidamente y dificultan la aplicación de modelos tradicionales desarrollados para redes cableadas o entornos más

controlados. Estudios como los de (Lakshminarayanan et al., 2004) y (H. Wang et al., 2020) han demostrado que las técnicas convencionales de estimación de ancho de banda no logran captar adecuadamente la variabilidad de estos entornos, por lo que se requiere el desarrollo de enfoques más flexibles y adaptativos. Ante este panorama, se justifica la necesidad de explorar métodos como el análisis de sensibilidad y la simulación Monte Carlo, que permiten modelar escenarios con alta incertidumbre y proporcionar estimaciones probabilísticas ajustadas a las condiciones reales de operación.

Justificación

La estimación del ancho de banda en redes Wi-Fi ha adquirido una relevancia creciente debido al aumento en la densidad de dispositivos conectados y a la sofisticación de las aplicaciones que exigen altos niveles de calidad en la transmisión de datos. Las herramientas tradicionales para este propósito fueron desarrolladas principalmente para redes cableadas o para escenarios inalámbricos con condiciones relativamente estables, lo que limita su efectividad en ambientes con alta variabilidad. En contextos urbanos, donde la interferencia, la movilidad de los usuarios y la heterogeneidad del entorno físico afectan continuamente el comportamiento del canal, las soluciones actuales no logran ofrecer una respuesta precisa ni oportuna. Esta brecha entre las condiciones reales y la capacidad predictiva de los modelos existentes constituye una de las principales motivaciones para el desarrollo de nuevas metodologías de estimación.

La literatura científica ha documentado múltiples esfuerzos por superar las limitaciones de las técnicas tradicionales, resaltando la necesidad de enfoques más robustos que puedan adaptarse a la naturaleza dinámica del espectro inalámbrico. Estudios como los de (Szott, et al., 2022) han señalado que, si bien se han propuesto modelos innovadores, la mayoría sigue sin resolver de manera efectiva el reto de operar bajo condiciones de alta interferencia y cambios rápidos en la topología de la red. La dificultad radica en que los parámetros que determinan el rendimiento —como la interferencia, la carga de usuarios y la calidad del canal— no solo varían con el tiempo, sino que también interactúan de forma no lineal, dificultando su modelado mediante técnicas convencionales. Esta situación demanda soluciones basadas en enfoques probabilísticos o de simulación que consideren múltiples escenarios posibles en lugar de una única predicción determinista.

El desarrollo constante de los estándares Wi-Fi, como IEEE 802.11ax y sus sucesores, ha

introducido nuevos mecanismos de acceso al canal, técnicas de modulación más complejas y esquemas avanzados de gestión de recursos. Estas innovaciones, aunque mejoran el rendimiento teórico de la red, también aumentan la complejidad para modelar y estimar su comportamiento en tiempo real. La incorporación de funciones como OFDMA, MU-MIMO y la operación en canales de 6 GHz implica que las herramientas de análisis deben actualizarse para capturar con precisión los efectos de estas nuevas tecnologías sobre la asignación del ancho de banda. La ausencia de modelos de estimación que integren adecuadamente estos elementos limita el aprovechamiento del potencial que ofrecen los nuevos estándares, lo cual hace urgente el desarrollo de soluciones compatibles con esta evolución tecnológica (Pahlavan & Krishnamurthy, 2021).

Además, la aparición de aplicaciones que requieren una transmisión continua, estable y de baja latencia como videollamadas en alta definición, transmisión en tiempo real, automatización industrial y realidad aumentada, ha elevado los requisitos mínimos que debe cumplir una red inalámbrica. En consecuencia, una estimación inadecuada del ancho de banda puede comprometer la calidad de estas aplicaciones, afectando la experiencia de los usuarios finales y la eficiencia de los sistemas que dependen de la conectividad inalámbrica. Esto resalta la necesidad de establecer herramientas de diagnóstico y predicción capaces de anticiparse a degradaciones en el rendimiento, especialmente en escenarios donde los recursos espectrales son limitados y la demanda continúa en aumento (Bredel & Fidler, 2008)

El análisis de sensibilidad, aplicado mediante el método de Monte Carlo, ofreció una alternativa metodológica valiosa para comprender con mayor profundidad el impacto que tiene la variabilidad de los parámetros de red sobre la estimación del ancho de banda en entornos Wi-Fi. Este enfoque permite modelar la incertidumbre inherente al comportamiento de la red, a través

de simulaciones basadas en muestreo aleatorio repetido, lo que facilita la exploración de distintos escenarios posibles de funcionamiento (Qian et al., 2018). La posibilidad de observar cómo pequeños cambios en variables como la potencia de transmisión, la densidad de usuarios o las condiciones del canal afectan los resultados de estimación, permite no solo afinar las predicciones, sino también priorizar aquellos factores que más influyen en el rendimiento. En el contexto urbano del centro de Cúcuta, donde se llevó a cabo la recolección de datos, esta metodología resultó especialmente útil para reflejar la dinámica real de las redes inalámbricas en espacios saturados y complejos. Los resultados obtenidos mediante el análisis de sensibilidad proporcionaron una base sólida para mejorar la toma de decisiones en la planificación y optimización de redes Wi-Fi, ofreciendo a ingenieros, operadores e investigadores una herramienta para anticiparse a variaciones en el servicio y gestionar de manera más eficiente los recursos disponibles (Genc & Del Carpio, 2019).

Objetivos

Objetivo General

Diseñar un modelo empírico que permita estimar el valor más probable del ancho de banda disponible en redes inalámbricas WLAN, basado en un análisis de sensibilidad mediante el método de Monte Carlo, considerando parámetros como la frecuencia, el número de usuarios, la potencia de transmisión y las pérdidas en el canal, con el fin de optimizar los niveles de conectividad en entornos reales.

Objetivos Específicos

Analizar los principales parámetros que afectan la estimación del ancho de banda en redes inalámbricas WLAN, como la frecuencia, el número de usuarios, la potencia de transmisión y las pérdidas en el canal, a partir de la literatura existente y mediciones realizadas en entornos reales.

Realizar un análisis de sensibilidad por el método de Monte Carlos a partir de la variabilidad de parámetros como la frecuencia, el número de usuarios, la potencia de transmisión y las pérdidas en el canal con el fin de estimar el valor más probable de ancho de banda disponible, varianza, desviación estándar, media, intervalos de confianza y demás métricas estadísticas relevantes en analítica de datos.

Desarrollar e implementar Diseñar un modelo empírico que permita estimar el valor más probable del ancho de banda disponible en redes inalámbricas WLAN, basado en un análisis de sensibilidad mediante el método de Monte Carlo, a partir de los parámetros seleccionados, con el fin de estimar el ancho de banda disponible en condiciones reales.

Interpretar los resultados obtenidos en las simulaciones para validar la precisión de las predicciones del modelo y determinar la influencia de cada parámetro en la optimización del rendimiento de la red inalámbrica.

Fundamentos Teóricos del Análisis de Sensibilidad y Redes Inalámbricas

Redes Inalámbricas: Fundamentos y Evolución

Las redes inalámbricas WiFi se fundamentan en el estándar IEEE 802.11, que establece un conjunto de protocolos y especificaciones técnicas orientadas a permitir la transmisión de datos mediante ondas de radio, eliminando la necesidad de conexiones físicas entre los dispositivos. Este estándar ha sido uno de los pilares del desarrollo de la conectividad moderna, ya que permite el acceso flexible a servicios digitales en una amplia variedad de entornos, desde hogares y oficinas hasta espacios públicos y zonas rurales (Valeriano Cantos, 2024; Jairo Antonio Nuvan Hurtado, 2021).

La evolución de las redes WiFi ha estado marcada por la aparición de distintas generaciones, cada una con mejoras orientadas a superar las limitaciones de las versiones anteriores. WiFi 5, basado en el estándar 802.11ac y lanzado en 2013, representó una mejora considerable al permitir velocidades de transmisión de hasta 1.3 Gbps. Esta versión se convirtió en una opción popular para redes domésticas y corporativas gracias a su mayor capacidad para manejar contenido multimedia y videollamadas de alta definición (Jairo Antonio Nuvan Hurtado, 2021). Más adelante, en 2019, se introdujo WiFi 6, bajo la norma 802.11ax, la cual no solo incrementó las velocidades posibles —alcanzando hasta 9.6 Gbps—, sino que también introdujo mejoras en la eficiencia espectral, permitiendo una mejor gestión de múltiples conexiones simultáneas. Esta característica resultó especialmente útil en entornos densos, como centros comerciales, campus universitarios o estadios. Finalmente, WiFi 6E, presentado en 2020, incorporó por primera vez el uso del espectro de 6 GHz, ampliando significativamente el ancho de banda disponible y reduciendo la latencia en contextos con alta demanda de tráfico digital.

Ancho de Banda en Redes Inalámbricas

El ancho de banda representa la capacidad máxima de una red inalámbrica para transportar datos desde un emisor hacia un receptor en un intervalo de tiempo determinado. Aunque esta capacidad está determinada inicialmente por las especificaciones técnicas del estándar utilizado, en la práctica puede verse afectada por diversos factores del entorno físico y la configuración de la red. Uno de los principales obstáculos para alcanzar el máximo potencial del ancho de banda es la interferencia electromagnética, que puede surgir debido a la presencia de otras señales inalámbricas cercanas, así como por fuentes de ruido ambiental como hornos microondas, teléfonos inalámbricos o dispositivos Bluetooth. Esta interferencia puede generar colisiones en la transmisión de datos, lo que obliga a los dispositivos a reenviar la información, reduciendo así el rendimiento efectivo de la red (Vilchez et al., 2014).

Otro aspecto relevante es la distancia entre el punto de acceso y los dispositivos conectados. A medida que esta distancia aumenta, la intensidad de la señal disminuye, lo cual afecta la calidad de la conexión y obliga a reducir la velocidad de transmisión para mantener la estabilidad del enlace. Además, la presencia de obstáculos físicos como paredes, muebles o estructuras metálicas puede debilitar aún más la señal, generando zonas con baja cobertura o desconexiones intermitentes (Iliana et al., 2017). Asimismo, el número de usuarios y dispositivos conectados a una misma red impacta directamente sobre el ancho de banda disponible para cada uno. En redes sobrecargadas, donde muchos equipos comparten simultáneamente los recursos, se experimentan caídas de velocidad y mayor latencia en la comunicación (Darío et al., 2011).

La movilidad también juega un papel determinante en la variabilidad del ancho de banda. Cuando un usuario se desplaza dentro de un área de cobertura, la calidad de la conexión puede fluctuar debido a cambios en la distancia respecto al punto de acceso y a la aparición o

desaparición de obstáculos físicos. Esta variabilidad introduce inestabilidad en las aplicaciones sensibles al retardo, como videollamadas o juegos en línea (Ardila Osorio, 2016). Por otro lado, la configuración técnica de la red, que incluye parámetros como el estándar de WiFi utilizado, la frecuencia de operación y la potencia de transmisión, también determina el rendimiento final del ancho de banda disponible (Ardila Osorio, 2016). Finalmente, el uso de técnicas de calidad de servicio (QoS), que permiten priorizar ciertos tipos de tráfico sobre otros, contribuye a una mejor gestión del ancho de banda en escenarios donde se requiere garantizar el rendimiento de servicios críticos, como la transmisión de video en tiempo real o la telefonía IP (Aguayo Ortuño, 2020)

Modelos de Propagación y Pérdida en el Canal

Dentro del estudio de redes inalámbricas, comprender cómo se comporta la señal al propagarse por el entorno es esencial para evaluar el rendimiento y la cobertura de una red. Uno de los modelos más representativos para describir este comportamiento es el modelo de log-normal shadowing, el cual ha sido ampliamente utilizado debido a su capacidad para capturar tanto la pérdida promedio como las variaciones aleatorias que se producen en escenarios reales. Según (García et al., 2021), este modelo es particularmente útil para caracterizar la pérdida de trayectoria en canales inalámbricos, ya que incorpora no solo la dependencia de la pérdida con respecto a la distancia, sino también las fluctuaciones causadas por obstáculos que afectan la propagación de la señal.

