



UNIVERSIDAD ESAN
FACULTAD DE INGENIERÍA
INGENIERÍA DE TECNOLOGÍAS DE INFORMACIÓN Y SISTEMAS

Optimización de Cobertura de Redes Inalámbricas mediante Inteligencia Artificial Generativa
para la Predicción de Ubicaciones de Puntos de Acceso (APs) Indoor en Diferentes Planos

Tesis I que presenta:

Jeferson Joseph Sandoval Díaz

Profesor: Marks Calderón

Lima, julio de 2024

OPTIMIZACIÓN DE COBERTURA DE REDES INALÁMBRICAS MEDIANTE
INTELIGENCIA ARTIFICIAL GENERATIVA PARA LA PREDICCIÓN DE
UBICACIONES DE PUNTOS DE ACCESO (APS) INDOOR EN DIFERENTES PLANOS

Agradecimiento y Dedicatoria

Thx

Índice general

| | |
|---|-----------|
| Resumen | 1 |
| Introducción | 3 |
| Capítulo I: Planteamiento del Problema | 5 |
| 1.1 Descripción de la Realidad Problemática | 5 |
| 1.2 Formulación del Problema | 7 |
| 1.2.1 Problema General | 7 |
| 1.2.2 Problemas Específicos | 7 |
| 1.3 Objetivos de la Investigación | 8 |
| 1.3.1 Objetivo General | 8 |
| 1.3.2 Objetivos Específicos | 8 |
| 1.4 Hipótesis | 8 |
| 1.4.1 Hipótesis General | 8 |
| 1.4.2 Hipótesis Específicas | 9 |
| 1.5 Justificación de la Investigación | 9 |
| 1.5.1 Teórica | 9 |
| 1.5.2 Práctica | 10 |
| 1.5.3 Metodológica | 10 |
| 1.6 Delimitación del Estudio | 11 |
| 1.6.1 Espacial | 11 |
| 1.6.2 Temporal | 11 |
| 1.6.3 Conceptual | 11 |
| Capítulo II: Marco Teórico | 12 |
| 2.1 Antecedentes de la investigación | 12 |
| 2.1.1 «Data-driven Interior Plan Generation for Residential Buildings» | 12 |
| 2.1.2 «Location Prediction of Rogue Access Point Based on Deep Neural Network Approach» | 13 |
| 2.1.3 «House-GAN++: Generative Adversarial Layout Refinement Network towards Intelligent Computational Agent for Professional Architects» | 14 |
| 2.1.4 «Precise WiFi Indoor Positioning using Deep Learning Algorithms» | 15 |
| 2.1.5 «NSGA-II based optimal Wi-Fi access point placement for indoor positioning: A BIM-based RSS prediction» | 17 |
| 2.1.6 «3D coverage location modeling of Wi-Fi access point placement in indoor environment» | 18 |
| 2.1.7 <i>Generating Mass Housing Plans Through Gans - A Case in Toki, Turkey</i> | 20 |

| | |
|--|-----------|
| 2.1.8 «Building-GAN: Graph-Conditioned Architectural Volumetric Design Generation» | 21 |
| 2.1.9 «Intelligent Home 3D: Automatic 3D-House Design from Linguistic Descriptions Only» | 23 |
| 2.1.10 «Research on Wireless Network Coverage for Transformation and Upgrading of Exhibition Management with Artificial Intelligence Technology» | 24 |
| 2.2 Bases Teóricas | 27 |
| 2.2.1 Inteligencia Artificial | 27 |
| 2.2.2 Aprendizaje Automático | 27 |
| 2.2.3 Aprendizaje Profundo | 30 |
| 2.2.4 Aprendizaje Profundo Multimodal | 31 |
| 2.2.5 Inteligencia Artificial Generativa | 33 |
| 2.2.6 Modelos de Predicción y Análisis de Datos Espaciales | 35 |
| 2.2.7 Redes Neuronales Recurrentes y Redes Neuronales Convolucionales | 37 |
| 2.2.8 Redes Generativas Antagónicas | 40 |
| 2.2.9 Generación de Imágenes | 43 |
| 2.3 Marco Conceptual | 45 |
| 2.3.1 Redes Inalámbricas | 45 |
| 2.3.2 Calidad de Servicio (QoS) | 46 |
| 2.3.3 Diferentes parámetros que deben enviarse para las comunicaciones de extremo a extremo a través de redes inalámbricas | 47 |
| 2.3.4 Access Points | 48 |
| Capítulo III: Metodología de la Investigación | 51 |
| 3.1 Diseño de la investigación | 51 |
| 3.1.1 Tipo de investigación | 51 |
| 3.1.2 Enfoque de la investigación | 51 |
| 3.1.3 Población | 51 |
| 3.1.4 Muestra | 51 |
| 3.1.5 Operacionalización de Variables | 52 |
| 3.2 Técnicas de recolección de datos | 53 |
| 3.3 Técnicas para el procesamiento y análisis de la información | 54 |
| 3.3.1 Metodología de implementación de la solución | 54 |
| 3.3.2 Metodología para la medición de resultados | 71 |
| 3.4 Cronograma de actividades y presupuesto | 74 |
| Referencias | 77 |
| Anexos | 81 |

| | | |
|---|---|----|
| A | Árbol de Problemas | 82 |
| B | Árbol de Objetivos | 83 |
| C | Matriz de Consistencia | 84 |
| D | Comparación de metodologías de antecedentes | 88 |

Índice de Figuras

| | | |
|------------|---|----|
| Figura 1. | Quejas de Clientes en el foro de Cisco | 6 |
| Figura 2. | Problemas de uso de Access Points | 7 |
| Figura 3. | Un modelo de predicción iterativo para predecir la ubicación de las habitaciones | 12 |
| Figura 4. | Precisión de la predicción en función del número de subzonas para la predicción de la ubicación de 1 a 4 RAP. | 14 |
| Figura 5. | La arquitectura se basa en un GAN relacional. Se puede especificar una máscara de segmentación 2D adicional para cada habitación/puerta como condición de entrada, lo que permite un refinamiento iterativo del diseño. | 15 |
| Figura 6. | Evaluación del realismo. Se muestra un diseño generado para cada diagrama de burbujas de entrada | 16 |
| Figura 7. | Los MAE del modelo híbrido de posicionamiento | 17 |
| Figura 8. | Los resultados de la evaluación de la convergencia del NSGA-II | 19 |
| Figura 9. | Colocación óptima de AP capacitados con demandas ponderadas ($p = 117$) | 20 |
| Figura 10. | HouseGAN con LIFULL HOMES Datasets, imágenes generadas por los autores | 22 |
| Figura 11. | Para cada gráfico de programa, se generan diseños volumétricos mediante nuestro modelo y mediante House-GAN | 23 |
| Figura 12. | Comparación de nuestros planos de casas en 3D generados con sus contrapartes reales (hechas por humanos) | 24 |
| Figura 13. | Estructura de HHO | 25 |
| Figura 14. | Comparaciones entre los métodos | 26 |
| Figura 15. | El algoritmo de K medias | 29 |
| Figura 16. | Relación entre IA, ML y DL | 30 |
| Figura 17. | Modelo de aprendizaje profundo | 31 |
| Figura 18. | Modelo que combina imágenes y texto | 32 |
| Figura 19. | Un modelo multimodal para las señales de la vista | 33 |
| Figura 20. | Modelos de difusión | 34 |
| Figura 21. | Autocodificadores variacionales | 35 |
| Figura 22. | Ánáisis Exploratorio de Datos Espaciales (ESDA) | 36 |
| Figura 23. | El modelo gaussiano isotrópico; el modelo gaussiano anisotrópico ajustado; la predicción de Kriging Simple Residual; y la varianza de Kriging Simple Residual. | 37 |
| Figura 24. | Regresión Logística | 38 |
| Figura 25. | Arquitectura de un modelo CNN | 39 |
| Figura 26. | Modelo RNN | 39 |
| Figura 27. | Modelo Seq2seq | 40 |

| | | |
|------------|--|----|
| Figura 28. | Red Generativa Antagónica de Imágenes | 41 |
| Figura 29. | Red Generativa Antagónica de Imágenes | 42 |
| Figura 30. | Imágenes de Ruido Gaussiano | 42 |
| Figura 31. | Arquitectura de Red Generativa Antagónica con Capas Convolucionales (DCGAN) | 44 |
| Figura 32. | Clasificación de redes inalámbricas con su alcance de señal | 46 |
| Figura 33. | Access Points | 49 |
| Figura 34. | Funcionamiento de un AP | 50 |
| Figura 35. | Plano interior | 53 |
| Figura 36. | Método de Investigación | 55 |
| Figura 37. | Representación de las imágenes de los planos interiores | 59 |
| Figura 38. | CNN para el análisis y extracción de rasgos característicos | 61 |
| Figura 39. | Generador del GAN | 62 |
| Figura 40. | Discriminador del GAN | 63 |
| Figura 41. | Pseudocódigo para la implementación | 64 |
| Figura 42. | Pseudocódigo para el Entrenamiento Supervisado | 66 |
| Figura 43. | Pseudocódigo para la Optimización de Cobertura | 67 |
| Figura 44. | Matriz de Confusión | 71 |
| Figura 45. | Cronograma de actividades | 75 |

Índice de Tablas

| | | |
|----------|--|----|
| Tabla 1. | Matriz de Variables Principales. | 52 |
| Tabla 2. | Tabla de la Adquisición de Datos. | 56 |
| Tabla 3. | Actividades de la fase de Preprocesamiento de Datos. | 57 |
| Tabla 3. | Actividades de la fase de Preprocesamiento de Datos. | 58 |
| Tabla 4. | Actividades de la fase de Desarrollo del Modelo de IA. | 60 |
| Tabla 5. | Actividades del Entrenamiento del Modelo. | 65 |
| Tabla 6. | Actividades de la Evaluación del Modelo. | 68 |
| Tabla 7. | Actividades del Despliegue. | 70 |
| Tabla 8. | Presupuesto | 76 |

Índice de Ecuaciones

| | | |
|------------|--|----|
| Ecuación 1 | Fórmula para hallar el estado de una RNN | 40 |
| Ecuación 2 | Fórmula para la exactitud | 72 |
| Ecuación 3 | Fórmula para la precisión | 72 |
| Ecuación 4 | Fórmula para el área bajo la curva ROC | 73 |
| Ecuación 5 | Fórmula para la sensibilidad | 73 |
| Ecuación 6 | Fórmula para el puntaje F1 | 73 |

Resumen

Palabras claves:

Abstract

Keywords:

Introducción

En los últimos años, ha habido un creciente interés en mejorar la cobertura de redes inalámbricas en ambientes internos mediante el uso de Inteligencia Artificial Generativa para anticipar las ubicaciones más apropiadas para los puntos de acceso (APs). Esta tendencia ha surgido como respuesta a la necesidad de perfeccionar la calidad de la conectividad inalámbrica en edificios de varios pisos, donde las condiciones de propagación de la señal presentan mayor complejidad y variabilidad.

En contraste con estudios previos que se ocupaban de optimizar la cobertura inalámbrica de manera generalizada, este análisis se concentra de manera específica en entornos internos y en la predicción de ubicaciones particulares para los APs. La razón principal detrás de esto es la relevancia de conseguir una cobertura uniforme y de alta calidad dentro de estructuras complejas, donde la disposición estratégica de los APs puede marcar una diferencia considerable en cuanto al rendimiento de la red y la satisfacción del usuario.

El primer capítulo aborda el tema de la investigación y su contexto. Además, se discuten los objetivos del estudio, sus hipótesis, justificación y delimitación.

En el segundo capítulo, varios enfoques y puntos de vista examinan los antecedentes principales del problema de la insuficiente cobertura de red inalámbrica. Además, se proporciona la base teórica que aborda los conceptos técnicos aplicados, desde los principios de la IA hasta las técnicas utilizadas en su desarrollo. El marco conceptual del capítulo concluye con una explicación de términos relacionados con la cobertura y el funcionamiento de las redes inalámbricas.

El tercer capítulo detalla el enfoque, población, muestra, diseño, tipo y operacionalización de las variables estudiadas. Luego se explican los criterios de selección, la ejecución de fases y actividades y los entregables comprometidos. Posteriormente, se presenta el método para evaluar los resultados de aplicación. Por último, se concluye con predicciones y cobertura detalladas de Aps Indoor.

El cuarto capítulo describe el desarrollo de la solución, incluyendo todos los modelos construidos, así como lo planteado en el capítulo anterior.

Los resultados de los experimentos se analizan y discuten en el quinto capítulo, que incluye los valores de las métricas y el tiempo de ejecución de la predicción utilizada. Además, se analiza el desempeño del modelo propuesto en comparación con la línea base.

Los principales hallazgos de la investigación se discuten en el sexto capítulo, así como las posibles mejoras, las fortalezas y las investigaciones futuras.

Las referencias utilizadas y los anexos de la investigación proporcionan información adicional sobre cada afirmación mencionada.

Capítulo I: Planteamiento del Problema

1.1 Descripción de la Realidad Problemática

En la actualidad, la capacidad de conectarse a Internet se ha vuelto fundamental para la comunicación entre individuos, empresas e instituciones educativas, y se ha convertido en una herramienta esencial para las actividades relacionadas. Sin embargo, muchas empresas carecen de una cobertura Wi-Fi completa que permita el acceso a Internet, lo que crea una serie de problemas para el envío de trabajos, la realización de consultas y otras actividades en las que la red sería de gran ayuda.

Lograr encontrar la ubicación idónea de Aps Indoor para lograr la cobertura total de un lugar es un proceso iterativo que consume mucho tiempo, que requiere múltiples rondas de refinamientos. Un especialista de TI esboza un diseño, evalúa, ajusta y repite los ciclos hasta estar satisfecho con un diseño dentro de un presupuesto de tiempo dado. Desafortunadamente, diseñar un plano de cobertura de red efectivo solo es posible mediante especialistas de TI o Redes, donde gran parte de empresas hacen su propio diseño personalizado menos efectivo debido al costo. La generación automática de planos de cobertura de red con las ubicaciones de Aps Indoor tendrá un tremendo impacto en las industrias de bienes raíces/construcción, redes y TI de billones de dólares.

En los últimos años, ha habido un aumento en la demanda de redes inalámbricas entre los usuarios, gracias a los beneficios que ofrecen en términos de movilidad y costos de implementación más bajos. Dentro de las redes inalámbricas, se encuentran las WLAN (Redes de Área Local Inalámbricas), las cuales son comúnmente utilizadas en entornos cotidianos como hogares, oficinas y instituciones educativas, entre otros lugares. Estas redes suelen estar compuestas principalmente por dispositivos concentradores conocidos como Puntos de Acceso (AP), los cuales permiten a los usuarios conectarse de forma inalámbrica a la red, cumpliendo una función similar a la de un Switch en una red cableada. Sin embargo, a pesar de la capacidad de los AP para establecer conexiones inalámbricas, la distancia efectiva entre el usuario y el AP es limitada (generalmente inferior a 100 metros), debido a la potencia de la señal de transmisión y a posibles obstáculos en el entorno que puedan afectar la señal. Debido a la creciente necesidad de conectividad inalámbrica por parte de los usuarios, la cantidad de Puntos de Acceso en uso está en constante aumento.