El modelo de log-normal shadowing se estructura en torno a dos componentes fundamentales: una parte determinística, que varía en función de la distancia entre el transmisor y el receptor, y una parte aleatoria, que representa el fenómeno de shadowing o desvanecimiento lento. (Carlos Vesga et al., 2018a), este enfoque permite representar de forma más realista las

condiciones variables del canal inalámbrico, ya que considera los efectos de obstrucciones físicas como paredes, árboles o estructuras urbanas que provocan atenuaciones impredecibles en la señal. La forma matemática de este modelo está dada por la ecuación:

$$PL(d) = PL(d\theta) + 10 \log_{10}\left(\frac{d}{d\theta}\right) + X_{\sigma}$$

En esta expresión, $PL(d)$ representa la pérdida de trayectoria a una distancia d , mientras que $PL(d\theta)$ corresponde a la pérdida a una distancia de referencia $d\theta$. El término $\log_{10}\left(\frac{d}{d\theta}\right)$ capta la parte determinística del modelo y depende del exponente de pérdida de trayectoria n , que varía según el entorno (por ejemplo, urbano, rural, interiores). Finalmente X_{σ} simboliza la variable aleatoria log-normal con media cero y desviación estándar σ , que modela el efecto de shadowing en la señal (Alexandra Mayanquer Méndez & Martha Cecilia Paredes Paredes, 2020)

Parámetros Técnicos Relevantes en Wi-Fi

El funcionamiento de las redes Wi-Fi está condicionado por varios parámetros técnicos que influyen directamente en su rendimiento, cobertura, estabilidad y seguridad. Uno de los aspectos más relevantes es la frecuencia utilizada para la transmisión de datos. Wi-Fi opera principalmente en las bandas de 2,4 GHz y 5 GHz, las cuales son de uso libre y ampliamente empleadas en aplicaciones domésticas y comerciales. Estas bandas permiten una buena relación entre cobertura y velocidad, pero también presentan vulnerabilidades importantes, ya que muchos dispositivos como teléfonos inalámbricos, microondas y monitores para bebés operan en las mismas frecuencias, lo que puede generar interferencias. Como lo señalan (Cochran, 2024) y (Firdus et al., 2024), esta superposición puede afectar la calidad del enlace y la estabilidad de la conexión.

Otro parámetro técnico fundamental es el canal de transmisión. Dentro de las bandas de frecuencia mencionadas, Wi-Fi utiliza múltiples canales con el objetivo de reducir la

interferencia entre dispositivos vecinos. Cada canal representa una porción del espectro y puede ser asignado de forma manual o automática según el entorno de red. (Cochran, 2024) explica que esta división en canales es una estrategia para mejorar la coexistencia entre redes próximas, mientras que (Firdus et al., 2024) destacan que una asignación eficiente y una correcta planificación del espectro son esenciales para garantizar un alto rendimiento y una baja latencia en entornos densamente poblados.

La seguridad en las redes Wi-Fi depende en gran medida de los mecanismos de cifrado utilizados para proteger la integridad y confidencialidad de los datos transmitidos. Existen diversos protocolos como WEP, WPA y WPA2, cada uno con niveles de seguridad y características distintas. Aunque WEP fue uno de los primeros estándares, ha sido ampliamente superado por WPA2 en términos de robustez criptográfica. (Firdus et al., 2024) La elección del método de enfatizan la importancia de utilizar cifrados actualizados (Nassar & El-Bendary, 2022) subrayan que la elección adecuada del método de cifrado es determinante para evitar accesos no autorizados y ataques a la red.

La potencia de transmisión también es un factor técnico que debe ser cuidadosamente gestionado. Una mayor potencia permite alcanzar mayores distancias, pero también incrementa el riesgo de generar interferencias con otras redes o dispositivos cercanos. (Marin et al., 2023) señalan que los niveles de potencia deben ajustarse según el entorno y la densidad de usuarios, de manera que se garantice una cobertura eficiente sin comprometer la calidad del espectro compartido.

Finalmente, es importante considerar las interferencias que pueden presentarse en el canal Wi-Fi, las cuales provienen de una gran variedad de fuentes, tanto internas como externas al sistema. Dispositivos como microondas, teléfonos inalámbricos o sistemas Bluetooth pueden

interferir con las señales Wi-Fi, degradando su rendimiento. Según (Ramezanpour et al., 2022), estas interferencias afectan la estabilidad del enlace, disminuyen la velocidad de transmisión y generan pérdidas de paquetes, lo que impacta negativamente en la experiencia del usuario.

Big Data y Recopilación de Datos de Red

La recopilación de información sobre redes inalámbricas ha adquirido una relevancia creciente en el contexto del análisis de datos a gran escala. Elementos como el identificador de red (SSID), la intensidad de la señal (RSSI), el canal utilizado, la banda de frecuencia, la dirección MAC y el tipo de cifrado pueden ser obtenidos mediante herramientas especializadas conocidas como sniffers y escáneres WiFi. Estas tecnologías permiten detectar y registrar automáticamente los parámetros de redes cercanas, incluso sin necesidad de conexión, lo cual resulta especialmente útil en entornos urbanos donde coexisten múltiples redes inalámbricas superpuestas. (Mullaaliu, 2024) destaca el papel de estas herramientas en la recolección masiva de datos, mientras que (Mario Tascón, 2016) señala su utilidad en escenarios densamente poblados, donde el volumen de información capturado puede ser considerable.

Desde el enfoque de Big Data, la obtención masiva de datos provenientes de redes inalámbricas introduce diversos desafíos técnicos y metodológicos. No se trata únicamente de recolectar información, sino de enfrentarse a la necesidad de almacenarla eficientemente, procesarla en tiempo razonable, limpiarla para eliminar inconsistencias o duplicados, y analizarla para obtener conclusiones relevantes. (Alwhbi, 2024) enfatiza que estas tareas requieren capacidades tecnológicas avanzadas, ya que los datos se caracterizan por tres propiedades fundamentales: volumen, velocidad y variedad. Esta complejidad obliga al uso de lenguajes y plataformas especializadas como Python, R, Hadoop o Spark, tal como lo explica (Pérez Marqués, 2015) quienes permiten manejar y analizar conjuntos de datos que no podrían

procesarse con herramientas convencionales.

Además, la calidad y utilidad de los datos capturados no dependen únicamente del software empleado, sino también de diversas condiciones técnicas que influyen directamente en la precisión de la información obtenida. Entre estas se incluyen la frecuencia con la que se realiza el escaneo, el movimiento del dispositivo recolector ya que la posición puede alterar las características de las redes detectadas y el grado de precisión geográfica asociado a cada punto de captura. Entre estas se incluyen la frecuencia con la que se realiza el escaneo, el movimiento del dispositivo recolector —ya que la posición puede alterar las características de las redes detectadas—, y el grado de precisión geográfica asociado a cada punto de captura. (Salinas Hernandez & Reita Reyes, 2016) advierten que estos factores deben ser considerados cuidadosamente al planificar una recolección de datos a gran escala, ya que tienen un impacto directo sobre la fiabilidad del análisis posterior en un entorno de Big Data.

Simulación Monte Carlo: Teoría y Aplicaciones en Redes WIFI

La simulación de Monte Carlo representa una estrategia de análisis y modelado basada en la probabilidad, que ha cobrado gran importancia en el estudio de sistemas de telecomunicaciones, especialmente en el ámbito de las redes Wi-Fi. Este enfoque se utiliza para explorar y comprender el comportamiento de sistemas complejos mediante la generación de múltiples escenarios aleatorios, lo que permite analizar la variabilidad inherente a fenómenos que no pueden preverse con exactitud. En el campo de las comunicaciones inalámbricas, esta técnica ha sido aplicada para examinar una variedad de aspectos técnicos que incluyen desde el rendimiento del canal hasta la interacción entre tecnologías coexistentes. Tal como lo mencionan. (Al Hajj et al., 2020a), su flexibilidad la convierte en una herramienta valiosa para investigadores y profesionales del área.

Fundamentos Teóricos

Desde una perspectiva teórica, la simulación de Monte Carlo se basa en la utilización de números aleatorios para reproducir matemáticamente la evolución de procesos estocásticos, aquellos en los que existe una incertidumbre natural en los resultados. Según (Harstead & Sharpe, 2015a), este enfoque permite estudiar fenómenos cuyo comportamiento es variable debido a condiciones cambiantes, como sucede en entornos inalámbricos. (Yuan et al., 2012) destacan que los principios estadísticos y probabilísticos que sustentan esta técnica facilitan la representación de procesos tan variados como la propagación de señales, la movilidad de los usuarios y la congestión en los canales de comunicación. Esta metodología tiene raíces históricas en el trabajo de Stanislaw Ulam y John von Neumann durante la Segunda Guerra Mundial, en el contexto del Proyecto Manhattan, y desde entonces ha evolucionado significativamente, extendiéndose a múltiples disciplinas científicas e ingenieriles.

En el ámbito específico de las redes Wi-Fi, la simulación de Monte Carlo ha demostrado ser útil para estimar el ancho de banda disponible en escenarios con alta movilidad de usuarios, donde las condiciones cambian rápidamente y de forma impredecible, como señalan (Pal et al., 2019). También se ha empleado para desarrollar modelos detallados del rendimiento del canal inalámbrico, incluyendo la evaluación de la coexistencia entre tecnologías como LTE-LAA y Wi-Fi, lo cual resulta vital para garantizar una convivencia eficiente en el uso del espectro (Yuan et al., 2012). (McDougall & Miller, 2003) contribuyen con un análisis exhaustivo sobre cómo los modelos de canal de Markov influyen en los resultados de las simulaciones, particularmente en lo que respecta a la sensibilidad del sistema ante distintas condiciones de transmisión. Además, (Harstead & Sharpe, 2015b) han aplicado esta técnica para predecir la demanda futura de ancho de banda en redes de acceso, permitiendo así una mejor planificación de recursos. Más

recientemente, las investigaciones de (Chakour et al., 2024) han mostrado cómo la simulación Monte Carlo puede integrarse con servicios del Internet de las Cosas (IoT) y mecanismos de control para gestionar redes con dispositivos heterogéneos. Incluso en el contexto de las redes 5G MIMO masivas que operan en bandas milimétricas, (Al Hajj et al., 2020b) han utilizado este enfoque para realizar estimaciones estadísticas sobre la exposición a señales, evidenciando la amplitud de sus aplicaciones.

Entre las ventajas de esta técnica se encuentra su capacidad para capturar la complejidad e incertidumbre de los sistemas inalámbricos, considerando factores como la variación de la señal, las interferencias externas y la movilidad de los nodos de la red. (Chakour et al., 2024)

resaltan que estas características la convierten en una herramienta adecuada para simular condiciones realistas, incluso cuando estas no pueden ser fácilmente reproducidas en laboratorios. No obstante, esta flexibilidad conlleva un costo computacional significativo. Como advierten. (Harstead & Sharpe, 2015b), simular sistemas de gran escala con miles de eventos aleatorios puede demandar una gran cantidad de tiempo de procesamiento y recursos de hardware, lo que representa una de sus principales limitaciones.

Para llevar a cabo este tipo de simulaciones, existen diversas plataformas computacionales que permiten implementar modelos basados en Monte Carlo. Herramientas como MATLAB, el simulador de red ns-3 y entornos de simulación personalizados han sido ampliamente utilizados por la comunidad científica para desarrollar estudios en redes Wi-Fi. (McDougall & Miller, 2003) mencionan estos entornos como ejemplos efectivos que permiten configurar escenarios realistas, manipular parámetros técnicos y analizar resultados con gran precisión, facilitando así el estudio de la dinámica de redes inalámbricas mediante esta técnica probabilística.

Aplicaciones Previas en Telecomunicaciones y Redes Inalámbricas

Impulse Response of Underwater Optical Wireless Channel in the Presence of Turbulence, Absorption, and Scattering Employing Monte Carlo Simulation

Este artículo utiliza simulaciones de Monte Carlo para modelar la respuesta al impulso de un canal inalámbrico óptico subacuático en presencia de turbulencia, absorción y dispersión, lo cual es decisivo para el diseño de redes de comunicación óptica inalámbrica subacuática. (Enghiyad & Sabbagh, 2022)

Performance Analysis of STAR-RIS for Wireless Communication

Este artículo utiliza simulaciones de Monte Carlo para validar el análisis de forma cerrada del rendimiento de un sistema de superficie inteligente reconfigurable asistida (STAR-RIS) para comunicaciones inalámbricas. (Gunasinghe & Amarasuriya, 2022)

Performance Analysis of Reconfigurable Intelligent Surface-Assisted Wireless Communication Systems Under Co-Channel Interference

Este artículo utiliza simulaciones de Monte Carlo para verificar el marco analítico propuesto para el análisis del rendimiento de un sistema de comunicación inalámbrica asistido por una superficie inteligente reconfigurable (RIS) en presencia de interferencia entre canales. (Bian et al., 2023)

Metodología

El presente estudio se enmarca en un enfoque cuantitativo, específicamente a través de simulación utilizando el método de Monte Carlo, para analizar la sensibilidad de los parámetros que influyen en la estimación del ancho de banda en redes inalámbricas. La metodología empleada se organizó en varias fases, las cuales se detallan a continuación.

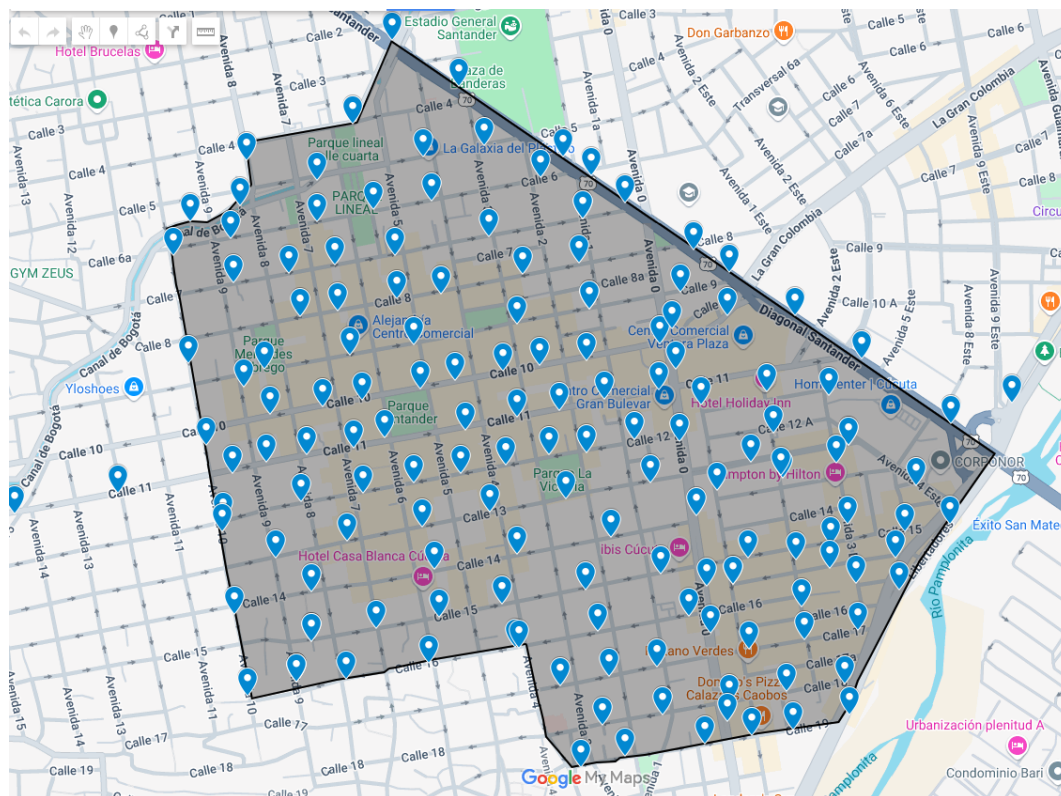
Revisión Bibliográfica

Se llevó a cabo una búsqueda de estudios previos relacionados con diversos aspectos para la optimización de redes inalámbricas. El primer eje de la revisión se centró en el análisis de sensibilidad en redes inalámbricas, identificando las metodologías empleadas en estudios previos para evaluar cómo las variables impactan el rendimiento de la red, incluyendo trabajos como los de (Juan et al., 2018a) y (Martha, Contreras, Juan, et al., 2018) Estos estudios fueron fundamentales para entender cómo las variaciones en los parámetros de red afectan la capacidad y la eficiencia general.

El segundo eje de la revisión se centró en modelos matemáticos de capacidad de canal, en particular aquellos que utilizan enfoques tanto deterministas como probabilísticos para estimar el ancho de banda disponible en redes WLAN. Estas investigaciones, como las de (Juan et al., 2018a) y (Martha, Contreras, Juan, et al., 2018), proporcionaron el marco teórico necesario para abordar las estrategias de asignación de canales y la estimación de rendimiento en diferentes configuraciones de red.

Preprocesamiento de los Datos

Como componente esencial de esta investigación, se realizó la recolección directa de datos sobre las redes inalámbricas en puntos específicos, ubicados en un área de 2.31 km², correspondiente a una extensión de 6.44 km en el centro urbano de Cúcuta.

Figura 1*Área Delimitada de Captura de Datos*

Nota. La imagen delimita la zona de análisis (área sombreada) con los puntos de medición georreferenciados (marcadores azules), donde se capturaron datos in situ. Cada marcador representa una ubicación exacta con coordenadas

Los cuales fueron almacenados en un archivo denominado DataWLAN.csv. Este conjunto de datos incluye información sobre parámetros relevantes como la intensidad de la señal (RSSI), el canal de operación, y el tipo de encriptación detectado. Para garantizar la calidad y confiabilidad de la información recolectada, se implementó un proceso sistemático de preprocesamiento compuesto por las siguientes etapas:

Carga de los Datos

Se utilizó la librería pandas del lenguaje de programación Python para cargar el archivo de datos, habilitando el parámetro *on_bad_lines='skip'* con el fin de omitir posibles líneas mal estructuradas que pudieran afectar la integridad del análisis.

Limpieza de Registros Incompletos

Se eliminaron todas las filas que contenían valores faltantes en las columnas fundamentales como RSSI, CHANNEL y ENCRYPTION, elementos para el análisis de la señal y la clasificación de bandas. Esta depuración permitió garantizar que los datos utilizados fueran consistentes y adecuados para las siguientes fases del *análisis*.

Filtrado de Canales Anómalos

Basándose en las referencias técnicas sobre los rangos válidos de canales para redes Wi-Fi (Carlos Vesga et al., 2018b) se estableció un umbral de exclusión para aquellos registros con valores de canal superiores a 2000. Estos valores fueron descartados, ya que representaban datos erróneos o anómalos que podrían distorsionar los resultados del análisis.

Clasificación por Banda de Frecuencia

Con base en la Tabla 2 del Artículo 4, se clasificaron los canales en dos bandas: Los canales del 1 al 14 se asociaron con la banda de 2.4 GHz, los canales superiores al 14 con la banda de 5 GHz. Esta distinción permitió segmentar los registros según la frecuencia de operación, lo cual es relevante para el análisis de cobertura y rendimiento.

Los canales fueron clasificados en dos bandas de frecuencia: aquellos comprendidos entre el canal 1 y el 14 se asociaron con la banda de 2.4 GHz, mientras que los canales superiores al 14 correspondieron a la banda de 5 GHz. Esta diferenciación, conforme a lo señalado por

(Pahlavan & Krishnamurthy, 2021) Esta distinción permitió segmentar los registros según la frecuencia de operación, lo cual es relevante para el análisis de cobertura y rendimiento.

Estandarización del Campo de Encriptación

Para facilitar el análisis estadístico de los métodos de seguridad utilizados por las redes detectadas, se normalizó el texto de la columna ENCRYPTION mediante el uso de funciones de limpieza de texto, eliminando espacios en blanco y homogeneizando el formato a mayúsculas.

Validación de Rangos RSSI por Banda

Los registros que no cumplieron con estas condiciones fueron excluidos por considerarse atípicos o poco representativos de un entorno real.

Como parte del proceso de limpieza y aseguramiento de la calidad de los datos, se implementó una función de validación orientada a filtrar los registros con valores de potencia de señal (RSSI) que se encontraban fuera de los rangos considerados técnicamente aceptables. Con base en los valores típicos de señal reportados en estudios de propagación inalámbrica en interiores (Carlos Vesga et al., 2018b), se definieron los siguientes umbrales: para la banda de 2.4 GHz, se aceptaron valores de RSSI entre -90 dBm y -30 dBm; mientras que para la banda de 5 GHz, el rango válido se estableció entre -95 dBm y -40 dBm. Estos límites reflejan las condiciones reales observadas en entornos académicos con múltiples puntos de acceso, tal como se documenta en el modelo empírico de atenuación propuesto por los autores. Los registros que se encontraban fuera de estos intervalos fueron descartados por considerarse atípicos o no representativos del comportamiento esperado en escenarios operativos reales.

Generación de Estadísticas Descriptivas

Una vez depurada la base de datos, se elaboraron estadísticas exploratorias para comprender la distribución de las variables más relevantes: distribución de registros por banda,

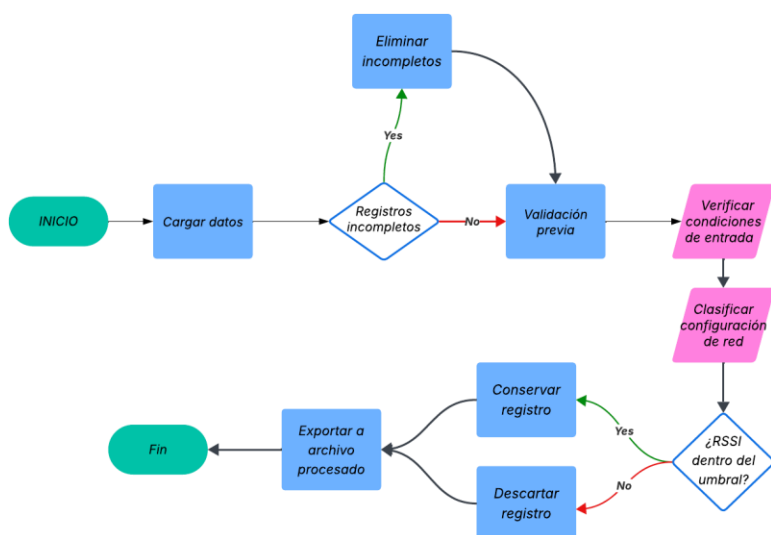
estadísticas descriptivas del RSSI segmentadas por banda, frecuencia de uso de canales en cada banda, tipos de encriptación más comunes por banda.

Almacenamiento de Datos Depurados

Finalmente, el conjunto de datos resultante del proceso de preprocesamiento fue exportado a un nuevo archivo denominado DataWLAN_preprocesado.csv, el cual se utilizó en las etapas posteriores del análisis, incluyendo la simulación mediante el método de Monte Carlo y el análisis de sensibilidad.

Figura 2

Diagrama de Flujo para el Procesamiento de Datos



Nota. El diagrama describe el proceso de filtrado de registros incompletos, desde la carga inicial hasta la clasificación final basada en umbrales de RSSI. Incluye pasos de validación y criterios de descarte.

Definición del Modelo Empírico

Con base en la revisión bibliográfica, se definió un modelo empírico para la estimación

del ancho de banda disponible en redes inalámbricas. Este modelo considerará los principales factores que afectan el throughput, tales como:

A partir del análisis detallado de la literatura revisada, se construyó un modelo empírico orientado a estimar el ancho de banda disponible en redes inalámbricas, considerando los factores que tienen una influencia significativa sobre el rendimiento del canal. Este modelo integra de manera estructurada variables como la frecuencia de operación —diferenciando entre bandas de 2.4 GHz y 5 GHz—, el número de usuarios simultáneamente conectados al punto de acceso, así como la potencia de transmisión y las pérdidas en el canal. En este último caso, se incorporan modelos de propagación como el Log-Normal Shadowing, el cual permite representar tanto la componente determinística como el desvanecimiento lento propio de entornos reales (Juan et al., 2018a). Asimismo, se consideran las interferencias generadas entre múltiples puntos de acceso (APs) y la eficiencia espectral resultante de diferentes esquemas de asignación de canales, lo que refleja un comportamiento más fiel de la red bajo condiciones de carga variable (Martha, Contreras, Jhon, et al., 2018) El modelo contempla expresiones matemáticas que permiten establecer relaciones funcionales entre estas variables y el throughput estimado, abarcando desde contextos ideales hasta escenarios operativos caracterizados por alta densidad de dispositivos e interferencias propias de entornos urbanos o corporativos.