Una investigación de ABI Research, una empresa que asesora a los fabricantes de semiconductores inalámbricos, predice que para 2026 se alcanzará un despliegue total de Wi-Fi 6. El desarrollo de esta capacidad está avanzando rápidamente, ya que un número cada vez mayor de dispositivos convencionales están habilitados para usar la banda de 6 GHz. Esto debe tenerse en cuenta debido al rápido avance tecnológico y los efectos que esto tendrá. Zignani (2020)

En un artículo del diario El País, se destaca un problema creciente relacionado con la conectividad Wi-Fi en los hogares. A medida que más dispositivos se conectan a las redes inalámbricas, la infraestructura existente se ve sometida a una presión cada vez mayor. Además, muchos hogares y empresas aún utilizan enrutadores y puntos de acceso antiguos que no pueden manejar la cantidad de dispositivos conectados, sumando la falta de actualización de la infraestructura contribuye al problema. El País (2023)

En el ámbito de las redes inalámbricas, especialmente en entornos corporativos y de alta demanda, como los clientes de Cisco, las quejas sobre la conectividad y el rendimiento de las WLAN (Wireless Local Area Network) son una constante preocupación. A medida que aumenta la dependencia de estas redes para la comunicación, colaboración y operaciones empresariales, también lo hacen los desafíos técnicos y las expectativas de los usuarios. Uno de los problemas recurrentes es la cobertura inalámbrica insuficiente, que se manifiesta en áreas muertas donde la señal es débil o inexistente. Esto puede deberse a la ubicación subóptima de los puntos de acceso (AP) o a interferencias externas que obstaculizan la propagación de la señal. Los clientes de Cisco a menudo expresan su frustración por tener que moverse dentro de un espacio para obtener una señal sólida, lo que afecta negativamente la productividad y la experiencia del usuario. Cisco (2022)

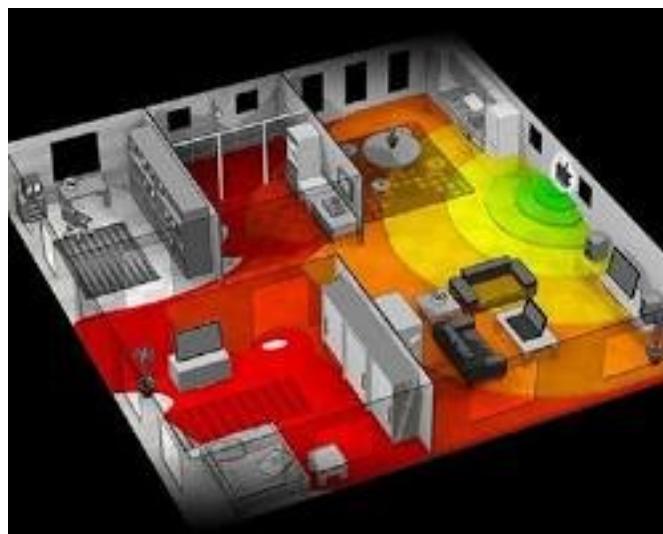


Figura 1. Quejas de Clientes en el foro de Cisco

Fuente: Cisco (2022). *Cobertura de red ineficiente*

Además de este problema, en muchos casos los usuarios optan por adquirir un nuevo punto de acceso para mejorar el medio ambiente, pero esto puede tener consecuencias negativas. La compatibilidad entre los dispositivos instalados no siempre está garantizada y también puede haber incompatibilidades a nivel de switch y VPN. Identificar y resolver estos problemas de una manera que tenga o tenga menos impacto en las operaciones requiere un sólido

conocimiento técnico en el campo de las tecnologías de la información (TI), ya sea dentro del negocio o mediante el uso de servicios tecnológicos especializados. El procesamiento lento genera, entre otras desventajas, la necesidad de retrabajo, demoras en la emisión de informes y documentos y costos adicionales relacionados con las horas extras. NapIT (2017)

A lo anterior, podemos sumar que los errores de configuración en switches, enrutadores y puntos de acceso también pueden tener un impacto negativo en la red inalámbrica, provocando, por ejemplo, ralentizaciones y caídas de conexiones. Por lo tanto, reconfigurar estos dispositivos puede ayudar a abordar los desafíos de la red. Una solución eficaz a esta situación es realizar un análisis detallado del entorno y las estructuras existentes. Con esta evaluación, resulta más fácil determinar la ubicación adecuada para conectar los elementos, evaluar los requisitos de los nuevos componentes y garantizar que sigan funcionando de manera óptima. NapIT (2017)



Figura 2. Problemas de uso de Access Points

Fuente: NapIT (2017). *Problema con el funcionamiento ideal del Access Point*

1.2 Formulación del Problema

Se creó un «Árbol de Problemas» para formular los problemas de la investigación actual. (Anexo 1: A)

1.2.1 Problema General

PG: ¿Es posible predecir las ubicaciones de puntos de acceso (APs) Indoor en diferentes planos mediante Inteligencia Artificial Generativa?

1.2.2 Problemas Específicos

- PE1: ¿Cómo se puede modelar de manera efectiva la distribución espacial de usuarios y obstáculos en un entorno interior para predecir la cobertura inalámbrica?

- PE2: ¿Qué enfoques de Inteligencia Artificial Generativa son más adecuados para generar ubicaciones óptimas de APs en entornos interiores?
- PE3: ¿Cómo puedo encontrar una base de datos eficiente y robusta que almacene información detallada y precisa sobre la infraestructura de edificios y características de entornos indoor?
- PE4: ¿Cuáles son las métricas y metodologías de evaluación más adecuadas para medir la eficiencia y efectividad de las predicciones de ubicaciones óptimas de puntos de acceso (APs) generadas por modelos de Inteligencia Artificial Generativa en entornos indoor?

1.3 Objetivos de la Investigación

Se creó un «Árbol de Objetivos» para establecer los objetivos de esta investigación. (Anexo 2: B)

1.3.1 Objetivo General

OG: Desarrollar técnicas de Inteligencia Artificial Generativa para predecir las ubicaciones óptimas de puntos de acceso (APs) en diferentes planos de un entorno interior, con el fin de optimizar la cobertura de redes inalámbricas y mejorar la conectividad y calidad del servicio para los usuarios finales.

1.3.2 Objetivos Específicos

- OE1: Desarrollar un algoritmo que pueda simular con precisión la cobertura de Redes Inalámbricas en interiores
- OE2: Implementar un modelo generativo capaz de proponer automáticamente ubicaciones eficientes para los Aps
- OE3: Encontrar una base de datos eficiente y robusta que almacene información detallada sobre las características de los entornos Indoor.
- OE4: Desarrollar un conjunto de métricas y un marco de evaluación para medir la eficiencia y efectividad de las predicciones generadas por los modelos de Inteligencia Artificial Generativa en la Optimización de la cobertura de Redes Inalámbricas Indoor.

1.4 Hipótesis

1.4.1 Hipótesis General

HG: La aplicación de técnicas de Inteligencia Artificial Generativa para la predicción de la ubicación de puntos de acceso (Aps) en planes distribuidos en zonas interiores supone

una mejora significativa en la cobertura y calidad del servicio de los recursos sin datos.

1.4.2 Hipótesis Específicas

- HE1: Los algoritmos de Inteligencia Artificial Generativa, como las GAN, se pueden utilizar para predecir con precisión la ubicación óptima de los puntos de acceso (AP) en un entorno interior.
- HE2: La combinación de datos de sensores de señales inalámbricos con datos como planos arquitectónicos mejoran la precisión y predicción de la ubicación de AP mediante Inteligencia Artificial Generativa.
- HE3: Una base de datos bien gestionada y enriquecida con datos contextuales permitirá validar las predicciones de los modelos de IA de manera más fiable, comparando las ubicaciones sugeridas con las condiciones reales y mejorando la precisión de futuras predicciones.
- HE4: La implementación de un marco de evaluación estandarizado permitirá comparar de manera objetiva diferentes enfoques y modelos de IA, facilitando la selección de los más efectivos para optimizar la cobertura de redes inalámbricas en distintos entornos indoor.

En el Anexo 3 se observa como la Matriz de Consistencia alinea los problemas, objetivos e hipótesis mencionados anteriormente. Además, después de revisar los objetivos que se plantearon en los antecedentes, donde el detalle y referencia podemos verlo en el Anexo 5, con una lluvia de ideas se crearon los objetivos específicos .

1.5 Justificación de la Investigación

1.5.1 Teórica

Los estudios teóricos sobre la optimización de la cobertura de redes inalámbricas mediante Inteligencia Artificial Generativa se justifican por la necesidad de desarrollar soluciones eficaces, según Nauata et al. (2021), para entornos interiores donde se requieren muchas conexiones. La aplicación de algoritmos generativos brinda la oportunidad de mejorar la precisión del posicionamiento de los puntos de acceso (AP), reducir los costos operativos y garantizar una experiencia de usuario satisfactoria al minimizar las áreas de sombra y mantener una conexión estable. Estos avances son críticos en un contexto donde la conectividad inalámbrica es esencial para la productividad y disponibilidad de servicios digitales en planos complejos.

El objetivo del estudio no es sólo mejorar la cobertura y calidad del servicio de la red inalámbrica, sino también optimizar los recursos y el gasto relacionado en infraestructura

nacional. Se espera que mapear las capacidades de la IA generativa mejore significativamente el rendimiento de la red inalámbrica, la satisfacción del usuario y la adaptabilidad en espacios donde la conectividad confiable es esencial para la vida cotidiana y los negocios, como lo menciona el antecedente de Alathari (2023).

1.5.2 Práctica

La investigación práctica sobre la optimización de la cobertura inalámbrica mediante Inteligencia Artificial Generativa es crucial para garantizar la viabilidad y eficacia de las soluciones propuestas en entornos reales. Se pueden utilizar pruebas y experimentos prácticos para evaluar el uso de algoritmos generativos para predecir la ubicación de puntos de acceso (AP) en diferentes planos. Estos estudios proporcionan datos empíricos sobre mejoras en la cobertura, la eficiencia de los recursos y la calidad del servicio, proporcionando una base sólida para la adopción y expansión de estas tecnologías en el campo inalámbrico.

También participa en el desarrollo de herramientas y métodos aplicables a la industria de las telecomunicaciones y la gestión de redes. Trabajando con casos reales y diferentes entornos, es posible identificar desafíos específicos, optimizar algoritmos y proponer mejores prácticas para diseñar y optimizar redes inalámbricas en entornos interiores. Estos resultados son útiles para los investigadores de telecomunicaciones, pero también tienen implicaciones directas para mejorar la conectividad y la experiencia del usuario en diversos sectores, como empresas, instituciones educativas y espacios públicos.

1.5.3 Metodológica

La aplicación del modelo de Inteligencia Artificial Generativa propuesto en este estudio ayuda a optimizar la cobertura de redes inalámbricas en ambientes interiores. Este modelo utiliza técnicas avanzadas de Inteligencia Artificial Generativa, como las Redes Generativas Adversarias (GAN) para predecir con precisión los puntos de acceso (AP) óptimos en diferentes niveles. La combinación de sensores de señal inalámbricos y una estructura de datos estructurados mejora significativamente la calidad del servicio y reduce los costos operativos asociados con la instalación y mantenimiento de la infraestructura de red.

Es por ello que este estudio puede proporcionar soluciones de datos efectivas, mejorar la conectividad inalámbrica en entornos interiores complejos. Al confirmar la aplicación de algoritmos generativos en el mundo real, este estudio proporciona una base sólida para la adopción y expansión de estas técnicas en la industria de las telecomunicaciones. Esto beneficia tanto a los usuarios finales, que garantizan una experiencia de usuario superior, como a las empresas, reduciendo costes y optimizando la eficiencia de las infraestructuras de redes inalámbricas.

1.6 Delimitación del Estudio

1.6.1 Espacial

Esta investigación se centra en optimizar la cobertura de la red inalámbrica en entornos interiores específicos como entornos comerciales, institucionales o residenciales. La investigación se lleva a cabo en áreas edificadas o construidas donde la conectividad inalámbrica es esencial para el funcionamiento eficiente de dispositivos y servicios.

1.6.2 Temporal

El estudio cubre los últimos cinco años desde el año en curso 2024. Esto permite el uso de información actualizada y relevante para entrenar modelos creativos de IA y evaluar su efectividad para predecir la ubicación de puntos de acceso en diferentes niveles en un ambiente interior.

1.6.3 Conceptual

Esta investigación se orientará en técnicas de Inteligencia Artificial Generativa, como las Redes Generativas Adversarias (GAN) para optimizar la cobertura de la red inalámbrica. Se utilizan datos de sensores de señales inalámbricas, datos de construcción (por ejemplo, planos arquitectónicos) y técnicas de procesamiento de datos para mejorar la precisión de la predicción de la ubicación de la estación base y mejorar así la calidad del servicio de las redes inalámbricas en entornos interiores.

Capítulo II: Marco Teórico

2.1 Antecedentes de la investigación

2.1.1 «Data-driven Interior Plan Generation for Residential Buildings»

Wu et al. (2019) publicaron el artículo «Data-driven Interior Plan Generation for Residential Buildings» para la «Association for Computing Machinery» en el 2019.

Se presenta una técnica novedosa para la generación automática de planos de planta para edificaciones residenciales mediante un enfoque basado en datos. Este método se inspira en el proceso de diseño humano y ha demostrado un rendimiento superior en comparación con los métodos existentes. La generación automatizada de planos de planta es fundamental en el diseño de interiores, y esta investigación ofrece una perspectiva innovadora para abordar este desafío.

La metodología propuesta en este estudio se basa en un enfoque de dos etapas para la generación de planos de planta. En la primera etapa, se localizan las habitaciones, mientras que en la segunda etapa se definen las paredes interiores. Para entrenar eficazmente las redes neuronales utilizadas en este proceso, se presenta un conjunto de datos a gran escala denominado RPLAN, que contiene más de 80,000 planos de planta de edificaciones residenciales reales con habitaciones y paredes etiquetadas. Esta metodología imita el proceso creativo de los artistas humanos y ha demostrado ser efectiva en la generación automatizada de planos de planta. Para un ejemplo más claro se puede observar la Figura 3.

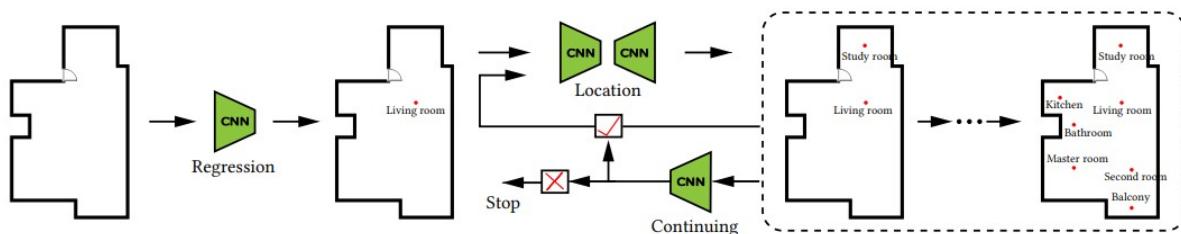


Figura 3. Un modelo de predicción iterativo para predecir la ubicación de las habitaciones.

Fuente: Wu et al. (2019). «Data-driven Interior Plan Generation for Residential Buildings».

(p. 4)

En cuanto al rendimiento, el modelo de regresión muestra un buen desempeño con un error promedio de 0.82 metros en el conjunto de validación, mientras que la red de continuación alcanza alrededor del 99 % de precisión en la validación. En la tarea de clasificación de píxeles, se enfrentan problemas de desequilibrio de clases, los cuales se solucionan mediante el uso de

una pérdida cruzada ponderada. En cuanto a la generación de un plano vectorizado, el proceso toma aproximadamente cuatro segundos a partir de los límites del edificio como entrada.

2.1.2 «Location Prediction of Rogue Access Point Based on Deep Neural Network Approach»

Ketkhaw y Thipchaksurat (2022) publicaron la investigación «Location Prediction of Rogue Access Point Based on Deep Neural Network Approach», en español «Predicción de la ubicación de puntos de acceso no autorizados basada en redes neuronales profundas», se publicó en el journal tailandés «Journal of Mobile Multimedia» en 2022.