Tabla 1*Variables del Modelo Log-Normal Shadowing para Simulación de Redes Inalámbricas*

Variables modeladas y su fundamentación técnica para la simulación del rendimiento espectral en redes inalámbricas mediante el enfoque log-normal shadowing

Variable usada en el modelo	Justificación técnica	Fuentes de respaldo
rss_i_threshold (umbral de señal óptimo)	Se menciona como indicador de calidad de enlace	(Juan et al., 2018b)(Carlos Vesga et al., 2018c)
shadowing_std (desviación por multitrayectoria)	Asociado a variabilidad en entornos indoor	(Carlos Vesga et al., 2018c) (modelado de propagación
base_bw (capacidad máxima ajustada por banda)	Diferencias entre 2.4 y 5 GHz; 5 GHz más eficiente	(Martha, Contreras, Jhon, et al., 2018) (optimización de
channel_penalty (solapamiento/interferencia)	Impacto de canales solapados en rendimiento	(Juan et al., 2018b)(Carlos Vesga et al., 2018c)
enc_penalty (penalización por encriptación)	WPA2/WEP/Open	Tabla comparativa de tecnologías WiFi y
dfs_penalty, dfs_slope (canales DFS 5 GHz)	Penalización por evitar radar en canales DFS	(Martha, Contreras, Jhon, et al., 2018) (asignación
signal_quality (modelo log-normal de propagación)	Uso de modelos estadísticos para calidad de señal	modelo log-normal en entornos indoor (Carlos
np.clip(5, 54) (limitación realista)	Valores máximos teóricos de ancho de banda por estándar WiFi	(Juan et al., 2018b) (estándares 802.11a/b/g/n/ac)

Nota. Se muestran las variables técnicas del modelo de propagación con su fundamentación teórica y respaldo bibliográfico. Los parámetros incluyen métricas de calidad de señal y restricciones de protocolo, alineados con estándares IEEE.

Caracterización de Parámetros

Se definieron variables relevantes y se establecieron sus respectivas distribuciones o valores según lo reportado en estudios previos, con el fin de capturar la dinámica inherente al entorno de operación WiFi.

Frecuencia de Operación

Se consideró una variable categórica con dos valores posibles: 2.4 GHz y 5 GHz. Esta clasificación influye directamente en la configuración de parámetros base como la capacidad teórica del canal, el umbral mínimo de señal aceptable y la variabilidad esperada del entorno electromagnético. Dado que cada banda presenta diferencias en cuanto a alcance, penetración y congestión del espectro, su adecuada identificación es esencial para un modelado realista del rendimiento de red (Martha, Contreras, Juan, et al., 2018).

Potencia de la Señal Recibida (RSSI)

Conocida como RSSI (Received Signal Strength Indicator), se modeló mediante una distribución Log-Normal. Esta elección estadística responde a la necesidad de representar la variabilidad introducida por fenómenos como la sombra y la presencia de múltiples trayectorias, que generan fluctuaciones significativas en la intensidad de la señal percibida por los dispositivos receptores. La distribución Log-Normal permite capturar esta dispersión de manera más adecuada que modelos deterministas (Juan et al., 2018a).

Canal de Operación

Fue tratado como una variable categórica discreta, cuya influencia en la simulación se ajustó en función del tipo de canal utilizado. Se estableció una penalización específica dependiendo de si el canal era solapado, no solapado o pertenecía a la categoría DFS (Dynamic Frequency Selection), dado que estos factores afectan directamente la interferencia intra-banda y,

en consecuencia, el rendimiento general del enlace inalámbrico (Martha, Contreras, Juan, et al., 2018)

Tipo de Encriptación

Fue incluido como una variable categórica que refleja el nivel de seguridad aplicado por cada red detectada. Se diferenciaron los esquemas Open, WEP y WPA2, cada uno de los cuales implica una carga computacional distinta. Para incorporar este impacto en el modelo, se aplicó una penalización que representa la reducción del ancho de banda útil como consecuencia del overhead generado por los mecanismos de cifrado y autenticación asociados a cada protocolo (Martha, Contreras, Juan, et al., 2018)

Calidad de Señal

Se definió como una variable continua derivada del RSSI, cuya finalidad fue representar la probabilidad de establecer una conexión exitosa. Para ello, se empleó la función de distribución acumulada de una distribución Log-Normal, la cual ofrece una aproximación probabilística a la capacidad del receptor de mantener un enlace confiable en función del nivel de señal disponible. Esta formulación permite tener en cuenta las condiciones reales del canal sin asumir una relación lineal directa entre potencia y conectividad (Martha, Contreras, Juan, et al., 2018)

Penalización por Canal

Se incorporó además un factor de penalización por canal, ajustado según la clasificación de cada canal operativo. Este factor refleja el impacto que la interferencia intra-banda puede tener sobre la eficiencia espectral, penalizando más severamente aquellos canales que tienden a solaparse con otros o que operan en condiciones de alta congestión (Juan et al., 2018a)

Penalización por Encriptación

Se aplicó como un factor de reducción sobre el ancho de banda útil. Esta penalización se asignó con base en el protocolo de seguridad detectado, considerando que protocolos más robustos como WPA2, aunque más seguros, pueden introducir latencias adicionales y consumir recursos de procesamiento, lo cual afecta indirectamente la velocidad efectiva de transmisión (Martha, Contreras, Juan, et al., 2018).

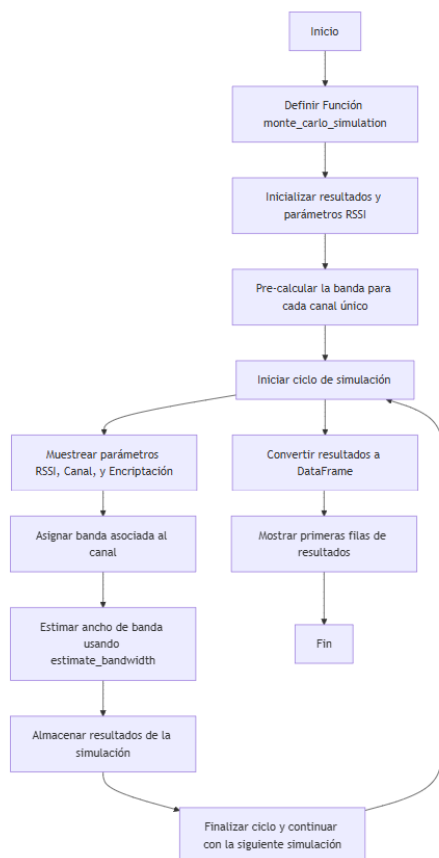
Capacidad Base Teórica (Base Bandwidth)

representa el máximo ancho de banda disponible bajo condiciones ideales de propagación y sin interferencias. Esta constante se ajustó empíricamente y se especificó de manera diferenciada para cada banda de frecuencia, reconociendo que las características físicas de la señal en 2.4 GHz y 5 GHz impactan de forma distinta la capacidad efectiva del canal (Juan et al., 2018a).

Implementación del Método de Monte Carlo

Para llevar a cabo la simulación del comportamiento de las redes inalámbricas bajo condiciones variables, se desarrolló una simulación estocástica en Python. Esta simulación empleó bibliotecas especializadas, como NumPy y SciPy, que permiten realizar la generación eficiente de números aleatorios y realizar análisis estadístico, facilitando la simulación de fenómenos probabilísticos asociados a la variabilidad de los parámetros de red (Lewis, 2019).

La estructura de la simulación se visualiza en el siguiente diagrama de flujo (Figura 1), que describe las distintas etapas del proceso. A continuación, se detalla el procedimiento implementado, el cual consta de las siguientes fases:

Figura 3*Diagrama de Flujo de la Simulación Monte Carlo*

Nota. Se describe el proceso iterativo para estimar el ancho de banda en redes inalámbricas, considerando parámetros como RSSI, canal y tipo de encriptación. El método utiliza muestreo aleatorio y conversión a DataFrame para su análisis.

La simulación generó múltiples escenarios de red con diferentes combinaciones de valores para las variables de entrada:

Inicialización

El primer paso consistió en definir el número de iteraciones que se ejecutarían para generar los diferentes escenarios de red. Este número de iteraciones son decisivas para garantizar

que la simulación cubriera una variedad adecuada de posibles configuraciones, asegurando que las estimaciones obtenidas fueran robustas y representativas de las condiciones del entorno real. Además, se establecieron los valores base para cada uno de los parámetros de la red, tales como las bandas de frecuencia, la potencia de la señal, la configuración de los canales, y el tipo de encriptación utilizado, entre otros. Estos valores base sirvieron como referencia para generar las variaciones necesarias en cada iteración.

Generación de Valores Aleatorios

Una vez definidas las condiciones iniciales, se procedió a la generación de valores aleatorios para las variables de entrada de la simulación. Para esto, se emplearon las distribuciones de probabilidad previamente caracterizadas para cada parámetro en el Capítulo 3. Específicamente, se extrajeron valores aleatorios para las siguientes variables: potencia, canal, encriptación, banda de frecuencia.

Cálculo del Ancho de Banda Estimado

Con los valores aleatorios generados en la etapa anterior, se procedió a calcular el ancho de banda estimado para cada combinación de parámetros. Para ello, se utilizó el modelo matemático que se definió en la fase 2 del estudio. Este modelo incorporó la influencia de todos los factores vitales, tales como la calidad de la señal, las penalizaciones por interferencia de canal, y los efectos de la encriptación, para proporcionar una estimación precisa del ancho de banda disponible bajo las condiciones específicas de cada iteración. Este cálculo se repitió para cada conjunto de valores aleatorios generados, lo que permitió simular una amplia gama de escenarios.

Almacenamiento de Resultados

Una vez obtenidos los resultados de cada iteración, estos fueron registrados y

almacenados en un archivo de salida. Este archivo permitió consolidar todos los resultados obtenidos a lo largo de la simulación, facilitando su posterior análisis. Los resultados almacenados incluyen los valores generados para cada parámetro, el ancho de banda estimado para cada escenario, y cualquier otra métrica relevante que se haya calculado durante la simulación. Estos datos fueron esenciales para el análisis de sensibilidad y para la evaluación de cómo los diferentes parámetros afectan el rendimiento de la red inalámbrica.

Ejecución y Análisis de Sensibilidad

Una vez implementado el modelo, se realizaron múltiples iteraciones para evaluar el impacto de cada variable sobre el ancho de banda disponible.

Para ello, se emplearon métricas estadísticas como:

Coefficientes de Correlación

Durante el proceso de análisis estadístico, se calculó el coeficiente de correlación de Pearson entre el ancho de banda estimado mediante el modelo y la potencia de la señal medida (RSSI).

Histogramas y Gráficos de Densidad

Se generó un histograma estratificado por bandas de frecuencia con curvas de densidad superpuestas, utilizando la variable de ancho de banda estimado en Mbps.

Análisis de Varianza (ANOVA)

Con el objetivo de evaluar la influencia estadísticamente significativa de los factores categóricos en la variabilidad del ancho de banda estimado (throughput), se realizó un análisis de varianza (ANOVA) de un solo factor para cada uno de los siguientes parámetros: el canal de transmisión, el tipo de encriptación y la banda de frecuencia. Esta técnica permitió determinar el grado de impacto de cada variable categórica sobre el comportamiento del ancho de banda,

siguiendo el enfoque metodológico descrito por (Vesga et al., 2018c).

Resultados del Análisis y Discusión de la Estimación del Ancho de Banda

Simulación de Monte Carlo

La simulación mediante el método de Monte Carlo permitió observar cómo varía la estimación del ancho de banda en redes inalámbricas al considerar la incertidumbre natural presente en los entornos reales de transmisión. A través de 5000 ejecuciones independientes, se generaron distintos escenarios de red que reflejan combinaciones plausibles de parámetros como la intensidad de la señal, el canal utilizado, el esquema de encriptación y la banda de frecuencia. Este conjunto de resultados reveló patrones sobre el comportamiento del ancho de banda estimado, mostrando cómo ciertos factores pueden reducir de forma notable el rendimiento esperado. Los datos producidos por la simulación, permitieron cuantificar la variabilidad inherente, sino también identificar configuraciones más propensas a limitar la eficiencia espectral en condiciones reales de operación

Figura 4

Resultados de la Simulación Monte Carlo para Rendimiento de Red



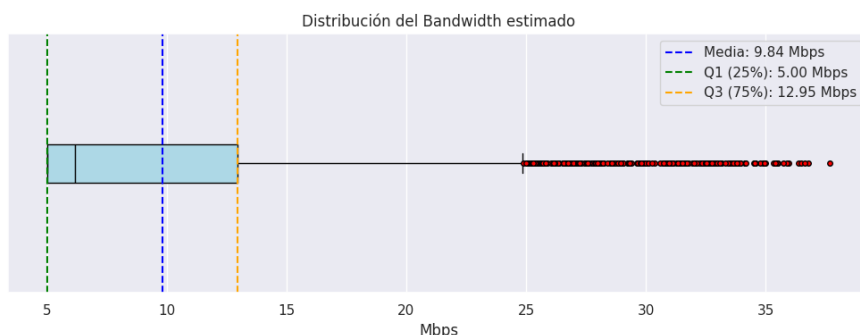
```
Ejecutando simulación de Monte Carlo
Simulaciones: 100%|██████████| 5000/5000 [25:01<00:00, 3.33it/s]
```

	Mbps	Canal	Banda	Encriptación	RSSI
0	12.322952	6	2.4 GHz	CCMP	-72.776049
1	6.449637	2	2.4 GHz	WEP	-78.351242
2	5.000000	11	2.4 GHz	CCMP	-85.187121
3	5.000000	124	5 GHz	WEP	-78.227292
4	5.000000	2	2.4 GHz	CCMP	-81.259309

Nota. Se presentan los primeros 5 registros de la simulación (de 5000 ejecuciones), mostrando la relación entre ancho de banda (Mbps), canal, frecuencia, tipo de encriptación y potencia de señal (RSSI). Los resultados evidencian variaciones en el rendimiento según los parámetros evaluados.

Figura 5

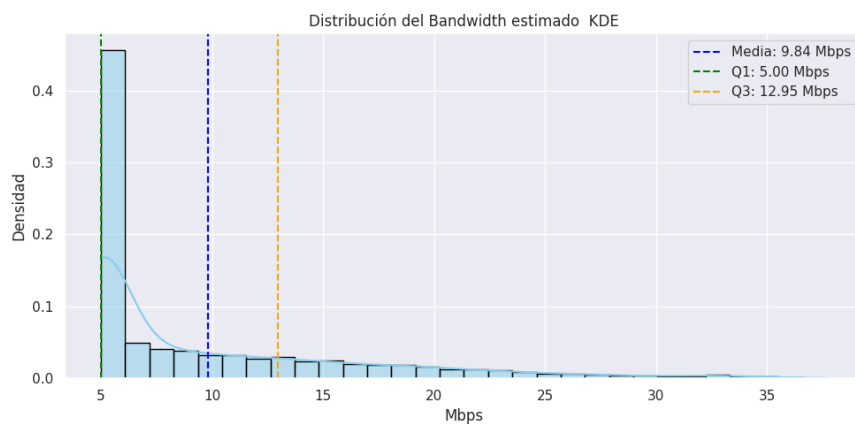
Distribución del Ancho de Banda Estimado: Diagrama de Caja



Nota. Diagrama de caja que muestra la distribución del ancho de banda estimado en Mbps. La caja representa el rango intercuartílico, es decir, los valores entre el primer (Q1) y tercer cuartil (Q3). La línea azul discontinua señala la mediana de la distribución. Los puntos dispersos a la derecha indican valores atípicos con anchos de banda superiores al rango central de la muestra.

Figura 6

Distribución del Ancho de Banda Estimado: Estimación de Densidad Kernel (KDE)



Nota. Histograma con estimación de densidad Kernel (KDE) que ilustra la distribución del ancho de banda estimado en Mbps. La curva suave azul representa la densidad de probabilidad de la variable. Las líneas discontinuas verticales indican la mediana (línea azul), el primer cuartil

(línea verde) y el tercer cuartil (línea naranja), mostrando la concentración y dispersión de los datos.

Los resultados derivados de la simulación permitieron construir una representación estadística del comportamiento del ancho de banda en distintos escenarios de red, evidenciando tanto la precisión de las estimaciones como la variabilidad inherente al sistema. La media obtenida, correspondiente a 9.836 Mbps, reflejó un rendimiento promedio acorde con las condiciones de entrada definidas, mientras que la dispersión en los valores simulados quedó expresada en una desviación estándar de 6.798 Mbps. Esta amplitud en los resultados puso de manifiesto la existencia de escenarios con rendimientos significativamente distintos, lo que responde a la naturaleza dinámica y multifactorial de las redes inalámbricas.

Tabla 2

Distribución Estadística y Variabilidad del Ancho de Banda Estimado

Parámetro	Valor más probable	Q1	Mediana (Q2):	Q3	RIQ (Q3-Q1)	Desviación estándar	Intervalo de confianza (95%)	Error estándar (SE)	Coef. de variación (CV)
Mbps	9.836	5	6.145	7	7.947	6,798	(9.65, 10.02)	0.096	0.691

Nota. La tabla muestra el análisis de sensibilidad del ancho de banda (Mbps), donde el valor más probable es 9.836 Mbps, con una mediana de 6.145 Mbps, un rango intercuartílico (RIQ) de 7.947 Mbps y una desviación estándar de 6.798 Mbps. El intervalo de confianza del 95% se sitúa entre 9.65 y 10.02 Mbps, evidenciando una dispersión considerable en los resultados, aunque con una estimación central precisa.

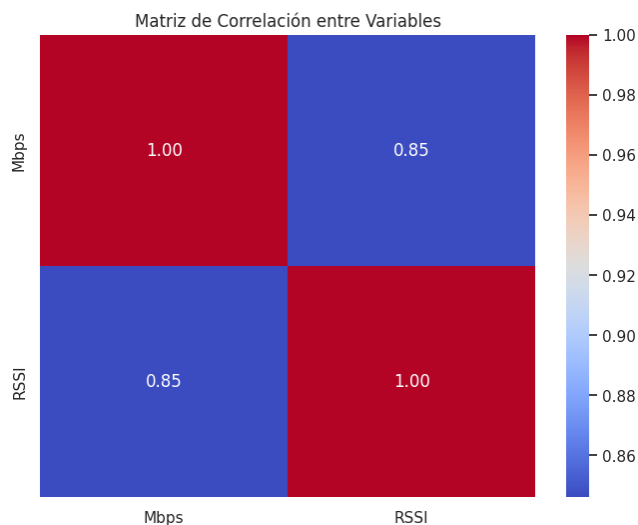
La precisión del estimado fue evaluada mediante el error estándar, el cual alcanzó un valor de 0.096 Mbps. Este indicador evidenció que, a pesar de la variabilidad observada, la media calculada se mantuvo muy cercana al valor real que se esperaría en la población bajo las mismas condiciones, lo que otorga un alto grado de confianza en la estimación obtenida. Esta confianza fue reforzada por el intervalo de confianza al 95 %, que se extendió desde 9.65 hasta 10.02 Mbps. La estrechez de dicho intervalo sugirió que el promedio del ancho de banda se encontraba fuertemente concentrado en torno a su valor central, disminuyendo así la incertidumbre sobre su ubicación real.

El coeficiente de variación, con un valor de 0.691, proporcionó información sobre la relación entre la dispersión y el promedio. Este resultado indicó una variabilidad considerable en el comportamiento del ancho de banda, lo cual puede estar asociado a factores como la interferencia entre canales, la atenuación de la señal, la configuración del cifrado o la congestión del entorno. La diferencia entre los cuartiles ($Q1 = 5.00$ Mbps y $Q3 = 12.95$ Mbps), junto con un rango intercuartílico de 7.947 Mbps, indicó una dispersión amplia dentro de la muestra, lo cual demostró un desempeño del sistema que oscilar en función de las condiciones de operación.

Coefficientes de correlación con el ancho de banda estimado (Mbps)

Figura 7

Matriz de Correlación Ancho de Banda y RSSI



Nota. La matriz muestra los coeficientes de correlación entre el ancho de banda estimado y variables relacionadas con la señal, destacando una fuerte asociación positiva con la intensidad de señal recibida (RSSI), lo que indica la influencia significativa de esta variable en el rendimiento de la red.

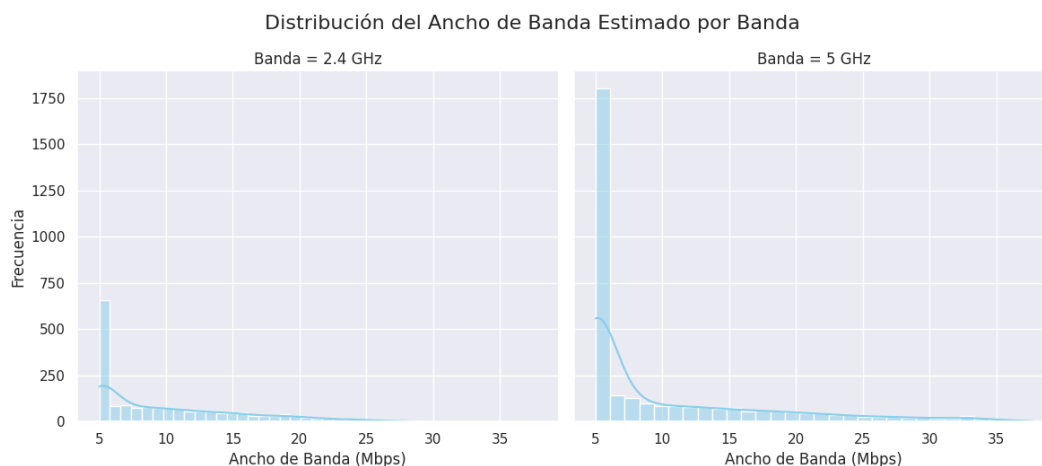
Se observó una fuerte relación positiva entre el valor del ancho de banda estimado y la intensidad de la señal recibida (RSSI), con un coeficiente de correlación de 0.846. Este resultado indicó que, dentro del conjunto de simulaciones realizadas, a medida que la potencia de la señal aumentó, también lo hizo la capacidad estimada de transmisión en Mbps. Esta relación estrecha se alinea con fundamentos teóricos bien establecidos en redes inalámbricas, donde una mejor calidad de señal suele traducirse en mayores tasas de transmisión, debido a una menor pérdida de paquetes y a una mayor eficiencia espectral. La magnitud de esta correlación sugiere que el RSSI desempeñó un papel predominante en la estimación del rendimiento, lo cual resalta su

importancia como variable predictiva dentro del modelo de simulación aplicada

Análisis Comparativo de la Distribución del Ancho de Banda según la Banda de Operación

Figura 8

Análisis Comparativo de la Distribución del Ancho de Banda Según la Banda de Operación



Nota. La gráfica compara la distribución del ancho de banda estimado en las bandas de 2.4 GHz y 5 GHz.

La visualización de los resultados obtenidos mediante la simulación permitió examinar cómo se distribuye el ancho de banda estimado en función de la banda utilizada, diferenciando entre 2.4 GHz y 5 GHz. El histograma muestra una alta concentración de ocurrencias en los valores más bajos de ancho de banda dentro de ambas bandas, aunque con diferencias marcadas en su dispersión. La banda de 2.4 GHz presenta una distribución más agrupada en torno a valores moderadamente bajos, lo que indica una tendencia a ofrecer un rendimiento más uniforme, asociado a su mayor estabilidad en condiciones de cobertura extensa. En contraste, la banda de 5 GHz muestra una mayor dispersión, con estimaciones que alcanzan valores más altos, reflejando su capacidad para ofrecer mayor rendimiento en escenarios óptimos. Esta distribución más amplia también pone de manifiesto una variabilidad mayor en su comportamiento, como

resultado de su menor penetración y sensibilidad a obstáculos.