El objetivo del estudio es desarrollar un método llamado LPRAP que utiliza redes neuronales profundas para predecir la ubicación de puntos de acceso no autorizados en redes inalámbricas locales. La detección y localización precisa de estos RAPs es esencial para garantizar la seguridad de las redes y proteger la información confidencial de posibles amenazas. El artículo no especifica el uso de una base de datos concreta. No obstante, detalla el procedimiento de preparación del conjunto de datos empleado para entrenar y evaluar su esquema de predicción de la ubicación de puntos de acceso no autorizados (RAP). Este procedimiento incluye la recopilación de indicadores de intensidad de señal recibida (RSSI) en distintas áreas de una red experimental. La recopilación de datos se lleva a cabo mediante la medición de la RSSI en diversas subáreas dentro de una red configurada, capturando un total de 900,000 marcos de balizas para los procesos de entrenamiento y prueba.

Los dos mecanismos principales del proceso LPRAP son la detección de RAPs y la predicción de su ubicación. Para determinar la intensidad de la señal recibida (RSSI) en cada subárea, se recopila un conjunto de marcos de balizas en la detección de RAP. Posteriormente, se clasifica la ubicación de los RAPs utilizando un espacio de características de 81 dimensiones. En cuanto a la predicción de ubicación, se utiliza la precisión de la predicción de ubicación para evaluar el rendimiento del esquema propuesto comparándolo con otros algoritmos de Aprendizaje Automático como SVM, KNN, Naive Bayes y MLP.

Los resultados del experimento muestran que LPRAP supera a todos los demás algoritmos de Aprendizaje Automático evaluados. La precisión de la predicción de la ubicación de los RAPs aumenta significativamente con el aumento del número de subáreas. Por ejemplo, LPRAP logra una precisión de predicción del 88,31% para 3 subáreas, lo que demuestra su capacidad para detectar y encontrar RAPs en entornos de redes inalámbricas como se puede observar en la Figura 6.

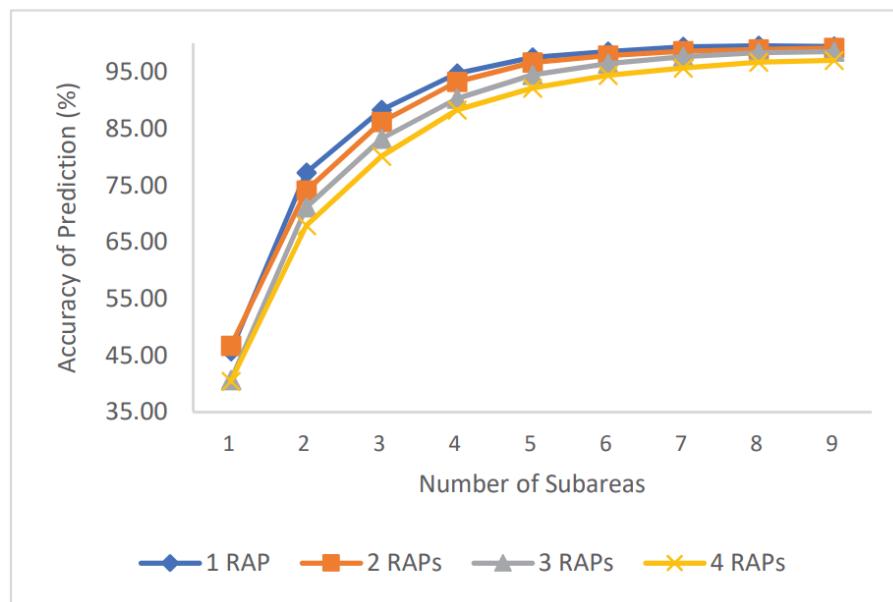


Figura 4. Precisión de la predicción en función del número de subzonas para la predicción de la ubicación de 1 a 4 RAP.

Fuente: Ketkhaw y Thipchaksurat (2022). «Location Prediction of Rogue Access Point Based on Deep Neural Network Approach». (p. 13)

2.1.3 «House-GAN++: Generative Adversarial Layout Refinement Network towards Intelligent Computational Agent for Professional Architects»

Nauata et al. (2021) ,en la conferencia «2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)», que tuvo lugar en Nashville, Tennessee, Estados Unidos en el año 2021, publicaron un artículo titulado «House-GAN++: Generative Adversarial Layout Refinement Network towards Intelligent Computational Agent for Professional Architects», en español se traduce como «House-GAN++: Generative Adversarial Layout Refinement Network hacia un agente computacional inteligente para arquitectos profesionales».

Para la generación automatizada de planos de planta, se sugiere una red generativa rival de refinamiento de diseño de planos de planta (House-GAN++). El sistema recibe un diagrama de burbujas que muestra las conexiones funcionales entre las habitaciones y, como salida, crea un plano de planta realista. El artículo utiliza la base de datos RPLAN. Esta base de datos contiene 60,000 planos de casas en formato vectorial diseñados por arquitectos profesionales.

Como se muestra en la Figura 7, la arquitectura sugerida integra una GAN relacional con restricciones de grafo y una GAN condicional. El generador itera el diseño antes de

convertirlo en la siguiente restricción de entrada. Cada componente recibe una máscara de segmentación de la verdad fundamental con una probabilidad aleatoria durante el entrenamiento (condicionamiento GT por componente).

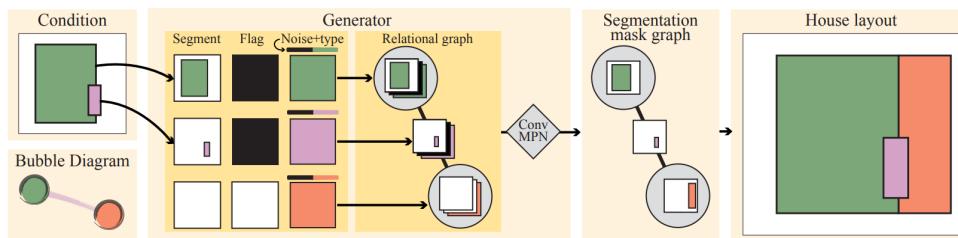


Figura 5. La arquitectura se basa en un GAN relacional. Se puede especificar una máscara de segmentación 2D adicional para cada habitación/puerta como condición de entrada, lo que permite un refinamiento iterativo del diseño.

Fuente: Nauata et al. (2021). «House-GAN++: Generative Adversarial Layout Refinement Network towards Intelligent Computational Agent for Professional Architects». (p. 3)

El sistema sugerido supera ampliamente los enfoques del estado del arte actuales en las tres métricas estándar de realismo, diversidad y compatibilidad. En un estudio de usuarios con arquitectos profesionales, el sistema obtuvo puntajes de realismo de -0.7 para los métodos comparativos y puntajes de 0.5 para el sistema propuesto en la tarea más difícil de generar planos de 8 habitaciones. Como se muestra en la Figura 8, la distancia de edición de gráficos (compatibilidad) aumenta de 11.8 para el estado del arte a 6.5 para el sistema propuesto en planos de 8 habitaciones.

2.1.4 «Precise WiFi Indoor Positioning using Deep Learning Algorithms»

Cai y Lin (2023) publicaron un artículo que se llamaba «Precise WiFi Indoor Positioning using Deep Learning Algorithms», el término se traduce al español como «Posicionamiento WiFi preciso en el interior mediante algoritmos de Aprendizaje Profundo» para la revista científica «ArXiv:2307.02011v» publicada en 2023.

Este artículo presenta una nueva estrategia para el posicionamiento en interiores que emplea tecnología WiFi. Para mejorar la precisión del posicionamiento en comparación con el enfoque tradicional basado únicamente en RSSI, se recomienda utilizar una combinación de mediciones de la Intensidad de la Señal Recibida (RSSI) y el Ángulo de Llegada (AoA). En lugar de utilizar una base de datos predefinida, los autores realizaron sus propios experimentos en tres entornos interiores diferentes: un aula grande, un pasillo y un aula pequeña. Los datos para el estudio fueron recolectados directamente en estos entornos utilizando equipos WiFi y otros dispositivos de medición. El artículo se enfoca en la recolección de datos de Received

| Model | Realism (\uparrow) | | Diversity (\downarrow) | | | Compatibility (\downarrow) | | | |
|-------------------------------------|------------------------|-----------|----------------------------|-----------|-----------|--------------------------------|---------|----------|----------|
| | 8 | 5 | 6 | 7 | 8 | 5 | 6 | 7 | 8 |
| Ashual <i>et al.</i> [2] | -0.7 | 120.6±0.5 | 172.5±0.2 | 162.1±0.4 | 183.0±0.4 | 7.5±0.0 | 9.2±0.0 | 10.0±0.0 | 11.8±0.0 |
| Johnson <i>et al.</i> [14] | -0.7 | 167.2±0.3 | 168.4±0.4 | 186.0±0.4 | 186.0±0.4 | 7.7±0.0 | 6.5±0.0 | 10.2±0.0 | 11.3±0.1 |
| House-GAN [24] | 0.0 | 37.5±1.1 | 41.0±0.6 | 32.9±1.2 | 66.4±1.7 | 2.5±0.1 | 2.4±0.1 | 3.2±0.0 | 5.3±0.0 |
| Ours ^{50%} _{heur} | 0.2 | 30.4±4.4 | 37.6±3.0 | 27.3±4.9 | 32.9±4.9 | 1.9±0.3 | 2.2±0.3 | 2.4±0.3 | 3.9±0.5 |

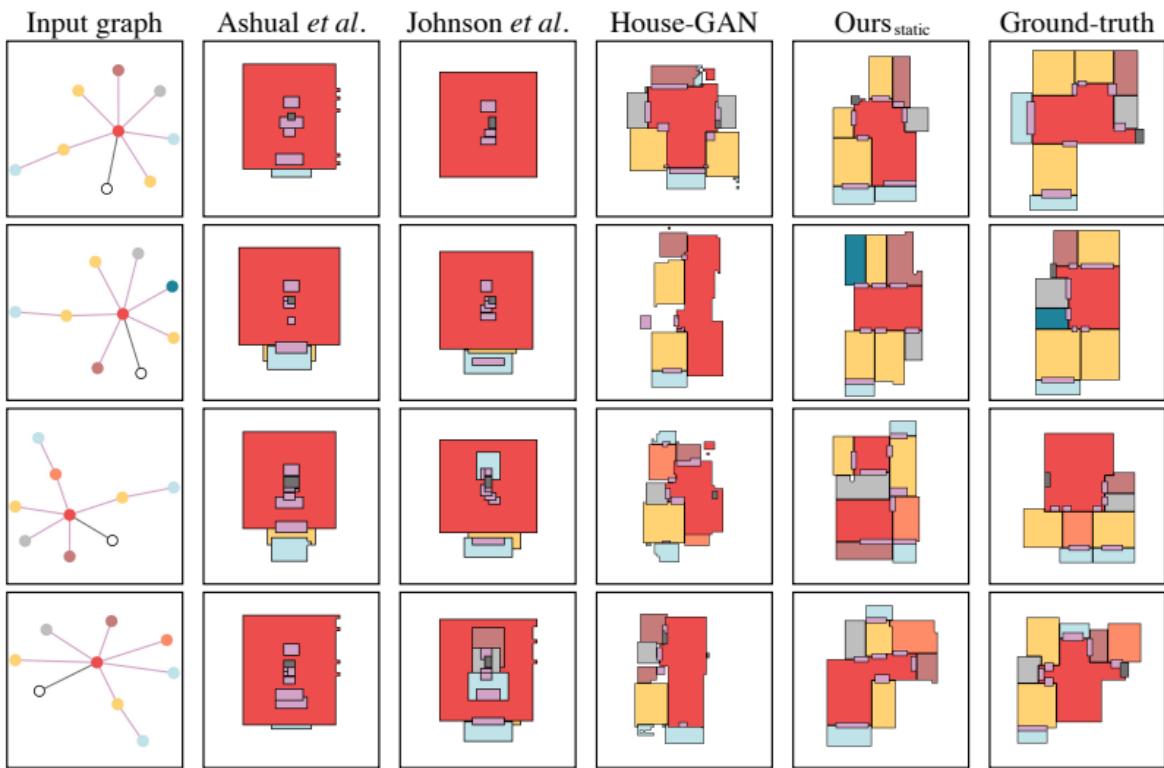


Figura 6. Evaluación del realismo. Se muestra un diseño generado para cada diagrama de burbujas de entrada.

Fuente: Nauata et al. (2021). «House-GAN++: Generative Adversarial Layout Refinement Network towards Intelligent Computational Agent for Professional Architects». (p. 6)

Signal Strength Indicator (RSSI) y Angle of Arrival (AoA) en estos entornos para realizar el posicionamiento en interiores.

La metodología se compone de tres pasos principales: 1) Usando puntos de referencia, crear modelos de posicionamiento basados en RSSI y el método híbrido RSSI-AoA; 2) Entrenar los modelos utilizando varios algoritmos de Aprendizaje Profundo, como BPNN, RBF y CNN; 3) Probar el rendimiento de los modelos y calcular los errores en tres entornos de prueba diferentes: un salón de clases grande, un salón de clases pequeño y un salón de pasillo.

Independientemente del algoritmo de Aprendizaje Profundo utilizado y del entorno de

prueba, los resultados muestran que el método híbrido RSSI-AoA tiene un error medio absoluto (MAE) más pequeño que el método basado únicamente en RSSI. Por ejemplo, el MAE del método híbrido con CNN es inferior a 300 mm en un salón de clases grande, mientras que el MAE del método basado en RSSI con CNN es inferior a 400 mm. Como se muestra en la Figura 9, el algoritmo CNN supera a BPNN y RBF en ambos modelos de posicionamiento.

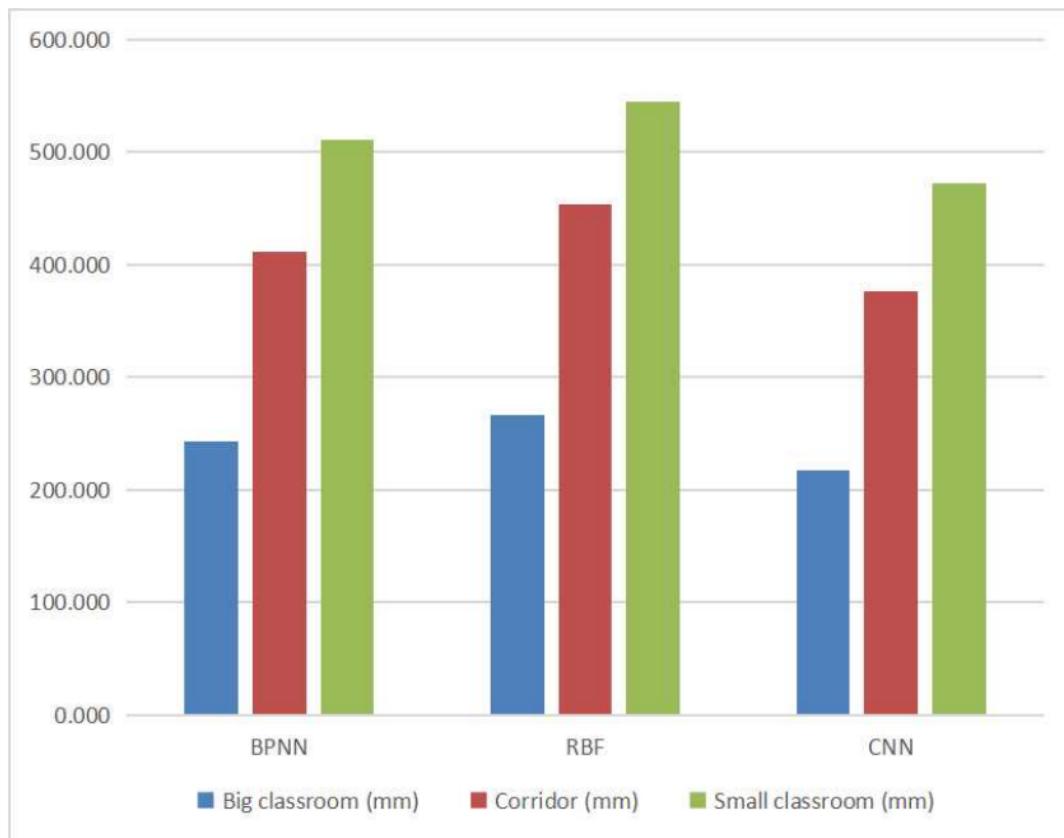


Figura 7. Los MAE del modelo híbrido de posicionamiento.