Análisis de Varianza (ANOVA)

Figura 9

Análisis de Varianza del Ancho de Banda según Canal, Encriptación y Banda

```

import statsmodels.api as sm
from statsmodels.formula.api import ols

# Convertir variables categóricas a tipo 'category'
results_df['Canal'] = results_df['Canal'].astype('category')
results_df['Encriptación'] = results_df['Encriptación'].astype('category')
results_df['Banda'] = results_df['Banda'].astype('category')

# Modelo ANOVA: evaluando la variabilidad del ancho de banda según los factores
modelo_anova = ols('Mbps ~ C(Canal) + C(Encriptación) + C(Banda)', data=results_df).fit()
anova_table = sm.stats.anova_lm(modelo_anova, typ=2)

print("\nAnálisis de varianza (ANOVA):\n")
print(anova_table)

```

↩

Análisis de varianza (ANOVA):

	sum_sq	df	F	PR(>F)
C(Canal)	3680.121356	36.0	2.230949	0.000035
C(Encriptación)	41.086916	2.0	0.448336	0.638716
C(Banda)	144.969089	1.0	3.163774	0.075350
Residual	227320.829554	4961.0	NaN	NaN

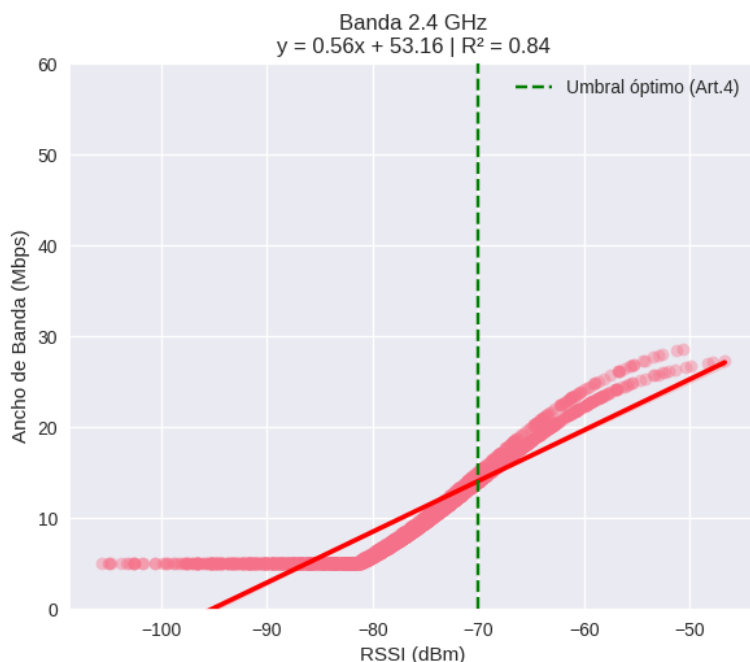
Nota. La tabla muestra los resultados del análisis de varianza (ANOVA) aplicado para evaluar la influencia de tres factores categóricos sobre el ancho de banda estimado.

El análisis de varianza permitió evaluar estadísticamente la influencia de diferentes factores categóricos sobre la estimación del ancho de banda. Los resultados mostraron que la variable Canal presentó una contribución significativa al modelo ($p < 0.001$), lo que sugiere que la selección del canal inalámbrico tiene un impacto relevante sobre el rendimiento medido en Mbps. Esta variabilidad está asociada a fenómenos como la interferencia co-canal, la saturación

del espectro y la asignación dinámica de canales en entornos densos. Por el contrario, el tipo de Encriptación no evidenció un efecto estadísticamente significativo ($p \approx 0.64$), lo que indica que, dentro del conjunto de datos analizado, la variable utilizado no altera de forma sustancial la capacidad de transmisión. En cuanto a la variable Banda, aunque no alcanzó el umbral convencional de significancia estadística ($p \approx 0.075$), su influencia que podría aplicarse en escenarios con mayor variabilidad estructural o tecnológica.

Figura 10

Relación Entre RSSI y Ancho de Banda en la Banda de 2.4 GHz

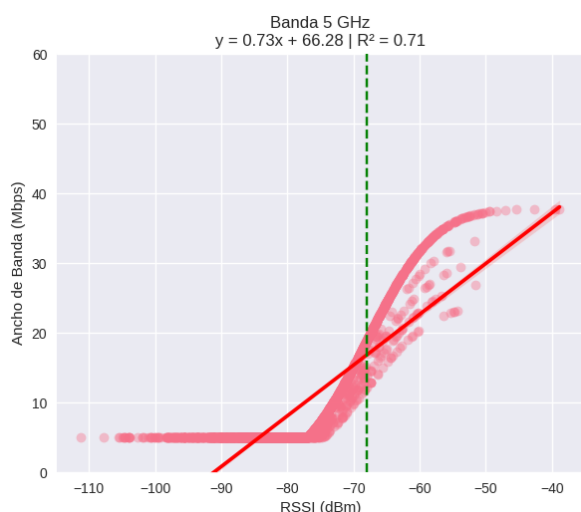


Nota. La gráfica ilustra la correlación entre la intensidad de señal (RSSI) y el ancho de banda estimado, incluyendo la línea de tendencia ajustada y el umbral óptimo de rendimiento señalado en la literatura.

La relación entre la potencia de la señal, medida en términos de RSSI (Received Signal

Strength Indicator), y el ancho de banda estimado para la banda de 2.4 GHz. Los resultados evidenciaron una correlación positiva entre ambas variables, lo que sugiere que una mayor intensidad de señal tiende a favorecer un mejor rendimiento en la transmisión de datos. Esta observación se respaldó cuantitativamente mediante una regresión lineal, cuya ecuación fue $y = 0,56x + 53,16$, alcanzando un coeficiente de determinación $R^2 = 0,84$. lo que indica que aproximadamente el 84% de la variabilidad en el ancho de banda puede explicarse a partir del RSSI. La figura 10 incluyó una línea vertical discontinua ubicada en -70 dBm, que sirvió como umbral técnico para definir condiciones aceptables de calidad de servicio. Se constató que, al caer por debajo de este umbral, el rendimiento se degradó notablemente, manifestando anchos de banda sensiblemente más bajos. Este comportamiento concordó con los principios físicos de propagación en redes inalámbricas, donde una señal débil compromete tanto la estabilidad como la velocidad de transmisión, reafirmando la importancia de mantener niveles adecuados de potencia de señal para garantizar una experiencia de red eficiente (Carlos Vesga et al., 2018b).

Figura 11 Relación Entre RSSI y Ancho de Banda en la Banda de 2.4 GHz



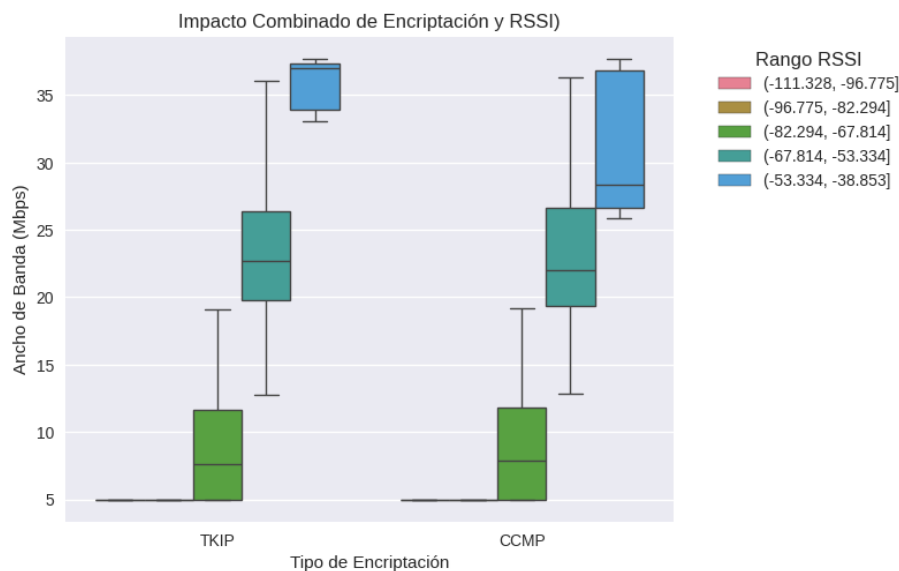
Nota. La gráfica ilustra la correlación entre la intensidad de señal (RSSI) y el ancho de banda estimado, incluyendo la línea de tendencia ajustada y el umbral óptimo de rendimiento señalado

en la literatura.

La figura 11 se observó un comportamiento similar al registrado en la banda de 2.4 GHz. A medida que los valores de RSSI aumentaban, también se incrementaba el ancho de banda estimado. La línea de regresión lineal correspondiente a esta banda fue $y = 0,73x + 66,28$, con $R^2 = 0,71$, lo que indicó una relación moderadamente fuerte entre el RSSI y el ancho de banda, aunque con una mayor dispersión de los datos en comparación con la banda de 2.4 GHz. El umbral óptimo para la banda de 5 GHz se estableció en -68 dBm, como se indicó con la línea vertical discontinua. Los puntos situados a la izquierda de esta línea presentaron una disminución en el ancho de banda, un patrón similar al observado en la banda de 2.4 GHz.

Figura 12

Impacto Combinado de Encriptación y RSSI en el Ancho de Banda



Nota. La gráfica muestra la relación entre la intensidad de señal (RSSI) y el ancho de banda estimado, diferenciando los efectos de los protocolos de encriptación TKIP y CCMP.

El impacto del tipo de cifrado en el ancho de banda ilustrado en la figura se utilizó un

diagrama de cajas y bigotes para examinar cómo diferentes tipos de cifrado, como WPA2, WEP y Open, afectan el rendimiento de la red en función de diversos rangos de RSSI. Los resultados mostraron de manera clara que el cifrado WPA2 tenía un efecto más negativo sobre el rendimiento de la red, evidenciado por una reducción en el ancho de banda estimado en comparación con los otros dos tipos de cifrado, WEP y Open. Este comportamiento se atribuye a la mayor sobrecarga de procesamiento asociada con el cifrado WPA2, que, al requerir más recursos para el manejo de la seguridad, reduce la capacidad de la red para mantener un ancho de banda alto.

Asimismo, se observó que las configuraciones sin cifrado (Open) resultaron en un rendimiento superior, ya que los valores de ancho de banda fueron consistentemente más altos en estas condiciones. Esto subraya el beneficio de no aplicar cifrado, en términos de una mayor eficiencia en el uso del ancho de banda, aunque a costa de comprometer la seguridad de la red.

En cuanto a los rangos de RSSI, se notó que los valores superiores a -60 dBm presentaron una distribución más estrecha del ancho de banda. Esto indicaba que, en condiciones de señal fuerte, el tipo de cifrado tenía un impacto menos significativo sobre la variabilidad del ancho de banda. Por otra parte, cuando los valores de RSSI eran más bajos, la variabilidad aumentaba considerablemente, lo que sugiere que la calidad de la señal desempeña un rol esencial en la capacidad de la red para mantener un rendimiento constante. En estos escenarios, la calidad de la señal se convirtió en un factor determinante en la efectividad de la red, independientemente del tipo de cifrado utilizado.

Discusión de los Resultados

Los resultados obtenidos a partir de las simulaciones Monte Carlo proporcionaron una visión detallada sobre el comportamiento del ancho de banda en redes inalámbricas, permitiendo

evaluar con precisión metodológica su sensibilidad frente a distintos factores operativos. La media del ancho de banda estimado se ubicó en 9.84 Mbps, acompañada de una desviación estándar de 6.80 Mbps, lo que evidenció una dispersión relevante en los valores simulados. El intervalo de confianza del 95 %, comprendido entre 9.65 y 10.02 Mbps, sugirió que, si bien la estimación se mantuvo dentro de márgenes estadísticamente confiables, existió una variabilidad atribuida a la influencia de variables como la potencia de señal, el canal y la banda de frecuencia. Este comportamiento se reflejó en un coeficiente de variación de 0.691, un valor que coincide con las fluctuaciones típicas observadas en entornos urbanos donde la densidad de dispositivos y la interferencia ambiental afectan la estabilidad de la red.

Uno de los hallazgos más consistentes fue la fuerte correlación entre el RSSI (Received Signal Strength Indicator) y el ancho de banda estimado. El coeficiente de Pearson de 0.85 evidenció una relación directamente proporcional entre estas variables, validando lo que postula la teoría de propagación en redes inalámbricas: a mayor potencia de señal, mayor rendimiento en la tasa de transferencia de datos. Este resultado fue reforzado mediante un modelo de regresión lineal ajustado para la banda de 2.4 GHz, el cual presentó un R^2 de 0.84. Tal valor indicó que la variación en el ancho de banda podía explicarse en gran parte por los cambios en el RSSI. Esta relación también fue visualmente confirmada, observándose una caída pronunciada del rendimiento en los casos en que la potencia de señal descendía por debajo del umbral de -70 dBm. Estas observaciones coinciden con lo reportado por (Wei et al., 2023) y (Y. Wang et al., 2017), quienes destacaron el papel del RSSI como indicador confiable del desempeño espectral en entornos Wi-Fi de alta densidad.

Respecto a las variables categóricas, si bien no se incorporaron directamente en los análisis de correlación, se evaluaron mediante histogramas y gráficas de densidad por banda de

frecuencia. La distribución del ancho de banda para la banda de 2.4 GHz mostró una mayor concentración hacia valores bajos, reflejando una cobertura más estable, pero con limitaciones en capacidad. Este patrón se corresponde con las características técnicas de dicha banda, la cual presenta mejor penetración y mayor alcance, lo que la hace funcional en contextos donde la cobertura continua es prioritaria. En contraste, la banda de 5 GHz exhibió una dispersión más amplia, con valores máximos más altos, lo que indica un mayor potencial de rendimiento bajo condiciones favorables. No obstante, dicha dispersión también sugiere una mayor susceptibilidad a la atenuación, interferencias y pérdidas por obstáculos físicos, lo que afecta su desempeño en distancias largas o espacios compartimentados. Estas diferencias entre bandas fueron coherentes con lo planteado por (Natkaniec & Bieryt, 2023), quienes destacaron que el espectro de 5 GHz, aunque más eficiente en términos de velocidad, requiere entornos bien controlados para desplegar su capacidad total.

El análisis de varianza (ANOVA) permitió establecer qué factores categóricos generaban efectos notables sobre el ancho de banda estimado. El canal mostró un efecto estadísticamente relevante ($p < 0.001$), lo cual sugiere que su correcta selección puede influir sustancialmente en el desempeño de la red. En contraste, el tipo de cifrado no evidenció un impacto relevante ($p \approx 0.64$), lo que se puede atribuir a que los algoritmos modernos de seguridad no introducen una sobrecarga suficiente como para degradar notablemente el rendimiento en condiciones normales. La banda de frecuencia, si bien no alcanzó un nivel de significancia estadística firme ($p \approx 0.075$), presentó diferencias prácticas observables en las visualizaciones, lo que sugiere que su impacto puede depender del contexto específico de uso.

Desde una perspectiva práctica, estos resultados ofrecen aportes relevantes para el diseño y optimización de redes inalámbricas en entornos urbanos, particularmente en ciudades

intermedias como Cúcuta. La identificación del RSSI como principal predictor del rendimiento permite orientar decisiones en la ubicación estratégica de puntos de acceso, el ajuste de potencias de transmisión y la selección de canales menos congestionados. Además, la aplicación de la simulación Monte Carlo se consolidó como una herramienta sólida para modelar el comportamiento de la red bajo condiciones de incertidumbre, brindando la posibilidad de anticipar escenarios de rendimiento y tomar decisiones más informadas sin necesidad de desplegar costosas pruebas físicas.

En conjunto, la combinación de análisis estadístico, técnicas de simulación y visualización permitió no solo validar las relaciones esperadas entre variables, sino también generar nuevos insumos para el desarrollo de redes más eficientes, adaptadas a las condiciones reales del entorno. Esta visión integral refuerza la importancia de aplicar metodologías de análisis cuantitativo en la toma de decisiones técnicas dentro del campo de las telecomunicaciones.

Conclusiones

Se realizó un análisis exhaustivo de la literatura científica y técnica, complementado con mediciones de campo, que permitió identificar que los factores con mayor influencia sobre el ancho de banda estimado son el RSSI, la frecuencia (2.4 GHz y 5 GHz), el canal de transmisión y la encriptación utilizada. Estos factores se comportan de manera distinta según el entorno de despliegue. Donde, la banda de 5 GHz mostró un mejor desempeño en condiciones ideales, pero fue más susceptible a pérdidas y obstáculos físicos, a diferencia de la banda de 2.4 GHz ofreció mayor estabilidad, aunque con menores tasas de transferencia. El marco teórico consolidado proporcionó el soporte necesario para justificar la selección de estas variables en el análisis posterior.

Se desarrolló satisfactoriamente un análisis de sensibilidad mediante el método de Monte Carlo, incorporando la variabilidad de los parámetros identificados. Con 5.000 iteraciones, se obtuvieron métricas estadísticas relevantes como la media (9.84 Mbps), la desviación estándar (6.80 Mbps), el intervalo de confianza al 95 % y un coeficiente de variación de 0.69. Estos resultados evidenciaron una variabilidad moderada-alta en el ancho de banda, en concordancia con lo observado en redes urbanas reales, y permitieron cuantificar la incertidumbre asociada al comportamiento de la red.

Se diseñó e implementó un modelo empírico utilizando Python, que simula escenarios diversos para estimar el ancho de banda disponible en condiciones reales. Este modelo permitió predecir el comportamiento del sistema ante cambios en los parámetros de entrada, siendo una herramienta replicable para diagnósticos de red y planificación de infraestructura inalámbrica. Además, el uso de la simulación de Monte Carlo aportó rigor metodológico al proceso de estimación, al incorporar la naturaleza estocástica del entorno.

Se interpretaron los resultados de la simulación y del análisis estadístico, validando la precisión del modelo y determinando la magnitud del impacto de cada parámetro. Se comprobó que el RSSI fue el indicador más influyente en la estimación del ancho de banda, respaldando lo planteado en la literatura y en los datos empíricos. También se constató que, aunque la banda de 5 GHz ofrece velocidades superiores, es más sensible a condiciones físicas adversas, mientras que el canal de transmisión y la encriptación tuvieron impactos diferenciados dependiendo de su configuración y el contexto de uso. Estas observaciones permiten establecer criterios técnicos para la optimización de redes inalámbricas en entornos urbanos, y abren la posibilidad de aplicar modelos similares en contextos donde no se disponga de mediciones extensas.

Recomendaciones

Validación y Expansión Geográfica y Temporal del Modelo

Para robustecer el alcance del modelo propuesto, se recomienda validar su comportamiento en contextos geográficos y temporales diversos. La extensión del análisis a zonas rurales, urbanas densas e incluso entornos industriales permitiría comprender cómo interactúan los parámetros sensibles en escenarios con características físicas y lógicas diferentes. Esta ampliación no solo facilitaría la evaluación de la generalizabilidad del modelo, sino que también enriquecería la comprensión de cómo factores como la interferencia, la densidad de dispositivos o la infraestructura impactan la estimación del ancho de banda. Asimismo, incorporar la dimensión temporal, mediante muestreos en distintos días y horarios, ayudaría a captar las dinámicas de congestión y uso que caracterizan a las redes Wi-Fi en entornos reales, fortaleciendo así la capacidad predictiva del modelo.

Integración de Parámetros Adicionales y Dinámicos

Una proyección natural del estudio consiste en la incorporación de nuevos parámetros que representen de manera más precisa la complejidad del entorno inalámbrico. Incluir variables relacionadas con la calidad de servicio, como la latencia, la pérdida de paquetes y el jitter, así como factores dinámicos como el número de dispositivos conectados y la variabilidad del tráfico, permitiría simular de forma más cercana a la realidad la experiencia del usuario. Además, modelar la evolución temporal del RSSI y la congestión de red mediante técnicas estocásticas enriquecería el análisis de sensibilidad. Con ello, el modelo podría no solo estimar el ancho de banda disponible en un momento puntual, sino también anticipar su comportamiento ante fluctuaciones típicas de entornos dinámicos.

Desarrollo de Herramientas de Planificación de Red

A partir de los resultados obtenidos, surge la oportunidad de transformar el modelo en una herramienta operativa que asista en la toma de decisiones para el diseño y optimización de redes Wi-Fi. El desarrollo de una aplicación basada en el modelo de Monte Carlo permitiría a ingenieros y técnicos explorar distintos escenarios de configuración, evaluando en tiempo real el impacto de cambios en los parámetros sobre el ancho de banda estimado. Esta herramienta podría integrar visualizaciones interactivas, análisis de escenarios hipotéticos y sugerencias de optimización adaptadas a las necesidades de cada entorno. La implementación de algoritmos de optimización y su eventual integración con plataformas de planificación existentes abrirían nuevas posibilidades para un diseño de redes más eficiente y basado en evidencia cuantitativa.

Investigación sobre Estrategias de Mitigación de la Variabilidad

Los hallazgos de la investigación apuntan a una variabilidad considerable en el ancho de banda como consecuencia de la sensibilidad a ciertos parámetros. En este sentido, se hace necesario avanzar hacia la formulación de estrategias que permitan mitigar dicha variabilidad y, con ello, estabilizar el rendimiento de la red. Explorar tecnologías como el beamforming y el MU-MIMO, así como mecanismos de selección dinámica de canal, podría contribuir a reducir la influencia de factores adversos como la interferencia o la degradación de la señal. Por otro lado, evaluar el impacto de cifrados avanzados como WPA3 sobre la eficiencia del sistema, o integrar enfoques basados en aprendizaje automático que permitan adaptar dinámicamente los parámetros de red, representa una vía prometedora para mejorar la calidad de servicio y la confiabilidad del sistema.

Referencias Bibliográficas

Aguayo Ortuño, M. Á. (2020). *Contribución a los mecanismos de adaptación dinámica para servicios de distribución multimedia sobre redes móviles.*

<https://doi.org/10.20868/UPM.THESIS.65990>

Alexandra Mayanquer Méndez, G., & Martha Cecilia Paredes Paredes, D. (2020). *Simulación y análisis de los modelos de propagación para un canal implementado bajo el estándar IEEE 802.11p.*

<http://bibdigital.epn.edu.ec/handle/15000/20711>

Al Hajj, M., Wang, S., Tu, L. T., Azzi, S., & Wiart, J. (2020a). A Statistical Estimation of 5G Massive MIMO Networks' Exposure Using Stochastic Geometry in mmWave Bands.

Applied Sciences 2020, Vol. 10, Page 8753, 10(23), 8753.

<https://doi.org/10.3390/APP10238753>

Al Hajj, M., Wang, S., Tu, L. T., Azzi, S., & Wiart, J. (2020b). A Statistical Estimation of 5G Massive MIMO Networks' Exposure Using Stochastic Geometry in mmWave Bands.

Applied Sciences 2020, Vol. 10, Page 8753, 10(23), 8753.

<https://doi.org/10.3390/APP10238753>

Alwhbi, I. A. (2024). Eavesdropping-Driven Profiling Attacks on Encrypted WiFi Networks:

Unveiling Vulnerabilities in IoT Device Security. *Graduate Thesis and Dissertation 2023-*

2024. <https://stars.library.ucf.edu/etd2023/387>

Ardila Osorio, M. A. (2016). *Modelo empírico que permita evaluar el rendimiento de una red*

inalámbrica para ISP basada en el estándar IEEE 802.11.

<https://repository.unab.edu.co/handle/20.500.12749/3559>

Bian, Y., Dong, D., Jiang, J., & Song, K. (2023). Performance Analysis of Reconfigurable

Intelligent Surface-Assisted Wireless Communication Systems Under Co-Channel

Interference. *IEEE Open Journal of the Communications Society*, 4, 596–605.

<https://doi.org/10.1109/OJCOMS.2023.3244648>

Bredel, M., & Fidler, M. (2008). *A Measurement Study of Bandwidth Estimation in IEEE 802.11g Wireless LANs using the DCF*.

Carlos Vesga, F. J., Martha, H., Contreras, F., Jose, B., & Vesga, A. (2018a). Design of Empirical Propagation Models Supported in the Log-Normal Shadowing Model for the 2.4 GHz and 5 GHz Bands under Indoor Environments. *Indian Journal of Science and Technology*, 11(22), 1–18. <https://doi.org/10.17485/IJST/2018/V11I22/122149>

Carlos Vesga, F. J., Martha, H., Contreras, F., Jose, B., & Vesga, A. (2018b). Design of Empirical Propagation Models Supported in the Log-Normal Shadowing Model for the 2.4 GHz and 5 GHz Bands under Indoor Environments. *Indian Journal of Science and Technology*, 11(22), 1–18. <https://doi.org/10.17485/IJST/2018/V11I22/122149>

Carlos Vesga, F. J., Martha, H., Contreras, F., Jose, B., & Vesga, A. (2018c). Design of Empirical Propagation Models Supported in the Log-Normal Shadowing Model for the 2.4 GHz and 5 GHz Bands under Indoor Environments. *Indian Journal of Science and Technology*, 11(22), 1–18. <https://doi.org/10.17485/IJST/2018/V11I22/122149>

Castañeda J. (2015). *Montecarlo Simulation Applied to Measurement of the Impact of the Smart Antenna Technology in Digital Cellular Systems*.

https://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1405-77432015000200005

Chakour, I., Mhammedi, S., Daoui, C., & Baslam, M. (2024). Unlocking QoS Potential: Integrating IoT services and Monte Carlo Control for heterogeneous IoT device management in gateways. *Computer Networks*, 238, 110134.