Fuente: Cai y Lin (2023). «Precise WiFi Indoor Positioning using Deep Learning Algorithms». (p. 26)

2.1.5 «NSGA-II based optimal Wi-Fi access point placement for indoor positioning: A BIM-based RSS prediction»

En el año 2023, la revista «Automation in Construction» publicó Hosseini et al. (2023) publicaron el artículo conocido como «NSGA-II based optimal Wi-Fi access point placement for indoor positioning: A BIM-based RSS prediction», «Ubicación óptima de puntos de acceso Wi-Fi basada en NSGA-II para posicionamiento interior: una predicción RSS basada en BIM», según su traducción al español.

Este artículo presenta un método para optimizar la colocación de puntos de acceso Wi-

Fi (AP) en interiores utilizando un modelo de propagación de señal calibrado y un algoritmo genético multiobjetivo (NSGA-II), el cual codifica las posiciones de los APs en cromosomas binarios y aplica operadores genéticos para encontrar un conjunto de soluciones óptimas que minimizan el número de APs y maximizan la calidad del fingerprinting, considerando las restricciones del modelo BIM. El artículo no menciona la utilización de una base de datos externa. Los datos empleados parecen ser resultado de mediciones de campo realizadas por los autores dentro del edificio modelado en BIM.

La técnica consta de varias etapas: 1) Voxelización del modelo BIM del edificio, 2) Muestreo de intensidad de señal recibida (RSS) en puntos de control y verificación, 3) Calibrar el modelo de propagación de señal mediante el método de cuadrados mínimos, 4) Creación de huellas digitales virtuales 3D y 5) Uso de NSGA-II para optimizar la ubicación de los AP Wi-Fi.

Los resultados demuestran que el método sugerido puede reducir significativamente el número de AP Wi-Fi necesarios sin sacrificar la precisión de la ubicación. La mejor solución encontrada tenía 4 APs y 13 APs, respectivamente, con una mejora en la precisión del posicionamiento del 35.54 % y 44.82 % en comparación con la distribución actual de 6 APs, como se muestra en la Figura 10.

2.1.6 «3D coverage location modeling of Wi-Fi access point placement in indoor environment»

En noviembre del 2015, en la publicación «Computers, Environment and Urban Systems», Lee (2015) publicaron un artículo que se llamaba «3D coverage location modeling of Wi-Fi access point placement in indoor environment», «Modelización 3D de la ubicación de puntos de acceso Wi-Fi en interiores» en español.

El artículo no menciona específicamente el uso de una base de datos. En cambio, se centra en desarrollar un modelo de optimización para la ubicación de puntos de acceso Wi-Fi en un edificio de varios pisos. El caso de estudio se realizó en el edificio de Ciencias Sociales de la Universidad Nacional de Seúl, donde se definieron 335 nodos de demanda y 1418 posibles ubicaciones para los puntos de acceso Wi-Fi. Este documento presenta un modelo de optimización para la ubicación de puntos de acceso (AP) Wi-Fi en un entorno interior de múltiples pisos con el objetivo de maximizar la cobertura de la señal. El modelo utiliza el modelo de sombra log-normal para considerar la atenuación de la señal en tres dimensiones. Esto permite una representación más precisa de la cobertura de la señal en comparación con los métodos tradicionales en dos dimensiones.

El artículo aborda los siguientes puntos importantes: Para estimar la atenuación de la señal en 3D, se define un modelo de propagación de señal log-normal en sombra. El problema

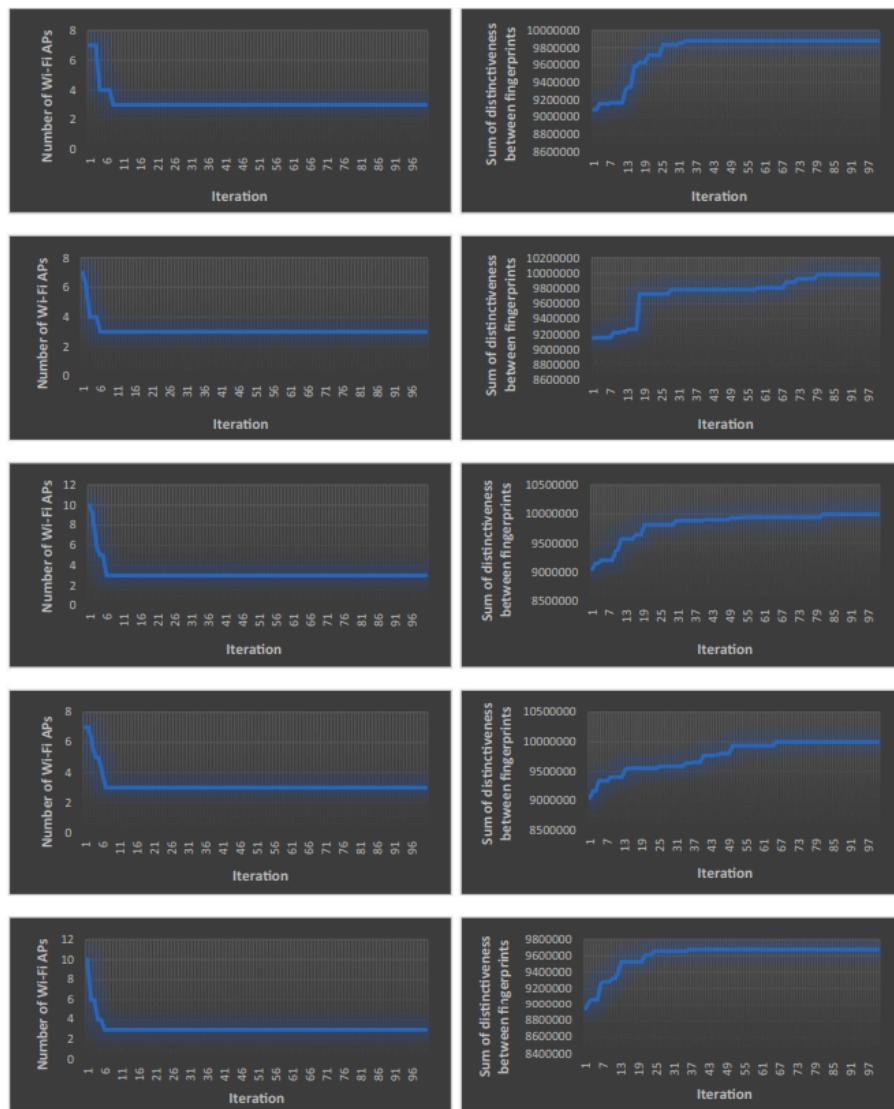


Figura 8. Los resultados de la evaluación de la convergencia del NSGA-II.

Fuente: Hosseini et al. (2023). «NSGA-II based optimal Wi-Fi access point placement for indoor positioning: A BIM-based RSS prediction». (p. 16)

de ubicación de AP se identificó como un problema de cobertura de señal máxima (MSCLP), Resolver el MSCLP utilizando un algoritmo de optimización para encontrar las ubicaciones de AP ideales, y finalmente, utilizando esferas que representan la fuerza de la señal en los puntos de demanda para visualizar la cobertura 3D resultante.

El modelo sugerido indica que las ubicaciones de AP ideales se encuentran en varios pisos, con el 70 % de las ubicaciones en los pisos centrales tercero y cuarto. Se logra una cobertura del 98.81 % de los puntos de demanda para una solución con 10 AP sin restricción de capacidad. A medida que se agregan más AP, la fuerza de señal promedio aumenta, pe-

ro la tasa de aumento disminuye. La solución propuesta con el mismo número de AP cubre significativamente más puntos de demanda que la solución actual de 117 AP en el edificio de prueba (77.61 % en comparación con 54.63 %). Según el modelo, solo se necesitarían 21 AP sin restricción de capacidad para una cobertura completa, como se muestra en la Figura 11.

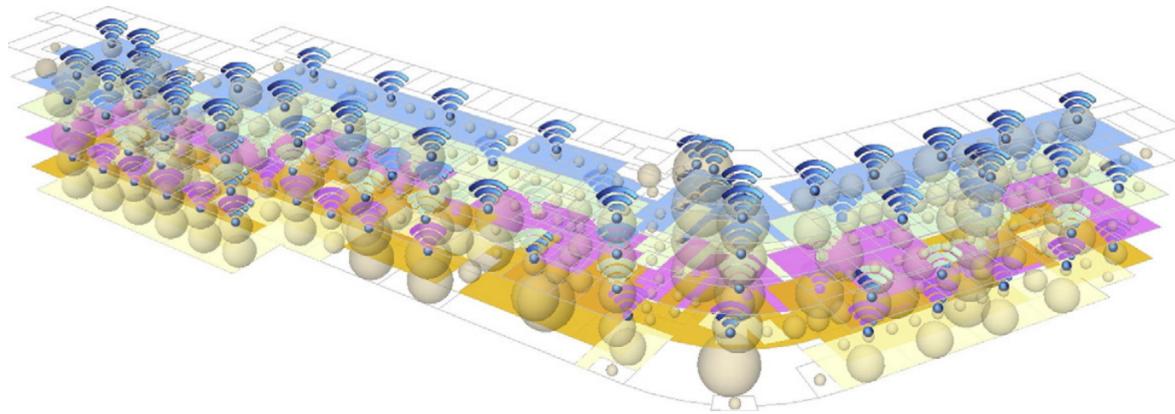


Figura 9. Colocación óptima de AP capacitados con demandas ponderadas ($p = 117$).

Fuente: Lee (2015). «3D coverage location modeling of Wi-Fi access point placement in indoor environment». (p. 9)

2.1.7 *Generating Mass Housing Plans Through Gans - A Case in Toki, Turkey*

En marzo de 2023, en la revista científica «Architecture and Planning Journal (APJ)», Özerol y Arslan (2023) publicaron el artículo conocido como *Generating Mass Housing Plans Through Gans - A Case in Toki, Turkey*, en español, esto se traduce como «Creación de planes de vivienda colectiva a través de Gans - Un caso en Tokio, Turquía».

El estudio investigó la capacidad de Generative Adversarial Neural Networks (GAN) para crear dibujos arquitectónicos de proyectos de vivienda masiva de TOKI utilizando conjuntos de datos. El objetivo principal fue capacitar al algoritmo HouseGAN para crear tipologías de planos de TOKI actuales y diagramas de burbujas.

En el artículo se explica cómo se multiplicaron planos correlacionados espacialmente con la configuración RGB de 21 tipologías de planos para obtener 157 conjuntos de datos de planos. Estos datos se utilizaron para entrenar al algoritmo de deep learning HouseGAN, que generó imágenes de fondo realistas como salidas del proceso de entrenamiento. El estudio siguió los siguientes pasos: Los diseños arquitectónicos de los proyectos de vivienda masiva de TOKI se utilizaron como conjuntos de datos. Después, se multiplicaron los planos para obtener 157 conjuntos de datos de planos, que se correlacionaron espacialmente con la configuración

RGB de 21 tipologías de planos. Posteriormente, se empleó el conjunto de datos generado para entrenar a HouseGAN. Finalmente, los resultados del entrenamiento se convirtieron en imágenes de fondo realistas.

La investigación reveló que la planificación del diseño espacial del algoritmo HouseGAN proporciona diagramas de burbujas y tipologías de planos de TOKI actuales. Como se muestra en la Figura 12, este método permitió crear planos arquitectónicos útiles y realistas para el desarrollo de proyectos de vivienda masiva.

2.1.8 «Building-GAN: Graph-Conditioned Architectural Volumetric Design Generation»

En abril del 2021, en la revista científica «arXiv», Chang et al. (2021) publicaron el artículo conocido como «Building-GAN: Graph-Conditioned Architectural Volumetric Design Generation», el título «Building-GAN: generación de diseños arquitectónicos volumétricos condicionados por grafos» se traduce al español.

Se emplearon dos conjuntos de datos principales: uno propio de 157 planos de TOKI multiplicados espacialmente, y el conjunto de datos LIFULL HOMES utilizado por el algoritmo HouseGAN de fuente abierta. Para mejorar la eficiencia en el diseño volumétrico de edificios en la industria de la arquitectura y la construcción, este artículo presenta un enfoque innovador llamado Building-GAN. Para visualizar los diseños arquitectónicos, se introduce un grafo de voxels tridimensional, así como un generador que incorpora un módulo de punteros cruzados para conectar el grafo de programas y el grafo de voxels.

El artículo detalla los pasos que se deben seguir para crear el modelo Building-GAN. Comienza con la recopilación de datos, que produce un conjunto de datos sintéticos que incluye 120,000 diseños volumétricos de edificios comerciales. Luego se implementa un Grafo Neural Generativo (GNN) de voxels y se crea un grafo de programas jerárquico. Un módulo cruzado basado en punteros también se agrega para conectar los grafos de programas y los voxels.

Los resultados muestran que el modelo propuesto supera significativamente al método anterior, House-GAN, en un estudio de usuarios con 20 arquitectos profesionales, con una puntuación promedio de 0.85 y 0.92, respectivamente. Además, el modelo propuesto obtiene una puntuación promedio de 0.37 en comparación con el modelo Ground Truth, lo que indica que los arquitectos a menudo no pueden distinguir claramente entre el modelo Ground Truth y el modelo propuesto, como se muestra en la Figura 13.

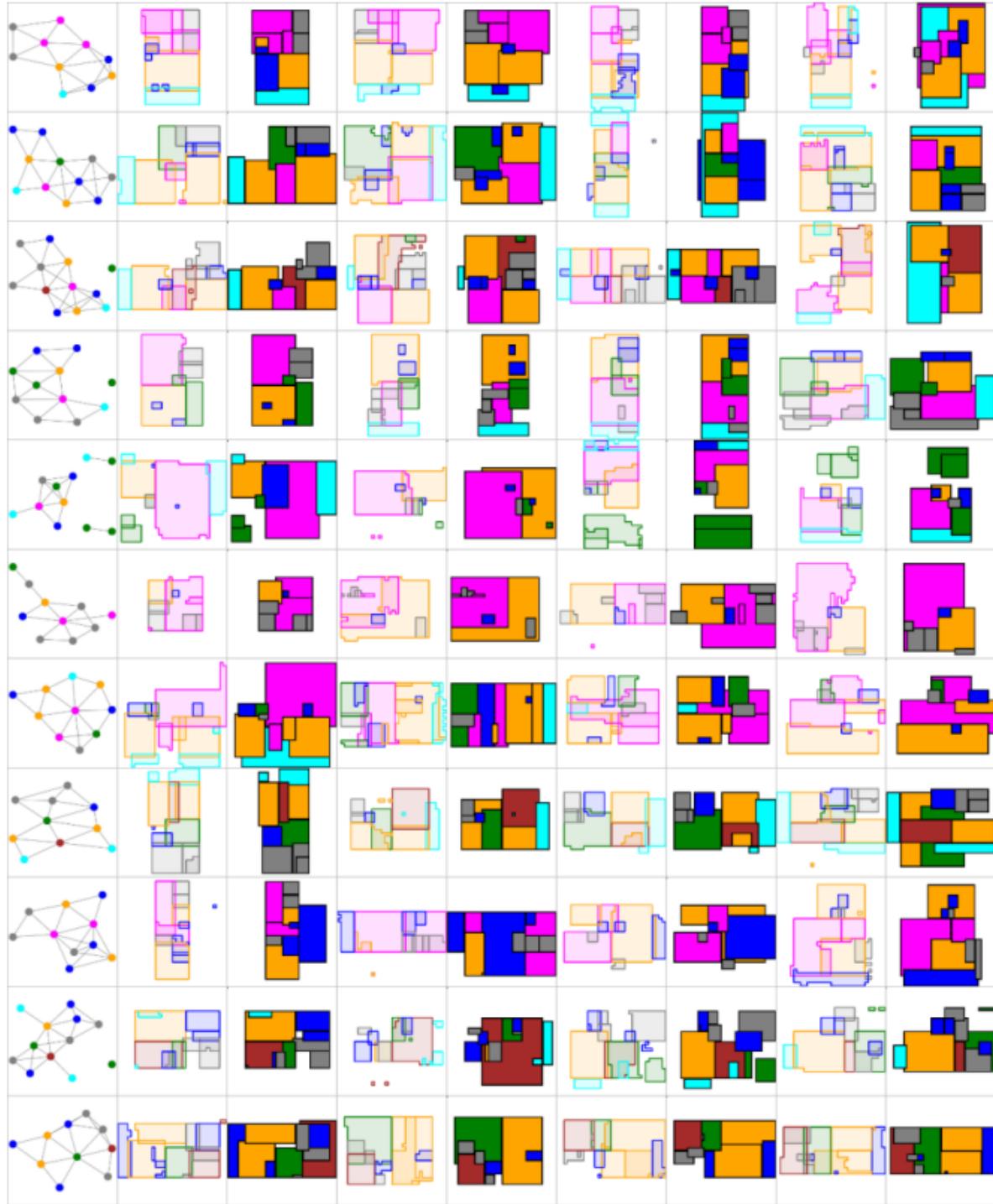


Figura 10. HouseGAN con LIFULL HOMES Datasets, imágenes generadas por los autores.

Fuente: Özerol y Arslan (2023). *Generating Mass Housing Plans Through Gans - A Case in Toki, Turkey.* (p. 10)

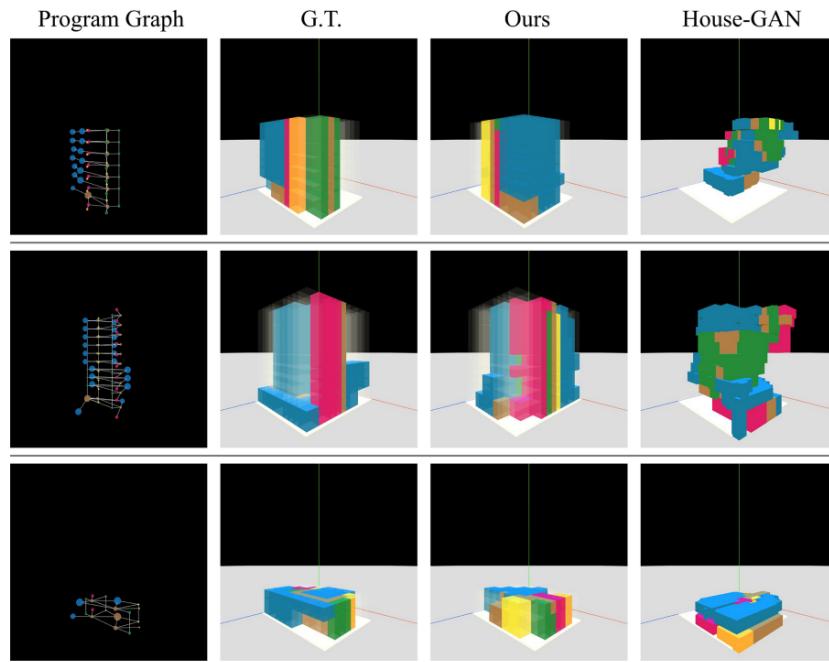


Figura 11. Para cada gráfico de programa, se generan diseños volumétricos mediante nuestro modelo y mediante House-GAN.

Fuente: Chang et al. (2021). «Building-GAN: Graph-Conditioned Architectural Volumetric Design Generation». (p. 7)

2.1.9 «Intelligent Home 3D: Automatic 3D-House Design from Linguistic Descriptions Only»

Chen et al. (2020) publicaron un artículo que se llamaba «Intelligent Home 3D: Automatic 3D-House Design from Linguistic Descriptions Only», en español, se ha traducido como «Inteligente Casa 3D: Diseño automático de casas en 3D solo a partir de descripciones lingüísticas» para la revista científica «arXiv» en 2020.

Este artículo presenta un modelo generativo que utiliza descripciones lingüísticas para diseñar automáticamente planos de casas en tres dimensiones. Dos tareas principales componen el proceso: generar el plano de la planta y la síntesis de las texturas internas.

Los siguientes son los pasos que componen la metodología: representar las descripciones lingüísticas en un grafo estructural utilizando un analizador de escenas de Stanford, utilizando una red neuronal condicional de grafos (GC-LPN) para crear un diseño de planta grueso. Refinar el diseño grueso para crear un plano que incluya puertas y ventanas, Usando una red generativa adversaria condicional a lenguaje (LCT-GAN), se pueden sintetizar las texturas interiores de cada habitación. crear y mostrar la escena 3D completa a partir del plano con

texturas.

Los hallazgos indican que el 39,41 % de los diseños creados por el modelo no se distingúan de los creados por humanos en un estudio en el que participaron 20 personas. Además, en evaluaciones cuantitativas, el modelo obtuvo un puntaje de IoU de 0,4765 para la generación de planos y un FID de 27,32 para la síntesis de texturas.

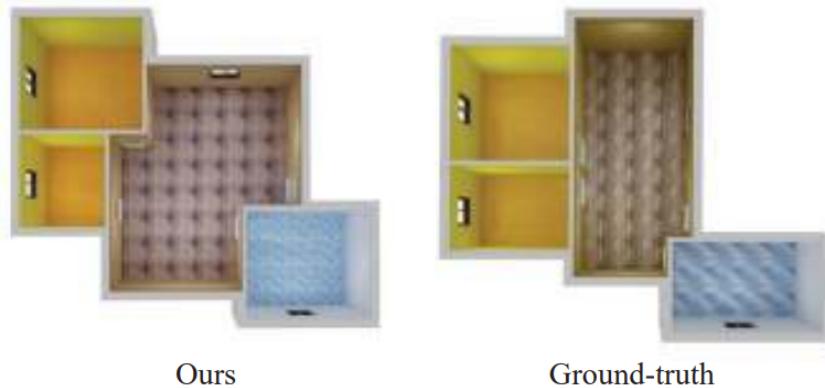


Figura 12. Comparación de nuestros planos de casas en 3D generados con sus contrapartes reales (hechas por humanos).

Fuente: Chen et al. (2020). «Intelligent Home 3D: Automatic 3D-House Design from Linguistic Descriptions Only». (p. 8)

2.1.10 «Research on Wireless Network Coverage for Transformation and Upgrading of Exhibition Management with Artificial Intelligence Technology»

Dou y Zheng (2023) publicaron un artículo que se llamaba «Research on Wireless Network Coverage for Transformation and Upgrading of Exhibition Management with Artificial Intelligence Technology», «Investigación sobre cobertura de red inalámbrica para la transformación y actualización de la gestión expositiva con tecnología de Inteligencia Artificial», según la revista académica internacional «Matemáticas aplicadas y ciencias no lineales» en junio de 2023.

El rápido crecimiento de la Inteligencia Artificial y la tecnología de comunicación moderna ofrece una oportunidad poderosa para transformar, actualizar y desarrollar una gestión de exposiciones de alta calidad. Sin embargo, es necesario abordar el problema de la cobertura ideal de la red inalámbrica en el área de exposición. Se ha introducido un nuevo algoritmo de Inteligencia Artificial basado en la optimización de Harris Hawk (HHO) para abordar este problema.

El artículo resuelve el problema de cobertura de la red inalámbrica utilizando un método de optimización multiobjetivo. Primero, el problema de la cobertura se plantea como una función de objetivo que busca maximizar la cobertura y minimizar la redundancia. Como se muestra en la Figura 14, se resuelve este problema utilizando el algoritmo de optimización de Harris Hawk mejorado (IHHO). El IHHO permite una búsqueda eficiente del espacio de soluciones al simular el comportamiento de los halcones de Harris al cazar presas. Además, para inicializar la población, se utiliza un muestreo de hipercubo latino, lo que mejora la diversidad de la población inicial y reduce la probabilidad de convergencia prematura.

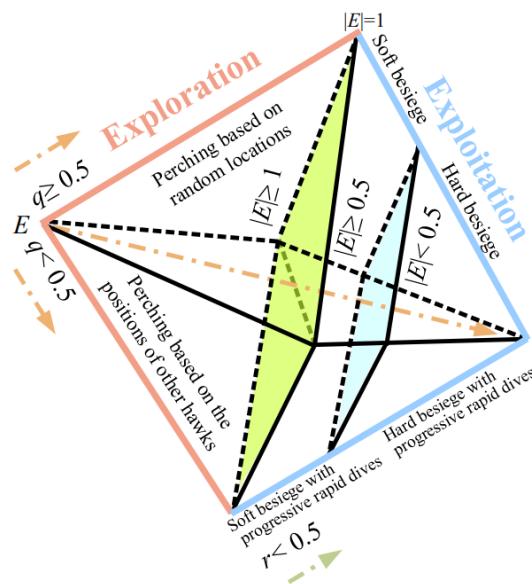


Figura 13. Estructura de HHO.

Fuente: Dou y Zheng (2023). «Research on Wireless Network Coverage for Transformation and Upgrading of Exhibition Management with Artificial Intelligence Technology». (p. 5)

Como se muestra en la Figura 15, los resultados de la simulación muestran que el algoritmo de optimización tiene un índice de evaluación integral del 98,03 %, que es superior al del optimizador de enjambre de partículas (PSO) y al algoritmo HHO estándar. Esto demuestra que el algoritmo IHHO sugerido es efectivo para resolver los problemas de cobertura de la red inalámbrica y mejora la cobertura de los nodos más que los métodos de optimización convencionales.

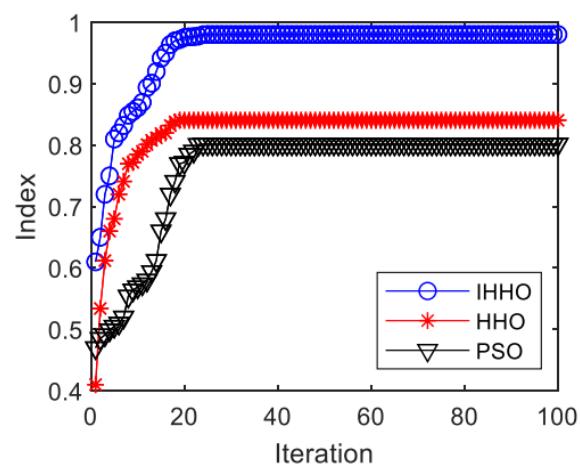


Figura 14. Comparaciones entre los métodos.

Fuente: Dou y Zheng (2023). «Research on Wireless Network Coverage for Transformation and Upgrading of Exhibition Management with Artificial Intelligence Technology». (p. 11)

2.2 Bases Teóricas

2.2.1 Inteligencia Artificial

El método racional fusiona la ingeniería y las matemáticas basándose en las "leyes del pensamiento", las cuales tienen su origen en la antigua Grecia y han sido influenciadas por filósofos como Aristóteles. Durante el siglo XIX, se diseñaron programas capaces de resolver problemas de lógica. Por consiguiente, el propósito de la Inteligencia Artificial en la vida real es crear sistemas inteligentes que posean estas habilidades. Aun en situaciones de incertidumbre, un "gente Racional" toma acciones con el fin de obtener el mejor resultado posible. La inteligencia artificial se apoya en diversas disciplinas, tales como la ingeniería computacional, la teoría de control, la cibernetica, la lingüística, la filosofía, la economía, la psicología, la neurociencia y las matemáticas, de acuerdo con Russell y Norvig (2004).

Dos investigadores en neurociencia crearon el primer modelo de IA basado en neuronas artificiales en 1943, dando inicio al análisis de la Inteligencia Artificial. McCulloch y Pitts idearon el prototipo que permitía que las neuronas fueran «activadas» o «desactivadas», lo que demostró que una red de neuronas era capaz de realizar cualquier tarea computacional. Posteriormente, Donald Hebb propuso la «Regla de Aprendizaje Hebbiano». John McCarthy, Allen Newell y Herbert Simon desarrollaron un programa que podía tener el pensamiento no numérico en el taller de Dartmouth, aunque no se publicó. El término «Inteligencia Artificial» fue acuñado por McCarthy, (Russell & Norvig, 2004).

La IA comenzó a entrar en la industria en los años 80, especialmente en grandes empresas de países desarrollados, a través de la investigación en sistemas expertos y el desarrollo de computadoras más poderosas.

2.2.2 Aprendizaje Automático

El Machine Learning es un área de la Inteligencia Artificial enfocada en técnicas que permiten a las computadoras aprender a través de algoritmos, convirtiendo muestras de datos en programas sin requerir programación explícita. Según Russell y Norvig (2009), el aprendizaje automático es una división de la inteligencia artificial. Estos algoritmos emplean tecnologías como el procesamiento del lenguaje natural, el aprendizaje profundo y las redes neuronales. Tanto el aprendizaje supervisado como el no supervisado se fundamentan en lecciones extraídas de los datos. La creación de algoritmos capaces de recibir datos de entrada y utilizar análisis estadístico para prever una salida, la cual se ajusta conforme se obtienen nuevos datos, constituye el fundamento del aprendizaje automático Alpaydin (2014).

Se puede clasificar en cuatro tipos principales de la siguiente manera según el objetivo que se desea alcanzar mediante el uso de ML:

- **Aprendizaje Supervisado:** El Aprendizaje Supervisado se ganó su nombre porque los científicos de datos actúan como una guía para enseñarle al algoritmo las conclusiones a las que debe llegar. Es similar a la forma en que un estudiante aprende aritmética básica de un maestro. Este tipo de aprendizaje requiere datos etiquetados con las respuestas correctas que se esperan del resultado del algoritmo. Para problemas de clasificación y regresión, el aprendizaje supervisado demostró ser preciso y rápido según (Zambrano, 2018).

Los dos tipos de Aprendizaje Supervisado son:

- **La Clasificación:** es la predicción del valor categórico de salida que permite dividir los datos en clases específicas. La clasificación se puede usar para varios propósitos, como determinar el clima, determinar si un correo electrónico es spam o no o identificar tipos de animales después de recibir una educación adecuada, un conjunto de datos con etiquetas de imágenes que incluyen la especie y algunas identificaciones características, según (Zambrano, 2018).
- **La Regresión:** es un tipo de problema en el que la predicción de un valor de respuesta continua es necesaria, como los precios de las acciones y la vivienda, según (Zambrano, 2018).

Por lo tanto, funciona modelando las relaciones y dependencias entre las características de entrada y la salida de predicción objetivo, lo que permite predecir los valores de salida para nuevos datos utilizando las relaciones que aprendió de conjuntos de datos anteriores, según (Alpaydin, 2014).