<https://doi.org/10.1016/J.COMNET.2023.110134>

- Cochran, K. A. (2024). *Our Wireless World*. 105–138. https://doi.org/10.1007/979-8-8688-0867-8_4
- Darío, R., Tovar, G., Jaime, J., & Ochoa, R. (2011). Revista Ingeniería. *Redes de Ingeniería*, 2(2), 62–70. <https://doi.org/10.14483/2248762X.7167>
- Enghiyad, N., & Sabbagh, A. G. (2022). Impulse response of underwater optical wireless channel in the presence of turbulence, absorption, and scattering employing Monte Carlo simulation. *JOSA A*, Vol. 39, Issue 1, Pp. 115-126, 39(1), 115–126. <https://doi.org/10.1364/JOSAA.435288>
- Firdus, E., Aghababayev, R., Aliyev, V., Mustafayeva, G., Mayilov, R., Sardarova, I., & Bakhshaliyeva, S. (2024). WiFi from past to today, consequences that can cause and measures of prevention from them, WiFi security protocols. *E3S Web of Conferences*, 474, 02004. <https://doi.org/10.1051/E3SCONF/202447402004>
- García, C., Directores, C., Francisco, J., Ángel, P., & Javier, F. (2021). *Análisis de prestaciones en canales con desvanecimientos de tipo kappa-mu shadowed*. <https://riuma.uma.es/xmlui/handle/10630/23223>
- Genc, E., & Del Carpio, L. F. (2019). Wi-Fi QoS Enhancements for Downlink Operations in Industrial Automation Using TSN. *IEEE International Workshop on Factory Communication Systems - Proceedings, WFCS, 2019-May*. <https://doi.org/10.1109/WFCS.2019.8757992>
- Gunasinghe, D., & Amarasuriya, G. (2022). Performance Analysis of STAR-RIS for Wireless Communication. *IEEE International Conference on Communications, 2022-May*, 3275–3280. <https://doi.org/10.1109/ICC45855.2022.9838939>
- Harstead, E., & Sharpe, R. (2015a). Forecasting of access network bandwidth demands for

- aggregated subscribers using Monte Carlo methods. *IEEE Communications Magazine*, 53(3), 199–207. <https://doi.org/10.1109/MCOM.2015.7060505>
- Harstead, E., & Sharpe, R. (2015b). Forecasting of access network bandwidth demands for aggregated subscribers using Monte Carlo methods. *IEEE Communications Magazine*, 53(3), 199–207. <https://doi.org/10.1109/MCOM.2015.7060505>
- Iliana, E., Ángel, M., & Roberto Carlos, A. (2017). Análisis del parámetro Throughput en una red Ad hoc y MANET en el estándar 802.11ac. *Marzo*, 3, 1–9. www.ecorfan.org/spain
- Jairo Antonio Nuvan Hurtado. (2021). *Informe Pasantía: “Estructuración de un Laboratorio de pruebas redes inalámbricas LAN con énfasis en Wi-Fi 6 para la Universidad Distrital Francisco José de Caldas” - ProQuest*.
<https://www.proquest.com/openview/eae80def0fe1ae3f57977873b7363f8e/1?cbl=2026366&diss=y&pq-origsite=gscholar>
- Juan, F., Vesga, C., Martha, H., Contreras, F., Harold, W., & Perez, E. (2018a). Use of Assignment Models as a Strategy for Channel Optimization in the 5 GHz Band Supported in 802.11ac. *Indian Journal of Science and Technology*, 11(22), 1–17.
<https://doi.org/10.17485/IJST/2018/V11I22/121348>
- Juan, F., Vesga, C., Martha, H., Contreras, F., Harold, W., & Perez, E. (2018b). Use of Assignment Models as a Strategy for Channel Optimization in the 5 GHz Band Supported in 802.11ac. *Indian Journal of Science and Technology*, 11(22), 1–17.
<https://doi.org/10.17485/IJST/2018/V11I22/121348>
- Kumar, A., Jadhav, S., & Alsalami, O. M. (2024). Reliability and Sensitivity Analysis of Wireless Sensor Network Using a Continuous-Time Markov Process. *Mathematics*, 12(19).
<https://doi.org/10.3390/MATH12193057>

- Lakshminarayanan, K., Padmanabhan, V. N., & Padhye, J. (2004). *Bandwidth Estimation in Broadband Access Networks*.
- Lewis, A. (2019). *GetDist: a Python package for analysing Monte Carlo samples*.
<https://arxiv.org/pdf/1910.13970>
- Marin, J., Bernhardt, M., & Riihonen, T. (2023). Full-Duplex Constant-Envelope Jamceiver and Self-Interference Suppression by Highpass Filter: Experimental Validation for Wi-Fi Security. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 41(9), 2937–2950.
<https://doi.org/10.1109/JSAC.2023.3287615>
- Mario Tascón. (2016). *Big Data y el Internet de las cosas: Qué hay detrás y cómo nos va a cambiar - Mario Tascón - Google Books*.
[https://books.google.com.co/books?hl=en&lr=&id=cAbeDwAAQBAJ&oi=fnd&pg=PT19&dq=\(wireless+network+data+capture\)+AND+\(big+data+analysis\)+OR+\(m%C3%A9todos+t%C3%A9cnicos+y+herramientas+para+la+captura+masiva+de+datos+de+redes+WiFi\)+AND+\(an%C3%A1lisis+con+Big+Data\)&ots=hGcmWAmW3D&sig=i2RrtF3kkWhT0T8TtY_xfl8LKfY&redir_esc=y#v=onepage&q&f=false](https://books.google.com.co/books?hl=en&lr=&id=cAbeDwAAQBAJ&oi=fnd&pg=PT19&dq=(wireless+network+data+capture)+AND+(big+data+analysis)+OR+(m%C3%A9todos+t%C3%A9cnicos+y+herramientas+para+la+captura+masiva+de+datos+de+redes+WiFi)+AND+(an%C3%A1lisis+con+Big+Data)&ots=hGcmWAmW3D&sig=i2RrtF3kkWhT0T8TtY_xfl8LKfY&redir_esc=y#v=onepage&q&f=false)
- Martha, H., Contreras, F., Jhon, A., Padilla, J., Juan, F., & Vesga, C. (2018). Model for Optimizing the Location of the Access Point in 802.11ac Networks Supported in the Model Log-Normal Shadowing. *Indian Journal of Science and Technology*, 11(33), 1–10.
<https://doi.org/10.17485/IJST/2018/V11I33/129918>
- Martha, H., Contreras, F., Juan, F., Vesga, C., Jhon, A., & Padilla, J. (2018). Algorithms for Estimation of the Coverage Area and Low Blocking Probability Model Log-Normal Shadowing for 2.4 GHz and 5 GHz in Indoor Environments. *Indian Journal of Science and Technology*, 11(33), 1–10. <https://doi.org/10.17485/IJST/2018/V11I33/129796>

- McDougall, J., & Miller, S. (2003). Sensitivity of Wireless Network Simulations to a Two-State Markov Model Channel Approximation. *GLOBECOM - IEEE Global Telecommunications Conference*, 2, 697–701. <https://doi.org/10.1109/GLOCOM.2003.1258328>
- Mullaaliu, R. (2024). *Machine Learning Regression Model For Crowd-Monitoring Through WiFi Probe-Request Analysis*.
- Nassar, S. S., & El-Bendary, M. A. M. (2022). Confidentiality considerations: multimedia signals transmission over different wireless channels utilized efficient secured model. *Multimedia Tools and Applications*, 81(18), 25707–25744. <https://doi.org/10.1007/S11042-022-12297-1/TABLES/18>
- Natkaniec, M., & Bieryt, N. (2023). An Analysis of the Mixed IEEE 802.11ax Wireless Networks in the 5 GHz Band. *Sensors 2023, Vol. 23, Page 4964*, 23(10), 4964. <https://doi.org/10.3390/S23104964>
- Pahlavan, K., & Krishnamurthy, P. (2021). Evolution and Impact of Wi-Fi Technology and Applications: A Historical Perspective. *International Journal of Wireless Information Networks*, 28(1), 3–19. <https://doi.org/10.1007/S10776-020-00501-8/FIGURES/7>
- Pal, P., Tripathi, S., & Kumar, C. (2019). Bandwidth estimation in high mobility scenarios of IEEE 802.11 infrastructure-less mobile ad hoc networks. *International Journal of Communication Systems*, 32(15), e4080. <https://doi.org/10.1002/DAC.4080>
- Pérez Marqués, María. . (2015). *Big Data*.
- Qian, E., Peherstorfer, B., Vesselinov, V. V., & Willcox, K. (2018). *Multifidelity Monte Carlo Estimation of Variance and Sensitivity Indices*.
- Ramezanpour, K., Jagannath, J., & Jagannath, A. (2022). Security and Privacy vulnerabilities of 5G/6G and WiFi 6: Survey and Research Directions from a Coexistence Perspective.

Computer Networks, 221. <https://doi.org/10.1016/j.comnet.2022.109515>

Salinas Hernandez, H. J., & Reita Reyes, J. E. (2016). *Análisis de la Viabilidad de la*

Implementacion de Big Data en Colombia. <http://hdl.handle.net/11349/4018>

Samarth H. Shah. (2003). (PDF) *Available bandwidth estimation in IEEE 802.11-based wireless networks*.

https://www.researchgate.net/publication/229006816_Available_bandwidth_estimation_in_IEEE_80211-based_wireless_networks

Sridharan, H., & Govindarajan, S. (2023). Sustainability in Telecom: Reducing the

Environmental Impact of Networks. *International Journal of Science and Research (IJSR)*,

12(1), 1352–1365. <https://doi.org/10.21275/SR24913031348>

Szott, S., Kosek-Szott, K., Gawłowicz, P., Member, S., Torres Gómez, J., Member, S., Bellalta,

B., Zubow, A., & Dressler, F. (2022). Wi-Fi Meets ML: A Survey on Improving IEEE

802.11 Performance With Machine Learning. *IEEE COMMUNICATIONS SURVEYS &*

TUTORIALS, 24(3). <https://doi.org/10.1109/COMST.2022.3179242>

Szott, S., Kosek-Szott, K., Gawłowicz, P., Torres Gómez, J., Member, I., Bellalta, B., Zubow,

A., Dressler, F., & Fellow, I. (2022). *WiFi Meets ML: A Survey on Improving IEEE 802.11*

Performance with Machine Learning.

Valeriano Cantos, I. A. (2024). Propuesta de mejora del sistema de gestión de la red inalámbrica

WiFi del CTI-ESPOL. *Escuela de Posgrado Newman - EPN*.

<https://repositorio.epnewman.edu.pe/handle/20.500.12892/1052>

Vilchez, N., Garcia, I., & Arias, M. (2014). Overlap effect analysis in cellular networks using

mobile access technology WCDMA. *Proceedings of the 2014 IEEE Central America and*

Panama Convention, CONCAPAN 2014.

<https://doi.org/10.1109/CONCAPAN.2014.7000425>

Wang, H., Tang, J., & Hong, B. (2020). Research of Wireless Congestion Control Algorithm Based on EKF. *Symmetry* 2020, Vol. 12, Page 646, 12(4), 646.

<https://doi.org/10.3390/SYM12040646>

Wang, Y., Li, M., & Li, M. (2017). The statistical analysis of IEEE 802.11 wireless local area network–based received signal strength indicator in indoor location sensing systems.

International Journal of Distributed Sensor Networks, 13(12).

https://doi.org/10.1177/1550147717747858/ASSET/6AAD42D7-DEA2-42CB-AA96-44277B4F00C4/ASSETS/IMAGES/LARGE/10.1177_1550147717747858-FIG20.JPG

Wei, B., Song, H., Katto, J., & Kikkawa, T. (2023). RSSI-CSI Measurement and Variation Mitigation With Commodity Wi-Fi Device. *IEEE Internet of Things Journal*, 10(7), 6249–6258. <https://doi.org/10.1109/JIOT.2022.3223525>

Yuan, Z., Venkataraman, H., & Muntean, G. M. (2012). MBE: Model-based available bandwidth estimation for IEEE 802.11 data communications. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 61(5), 2158–2171. <https://doi.org/10.1109/TVT.2012.2190760>

Zheng, J., Li, Y., Chen, L., Wang, F., Gu, B., Sun, Q., Gao, X., & Zhou, F. (2025). Effects of Packet Loss on Neural Decoding Effectiveness in Wireless Transmission. *Brain Sciences*, 15(3), 221. <https://doi.org/10.3390/BRAINSCI15030221>