- **Aprendizaje No Supervisado:** Por otro lado, el Aprendizaje No Supervisado se asemeja más a lo que algunos expertos llaman Inteligencia Artificial real: la idea de que una máquina puede aprender a identificar patrones y procesos complejos sin la supervisión de humanos. Cuando los expertos no saben qué buscar en los datos y los datos en sí no incluyen objetivos, este método es particularmente útil. La agrupación de k-means, el análisis de componentes principales e independientes y las reglas de asociación según (Zambrano, 2018) son algunos de los muchos casos de uso del Aprendizaje Automático No Supervisado.

- **Agrupación K-means:** es un tipo de problema en el que cosas similares están agrupadas, como se muestra en la Figura 16. Comparte el mismo concepto con la clasificación, pero no se proporcionan etiquetas, por lo que el sistema entenderá los datos y los agrupará. Un uso de esto sería agrupar los artículos y las noticias según su género y contenido, según (Sancho Caparrini, 2018)

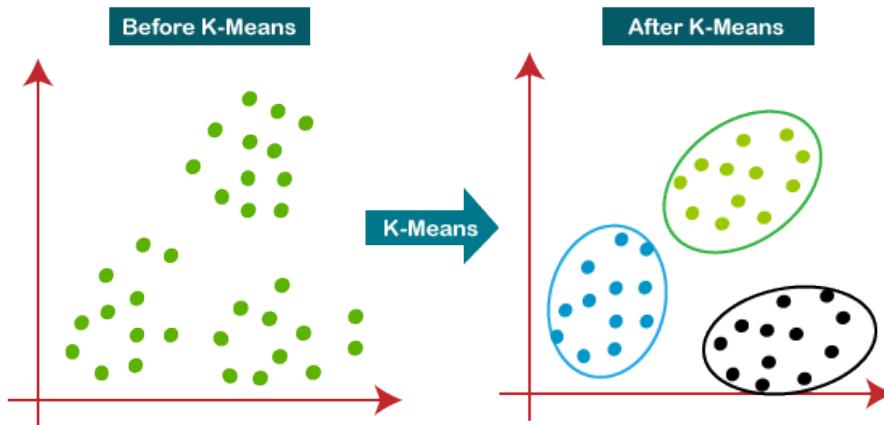


Figura 15. El algoritmo de K medias.

Fuente: Sancho Caparrini (2018). *Clasificación Supervisada y No Supervisada*.

Debido a su complejidad y dificultad de implementación, este tipo de Aprendizaje Automático no se utiliza tan frecuentemente como el Aprendizaje Supervisado, a pesar de que abre las puertas a la resolución de problemas que los humanos normalmente no abordarían, según (Sancho Caparrini, 2018)

- **Aprendizaje Semisupervisado:** Hasta el momento, todos los datos enviados han sido etiquetados con el resultado deseado o no han sido etiquetados en absoluto. El Aprendizaje Automático Semisupervisado utiliza ambos. El costo de etiquetar es bastante alto en muchas situaciones prácticas y, en el caso de grandes conjuntos de datos, se vuelve aburrido y requiere mucho tiempo. Además, proporcionar demasiados datos etiquetados puede hacer que el modelo tenga sesgos humanos. A pesar de que los datos sin etiquetar son desconocidos para la red, ofrecen información útil sobre los parámetros del grupo objetivo. que conduce a la conclusión de que se puede mejorar la precisión del modelo al incluir datos sin etiquetar y, al mismo tiempo, ahorrar tiempo y dinero en su construcción. Por ejemplo, la clasificación de páginas web, el reconocimiento de voz o la secuenciación genética pueden usar Aprendizaje Automático Semisupervisado. En esos casos, los científicos de datos pueden acceder a grandes cantidades de datos sin etiquetarlos, y la tarea de etiquetarlos todos llevaría mucho tiempo, según (Zambrano, 2018).

Se puede comparar estos tres tipos de Aprendizaje Automático para el mismo uso, como clasificación, utilizando los datos recopilados hasta ahora:

- **Clasificación supervisada:** el algoritmo clasificará los tipos de páginas web según las etiquetas proporcionadas desde el principio, según (Zambrano, 2018).
- **Agrupación no supervisada:** el algoritmo buscará patrones y características que ayudan a agrupar páginas web en grupos, según (Zambrano, 2018).

- **Clasificación semi no supervisada:** identificará varios grupos de páginas web utilizando los datos etiquetados, luego utilizará los datos no etiquetados para establecer los límites de esos grupos de páginas web y buscar otros tipos que posiblemente no aparezcan en los datos etiquetados, según (Zambrano, 2018).

2.2.3 Aprendizaje Profundo

Desde que llegó la Inteligencia Artificial hace un tiempo, tiene una amplia gama de aplicaciones y se divide en muchas ramas, como se menciona en (SAS Institute, s.f.). El Aprendizaje Profundo es un subconjunto del Aprendizaje Automático, que es en sí mismo un subcampo de la IA. La Figura 18 es una representación visual de la relación entre AI, ML y DL.

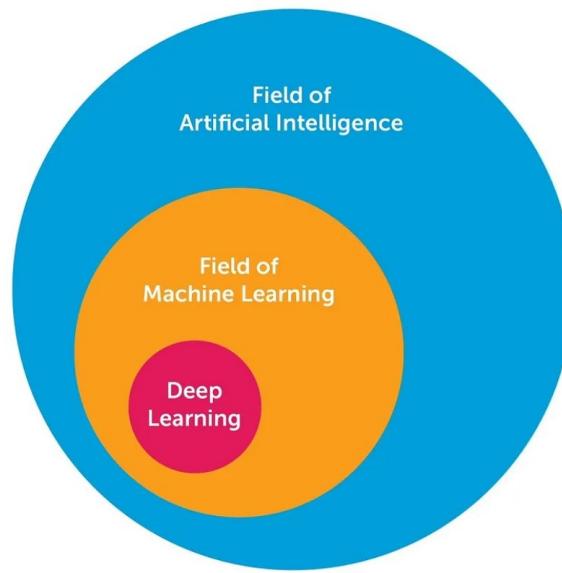


Figura 16. Relación entre IA, ML y DL.

Fuente: House of Bots (2018). *Most Popular 20 Free Online Courses to Learn Deep Learning*.

El Aprendizaje Profundo no solo permite representar datos de la manera correcta, sino que también permite que la computadora aprenda programas informáticos de varios pasos al incluir el concepto de profundidad en sus modelos. Como se muestra en la Figura 19, cada capa de representación puede interpretarse como el estado de la memoria de la computadora. Las computadoras interpretan las imágenes como una colección de valores de píxeles que representan escenas de nuestra realidad. Según (House of Bots, 2018), identificar un objeto o mapear su identidad a partir de esos valores es una tarea difícil para las máquinas y puede resultar casi imposible cuando se intenta aprender este mapeo directamente.

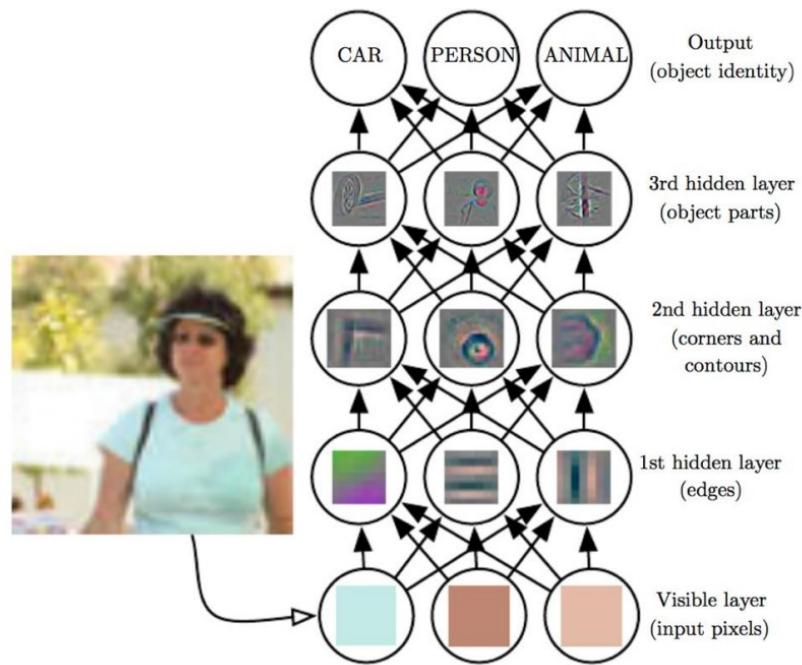


Figura 17. Modelo de aprendizaje profundo.

Fuente: House of Bots (2018). *Most Popular 20 Free Online Courses to Learn Deep Learning*.

2.2.4 Aprendizaje Profundo Multimodal

Podemos ver en la Figura 19, el fundamento del Aprendizaje Profundo Multimodal es la integración de diversas modalidades a través del uso de redes neuronales profundas. (Deng & Liu, 2018).

Las señales provenientes de distintas fuentes brindan datos adicionales sobre diferentes aspectos de un tema, lo cual capacita a los métodos que emplean varias técnicas para efectuar inferencias más sólidas. En el ámbito de las técnicas multimodales existen diversas estrategias como las estrategias de integración y combinación, los sistemas computacionales, el proceso de unir diferentes modelos y las estructuras de redes neuronales con múltiples capas. Al combinar estas características para la toma de decisiones, se emplean enfoques aditivos que recopilan información relevante y mejoran conjuntamente la precisión de las predicciones Deng y Liu (2018).

Baheti (2020) afirman que el uso de modelos multimodales mejora el rendimiento de las redes neuronales y permite una extracción más efectiva de características, lo que favorece predicciones mayores. Uno de las ventajas es que los datos de diferentes fuentes ofrecen información complementaria que revela patrones ocultos que no se pueden ver cuando las mo-

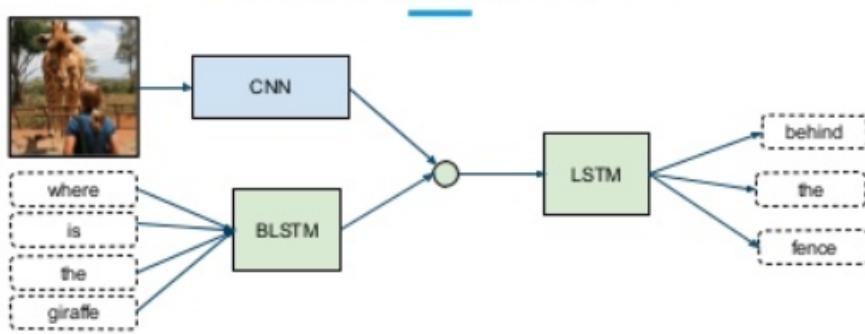


Figura 18. Modelo que combina imágenes y texto.

Fuente: Nishida y Nakayama (2015). *Multimodal gesture recognition using multi-stream recurrent neural network*.

dalidades se analizan individualmente, mejorando así la precisión de las predicciones.

Según Brownlee (2018), se puede mejorar la calidad del promedio del modelo al considerar de manera ponderada las aportaciones individuales de cada submodelo a la predicción global. Este enfoque se conoce como «generalización apilada» y se divide en dos niveles.

- Nivel 0: Este nivel utiliza los datos de entrada del conjunto de entrenamiento para enseñar a los modelos a hacer predicciones.
- Nivel 1: Aquí, los datos provienen de las salidas de los modelos del nivel anterior, que se utilizan como entradas para instruir a los modelos en esta etapa, también conocidos como meta-aprendices o generalizadores.

En el contexto de los modelos apilados, se utilizan dos métodos diferentes:

- Enfoque de apilamiento por separado: Implica crear los datos de entrada conjuntos utilizando los pronósticos amalgamados de modelos adicionales. Estos datos se emplean para instruir a un modelo extra que realiza la predicción final.
- Modelo apilado integrado: Esta estrategia facilita la utilización de arquitecturas neuronales y un modelo de múltiples cabezas conformado por otros modelos preentrenados. Estos modelos no requieren conservar la misma configuración, dado que sus niveles se etiquetan como "no susceptibles al entrenamiento" para prevenir la modificación de sus valores antes de efectuar predicciones. Las salidas de los submodelos se fusionan directamente en el modelo principal.

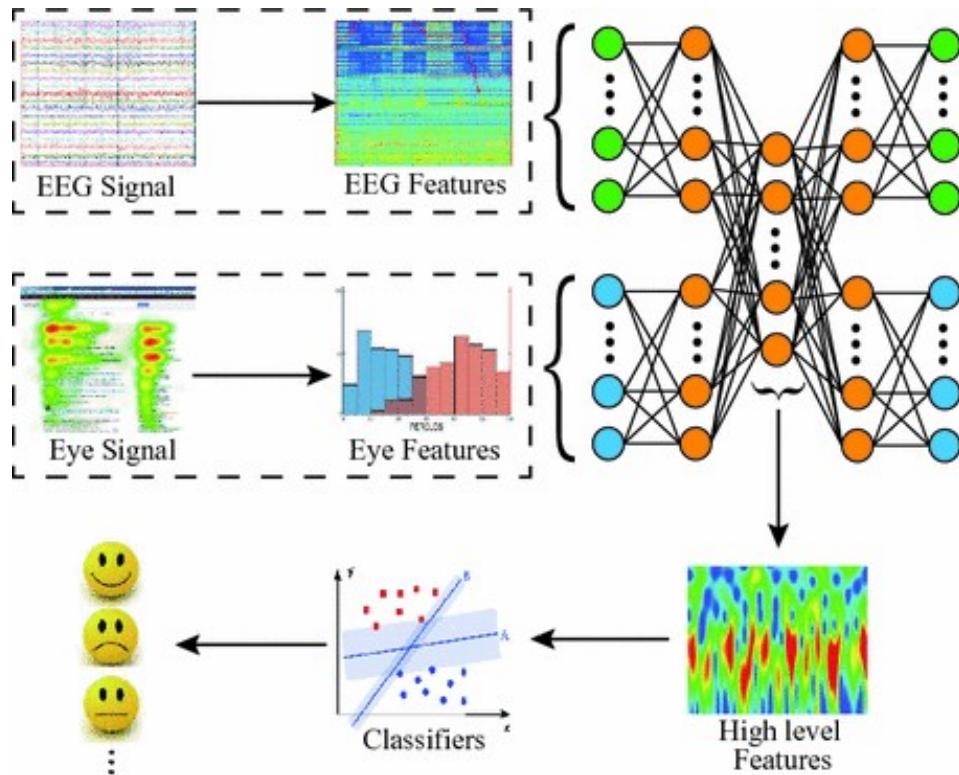


Figura 19. Un modelo multimodal para las señales de la vista.

Fuente: Baheti (2020). «Introduction to Multimodal Deep Learning».

2.2.5 Inteligencia Artificial Generativa

La Inteligencia Artificial Generativa es el campo de la ciencia que estudia cómo crear inteligencia totalmente automatizada. Esto contrasta con el campo de la Inteligencia Artificial Moderna, que investiga cómo los humanos comprenden y construyen la inteligencia. La construcción manual es lo que hacen los investigadores, pero la parte «por humanos» de la definición de IA suele ser una variable oculta en la construcción de los sistemas de IA contemporáneos. Aunque la diferencia puede parecer sutil, incluso innecesaria, la construcción automatizada requiere una perspectiva completamente nueva, que no está disponible en la literatura sobre IA actual. No importa si los humanos comprenden cómo funcionan los mecanismos internos de una máquina en la Inteligencia Artificial Generativa, aunque podría ayudar a los investigadores en su búsqueda de la creación de máquinas inteligentes. Lo que importa es que la máquina pueda controlar y dirigir el proceso de creación de estructuras internas en la dirección deseada. Es como criar hijos: los seres humanos no son conscientes de los procesos mentales, pero interactúan con sus hijos en un nivel diferente al hablar de sus sustratos neuronales. En lugar de eso, utilizan una variedad de máquinas clasificadoras para diferenciar los comportamientos positivos de los negativos, que podrían ser beneficiosos para el niño cuando sea mayor. Los castigos corporales, los institutos educativos, los medios de comunicación y otros lugares son

algunos de los usos de estas máquinas clasificadoras, según (Zant, 2010)

A continuación, ofrecemos una variedad de categorías de modelos de Inteligencia Artificial Generativa.

- **Modelos de difusión:** crean nuevos datos iterando cambios aleatorios controlados en una muestra de datos previa. Empezan con los datos originales y luego agregan cambios sutiles, también conocidos como ruido, que hacen que gradualmente pierdan la similitud con el original. Este ruido se controla minuciosamente para garantizar que los datos generados sigan siendo consistentes y realistas. El modelo de difusión invierte el proceso después de agregar ruido en varias iteraciones. Como se muestra en la Figura 22, la eliminación de ruido inversa crea una muestra de datos nueva que se asemeja a la original, según (Amazon, 2023).

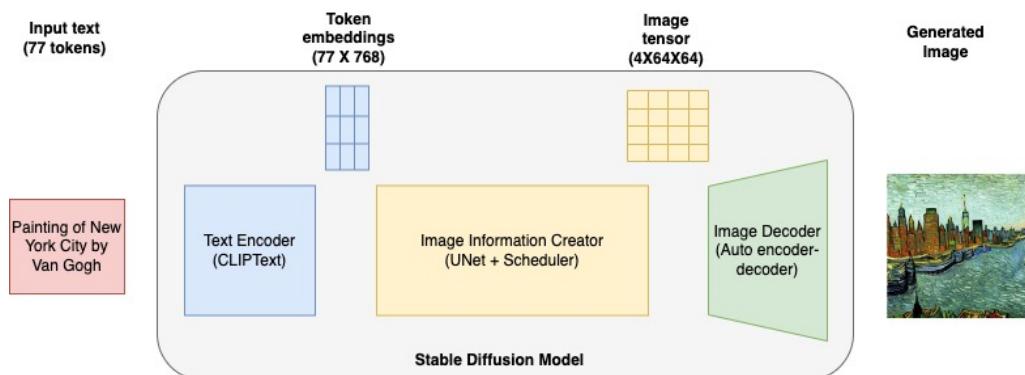


Figura 20. Modelos de difusión.

Fuente: Amazon (2023). «¿Qué es la IA generativa?»

- **Redes generativas adversativas:** compiten con dos redes neuronales. La primera red, también conocida como generador, agrega ruido aleatorio para crear muestras de datos falsas. La segunda red, conocida como discriminador, ayuda a distinguir entre los datos reales y falsos generados por el generador. El generador mejora continuamente su capacidad de generar datos realistas, mientras que el discriminador mejora su capacidad de distinguir entre lo real y lo falso. Hasta que el generador produzca datos tan persuasivos que el discriminador no pueda diferenciarlos de los datos reales, este proceso adversativo termina, según (Amazon, 2023).
- **Autocodificadores variacionales:** aprenden sobre el espacio latente, una pequeña representación de datos. La representación matemática de los datos se conoce como espacio latente. Puede verse como un código único que representa los datos en función de cada característica. Por ejemplo, cuando se estudian los rostros, el espacio latente contiene

números que representan la forma de las orejas, los pómulos, la nariz y los ojos. Las dos redes neuronales utilizadas por los VAE son el codificador y el decodificador. Para cada dimensión del espacio latente, la red neuronal del codificador mapea los datos de entrada a una media y una varianza. crea una muestra aleatoria utilizando la distribución normal gaussiana. Este ejemplo es un punto en el espacio latente, y como se puede ver en la Figura 23, representa una versión comprimida y simplificada de los datos de entrada, según (Amazon, 2023).

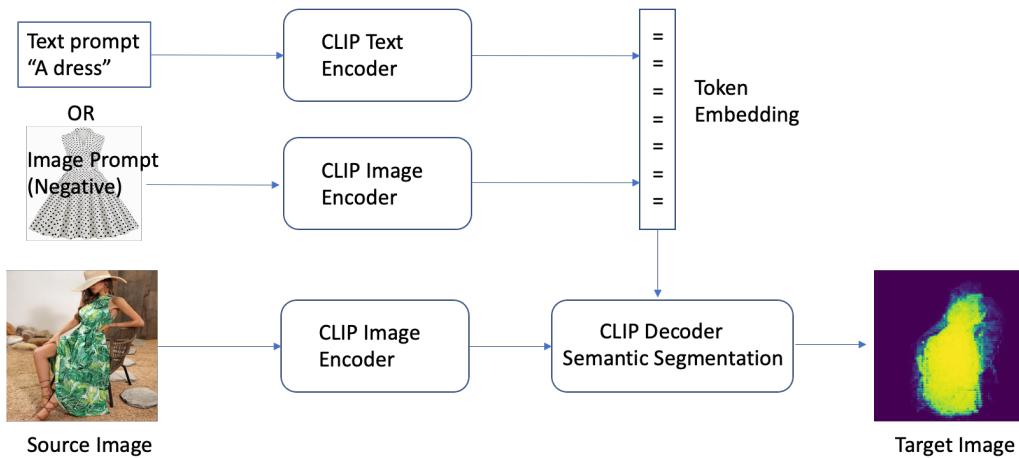


Figura 21. Autocodificadores variacionales.

Fuente: Amazon (2023). «¿Qué es la IA generativa?»

2.2.6 Modelos de Predicción y Análisis de Datos Espaciales

Los modelos estadísticos se utilizan para prever comportamientos futuros mediante la recopilación de datos actuales e históricos, la creación de modelos estadísticos, la realización de predicciones y la validación continua a medida que se recopilan más datos. Estos modelos predictivos identifican patrones ocultos y usan los sucesos anteriores con el fin de calcular las diversas opciones de si el individuo presente algún cambio tiempo después. (Gartner, 2019)

El análisis espacial es una colección de técnicas y modelos que utilizan explícitamente referencias espaciales para cada valor de datos u objeto especificado en el sistema en estudio. Los métodos de análisis espacial necesitan hacer suposiciones o basarse en datos para describir las relaciones espaciales o interacciones espaciales entre casos. Los resultados de cualquier análisis espacial no son iguales cuando se reordenan la distribución espacial de valores o se reconfigura la estructura espacial del sistema. (Haining, 2003)

Al realizar un análisis estadístico, es necesario tener en cuenta muchas características de los datos espaciales. El análisis de la dependencia espacial es crucial para el análisis de datos

espaciales y central, por ejemplo, para realizar predicciones espaciales o especificar diseños de muestreo. Sin embargo, concentrarse demasiado en este aspecto de los datos espaciales puede llevar al analista a ignorar otras cuestiones. Por ejemplo, el impacto de una partición de área en la precisión de un estimador o el conjunto más amplio de supuestos y efectos de los datos que determinan si un modelo puede considerarse apropiado para el propósito previsto. Por lo tanto, el análisis de datos espaciales es una rama del análisis de datos más amplio. (Haining, 2003)

Existe, por lo tanto, un papel importante para las áreas de la teoría estadística desarrolladas para manejar otros tipos de datos no espaciales, al definir las habilidades y conceptos necesarios para realizar un análisis adecuado de datos espaciales. Se mantiene un vínculo con el cuerpo más amplio de teoría y métodos estadísticos al adoptar esta definición bastante más amplia de análisis de datos espaciales. (Haining, 2003)

Los métodos utilizados para el análisis espacial son:

- **Análisis Exploratorio de Datos Espaciales (ESDA):**describe cómo utilizar técnicas de visualización y análisis numérico para explorar y comprender la estructura espacial de los datos como se ve en la Figura 24. Esto incluye métodos numéricos para identificar propiedades de los datos espaciales, como suavización espacial, métodos de agrupación y comparación de mapas, así como métodos visuales para explorar los datos espaciales, como mapas y gráficos. (Haining, 2003)

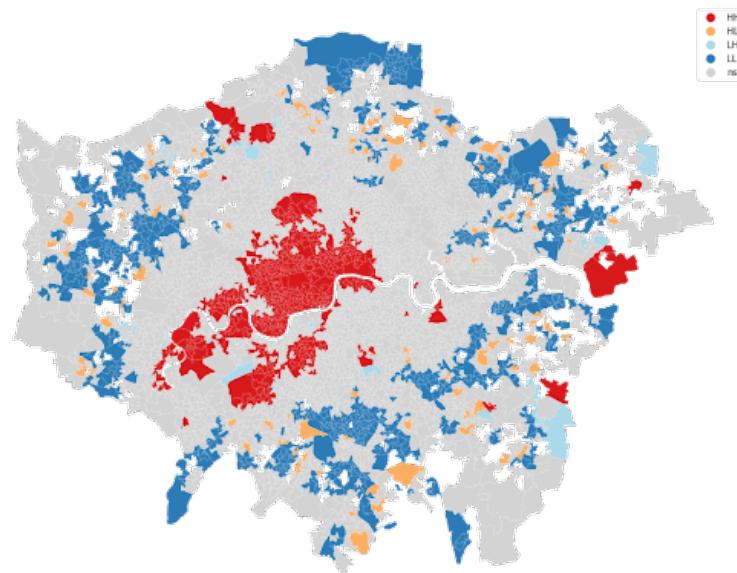


Figura 22. Análisis Exploratorio de Datos Espaciales (ESDA).

Fuente: Haining (2003). «Spatial Data Analysis». (p. 181)

- **Modelos de Análisis Espacial:**para estimar y modelar el semivariograma, se presentan

modelos de análisis espacial, como kriging con datos gaussianos que se muestra en la Figura 25. Esto es particularmente útil para datos de superficies continuos. (Haining, 2003)

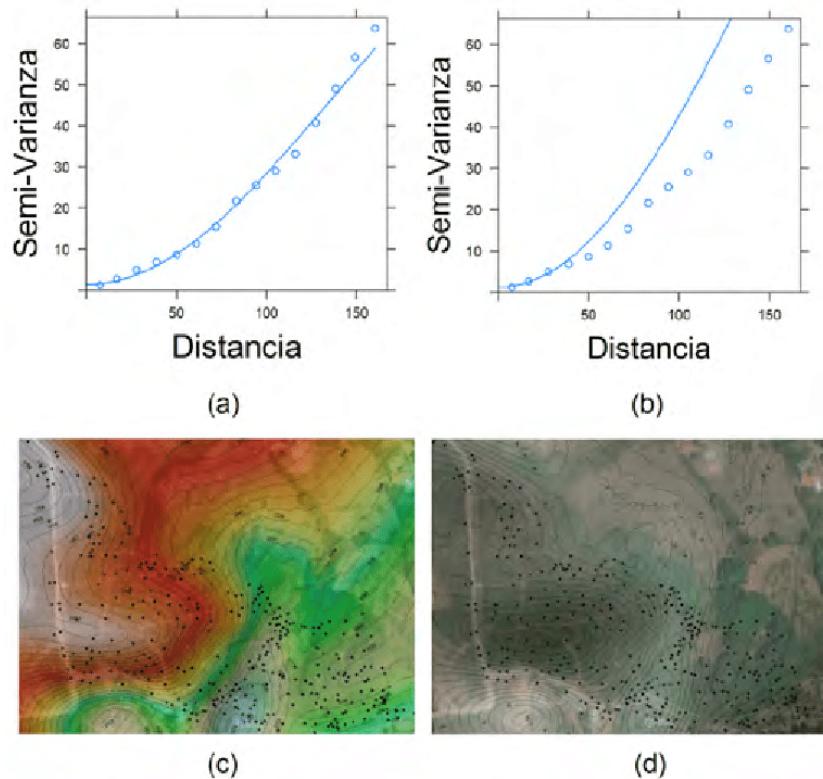


Figura 23. El modelo gaussiano isotrópico; el modelo gaussiano anisotrópico ajustado; la predicción de Kriging Simple Residual; y la varianza de Kriging Simple Residual.

Fuente: Haining (2003). «Spatial Data Analysis». (p. 352)

- **Logistic Regression:** modela fenómenos espaciales como las relaciones entre variables espaciales y no espaciales. (Haining, 2003)

2.2.7 Redes Neuronales Recurrentes y Redes Neuronales Convolucionales

Las Convolutional Neural Networks (CNN) y las Recurrent Neural Networks (RNN) son dos de las técnicas de Deep Learning que se emplean actualmente para abordar desafíos en el procesamiento del lenguaje natural. A continuación, se detallan algunas de las más utilizadas, destacando sus características predominantes y las discrepancias.

- **Redes Neuronales Convolucionales:** Hoy en día, el procesamiento de imágenes, que incluye problemas de clasificación y visión por computadora, es una de sus aplicacio-

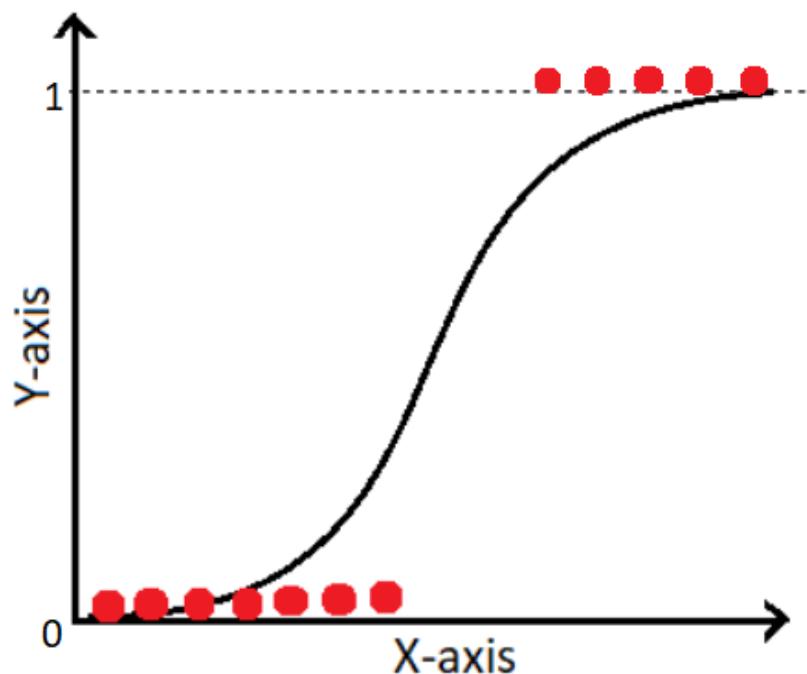


Figura 24. Regresión Logística.

Fuente: Haining (2003). «Spatial Data Analysis». (p. 358)

nes más relevantes. El proyecto de Yann LeCun, ImageNet, utiliza el reconocimiento de objetos en imágenes.

Estas redes también se utilizan para clasificar textos. Ronan Collobert y Jason Weston modificaron la arquitectura y los parámetros internos de las Redes Neuronales Convolucionales para usarlas en aplicaciones del PLN. La Figura 25 muestra la estructura de una CNN para problemas de procesamiento de información natural. (Kamath et al., 2019)

Debido a que se mueven a través de matrices en dos dimensiones, las convoluciones de imágenes suelen ser bidimensionales (2D). Sin embargo, debido a que están conformadas por vectores, las convoluciones 1D son extremadamente efectivas para el análisis de series temporales. La Figura 26 compara los tipos de convolución en función del tamaño de la dimensión. (Rao & McMahan, 2019)

El proceso de arquitectura CNN generalmente está situado en los problemas de clasificación de texto considerados en esta investigación y algunas priorizaciones relacionadas con el contenido del texto.

La ID genérica es la creación de los vectores de los códigos Mots para la matriz de entidad genérica, que es la misma que los unidimensionales para los mapas de características genéricos de la siguiente entrada. Para generar vectores nuevos y consistentes después de cada resultado, se reagrupan según la función de los criterios utilizados (por ejemplo,

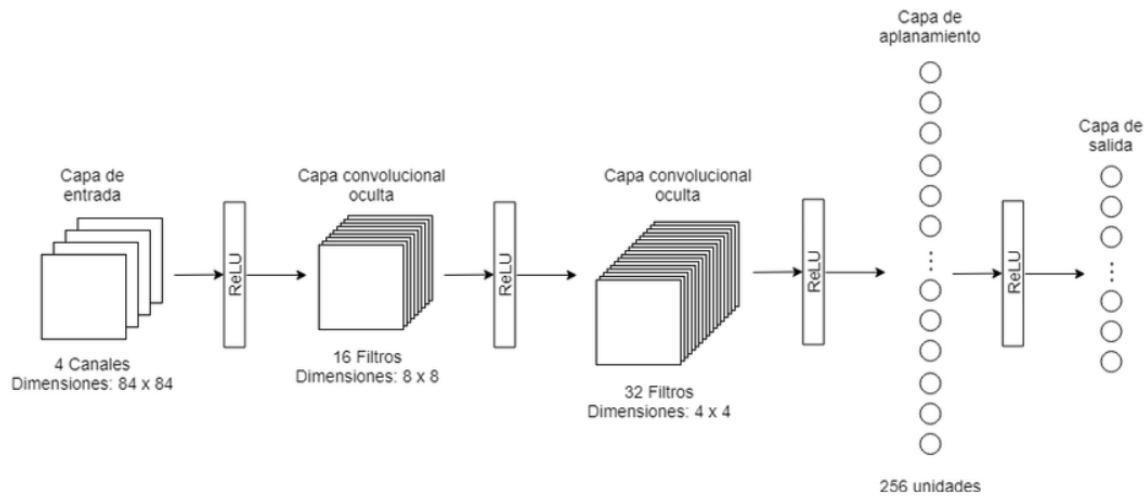


Figura 25. Arquitectura de un modelo CNN.

Fuente: Kim (2014). «Convolutional Neural Networks for Sentence Classification». (p. 1747)

máximo, mínimo, mes, etc.) y luego se vinculan al valor.

- **Redes Neuronales Recurrentes:** son muy utilizadas porque los datos son secuencias. En la comunicación del ser humano, se sabe que los fonemas son secuencias de palabras, se puede usar un elemento dependiente para predecir la palabra que sigue de una oración. En la siguiente figura se puede ejemplificar una RNN. (Rao & McMahan, 2019)

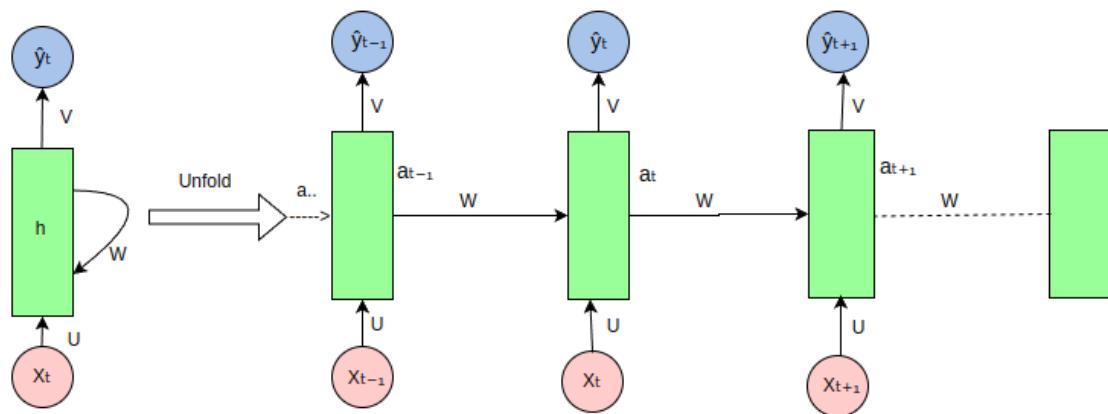


Figura 26. Modelo RNN.

Fuente: Rao y McMahan (2019). *Natural Language Processing with PyTorch: Build Intelligent Language Applications Using Deep Learning*. (p. 1747)

La ecuación para representar un estado específico en una Red Neuronal Recurrente (RNN)

se expresa como:

$$\mathbf{s}_i = \text{RSRNN}(x_i, \mathbf{s}_{i-1}) = \mathbf{g}(\mathbf{W}[\mathbf{s}_{i-1}; x_i] + \mathbf{b}) \quad (1)$$

- **Modelo Secuencia a Secuencia:** una técnica común en la traducción es la generación de lenguaje natural (NLG), basado en dos capas LSTM. De esto, 1º capa transforma la oración inicial para un «vector de pensamiento», mientras que en 2º capa decodifica la respuesta, como se observa la Figura 27. (Deng & Liu, 2018).

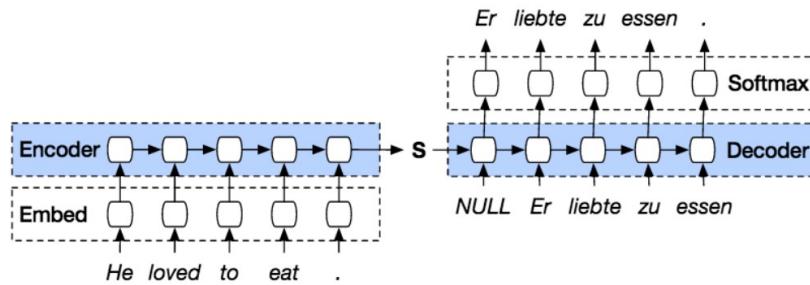


Figura 27. Modelo Seq2seq.

Fuente: Kostadinov (2019). «Understanding Encoder-Decoder Sequence to Sequence Model».

Debido a que estos modelos no pueden incluir el texto en su estado original sin limpiarlo previamente, estos modelos requieren un preprocesamiento del contenido textual. La biblioteca Natural Language Toolkit (NLTK) de Python facilita la modelización y el trabajo con texto. Sus funciones incluyen dividir el texto en oraciones, tokenizar, eliminar puntos y palabras de parada, reducir palabras a su forma raíz y convertir palabras a su forma base o diccionario. (Brownlee, 2017)

2.2.8 Redes Generativas Antagónicas

Las redes generadoras y discriminadoras son las dos redes que compiten entre sí en las Generative Adversarial Networks (GAN). El discriminador determina si los datos son reales o generados por el generador, mientras que la función del generador es producir nuevos datos que se asemejen al conjunto de datos de entrenamiento. (Goodfellow et al., 2014)

En este juego de suma cero, quien gana pierde. El generador tiene un alto error si el discriminador clasifica correctamente los datos generados, y viceversa. Debido a que dos tipos de redes trabajan juntos, el proceso de entrenamiento es esencial. (Goodfellow et al., 2014)

Las GAN se utilizan principalmente para producir datos que se asemejan a los de entrada. Esto puede ser simplemente para generar nuevos datos o para aumentar el tamaño de un conjunto de datos existente para entrenar otra red neuronal. (Goodfellow et al., 2014)

2.2.8.1. Arquitectura de las GAN

La Figura 30 muestra la relación entre el generador y el discriminador en una GAN. El discriminador debe determinar la procedencia de cada imagen que recibe, que puede provenir de un generador o de un conjunto de datos. Mientras tanto, los valores aleatorios se convierten en imágenes que el discriminador reconoce como pertenecientes al conjunto de datos a través del generador. (Goodfellow et al., 2014)

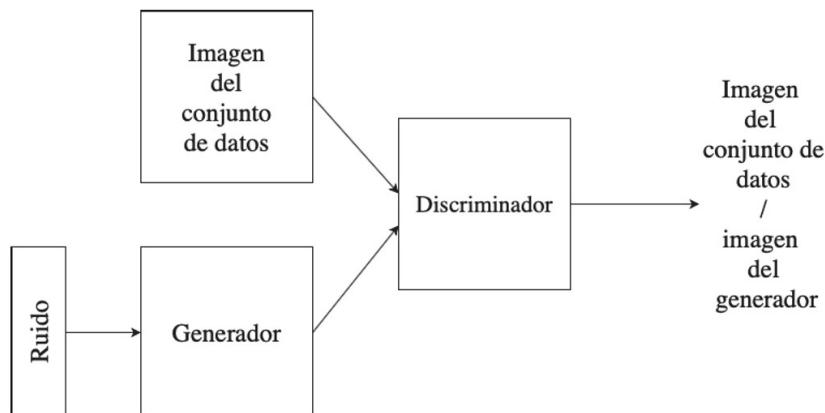


Figura 28. Red Generativa Antagónica de Imágenes.

Fuente: Goodfellow et al. (2014). «Generative Adversarial Networks».

El uso de GANs es amplia y no se limita a un tipo de datos específico. La Figura 31 muestra una GAN con un generador y un discriminador de dos capas. En el generador, cada capa es gradualmente más grande, mientras que en el discriminador, cada capa se vuelve más pequeña hasta que se encuentra una neurona en la última capa. (Goodfellow et al., 2014)

Como se muestra en la Figura 32 con imágenes en blanco y negro, la entrada del generador es una distribución aleatoria gaussiana. Su salida es comparable a la del conjunto de datos, y la capa de salida debe tener suficientes neuronas dispuestas de manera adecuada para producir datos con la misma estructura que el conjunto de datos original, ya sea imágenes, audio o cualquier otro tipo de datos. Por ejemplo, si se quieren imágenes de 20 x 20 píxeles, el generador debe producir 400 neuronas. Cada capa del generador es más grande que la anterior y generalmente utiliza la activación Selu, excepto la capa final, que utiliza Sigmoide. (Goodfellow et al., 2014)

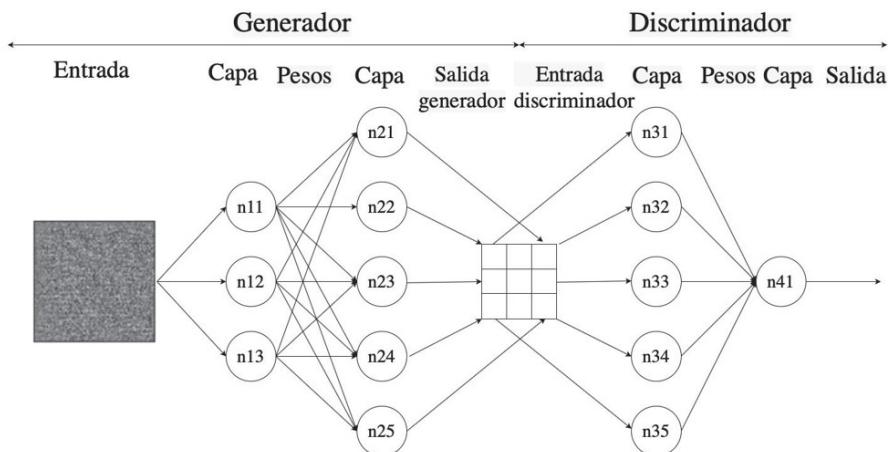


Figura 29. Red Generativa Antagónica de Imágenes.

Fuente: Goodfellow et al. (2014). «Generative Adversarial Networks».

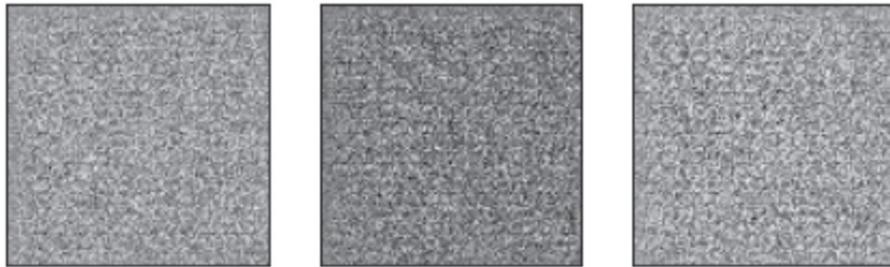


Figura 30. Imágenes de Ruido Gaussiano.

Fuente: Goodfellow et al. (2014). «Generative Adversarial Networks».

Los datos del conjunto de datos o los creados por el generador son la entrada del discriminador. Su salida consiste en una neurona con un solo valor numérico que intenta determinar si la entrada proviene del generador o del conjunto de datos. Por lo general, cada capa del discriminador contiene menos neuronas hasta que solo queda una neurona en la capa más alta. (Goodfellow et al., 2014)

2.2.8.2. Entrenamiento de las GAN

En el primer paso del proceso, el discriminador recibe capacitación para diferenciar entre imágenes reales y imágenes creadas por el generador. El generador se entrena para crear imágenes en el segundo paso, pero los pesos del discriminador no se actualizan en este caso. Las imágenes generadas se etiquetan como reales y el generador ajusta sus pesos para que el discriminador piense que son reales. Esto mejora su capacidad para generar imágenes más

parecidas al conjunto de datos original mediante la retropropagación del gradiente. (Géron, 2019)

Hasta que el generador produzca resultados satisfactorios, estos pasos se repiten. El discriminador se entrena con las imágenes recién generadas y luego se enseña al generador con lo que el discriminador ha aprendido. (Géron, 2019)

2.2.8.3. Dificultades del entrenamiento de las GAN

El juego de suma cero en las GAN significa que cuanto menor sea el error de uno de los elementos, mayor será el error del otro. Cuando ninguna de las dos redes cambia su estrategia, se alcanza un estado de equilibrio de Nash. Este equilibrio se alcanza cuando el generador crea imágenes perfectamente realistas y el discriminador intenta clasificarlas con una probabilidad del 50 % como generadas o del conjunto de datos. Es necesario aplicar la técnica de prueba y error durante el entrenamiento de una GAN porque no se puede garantizar que se llegue a este equilibrio. (Géron, 2019)

Cuando el conjunto de datos incluye varias clases, como diferentes tipos de mascotas (gatos, perros y conejos), el entrenamiento de una GAN se vuelve más difícil. Aunque el objetivo del discriminador sigue siendo distinguir entre imágenes reales y generadas, puede haber una clase en la que el generador produzca más imágenes que el discriminador clasifique como reales, mientras que en otras clases puede haber deficiencias. Por ejemplo, el generador puede ser muy hábil en la creación de imágenes de perros, pero no lo es en otras categorías. Esto puede llevar al generador a producir más imágenes de perros y olvidarse de cómo producir imágenes de otras clases. Al recibir principalmente imágenes de perros, el discriminador puede fallar en clasificar correctamente las imágenes de otras clases. (Géron, 2019)

2.2.9 Generación de Imágenes

En los últimos años, ha habido una notable evolución en la generación de imágenes a través de la Inteligencia Artificial, impulsada por dos modelos generativos importantes: los autocodificadores variacionales y las redes generativas antagónicas, particularmente las que utilizan capas convolucionales. Aunque existen otras técnicas para generar imágenes no relacionadas con la IA, como las utilizadas en cine o videojuegos, se utiliza el término «imágenes generadas por ordenador» o CGI en inglés para estos fines. A pesar de que este término incluye una variedad de técnicas, en su mayoría implica modelar objetos en tres dimensiones, aplicar texturas y renderizarlos en dos dimensiones. (Kingma & Welling, 2019)

DCGAN, o GAN con capas convolucionales, es una herramienta común para la generación de imágenes. Como las GAN convencionales, tiene un generador y un discriminador. La Figura 33 muestra la estructura típica de una DCGAN, que utiliza una capa inicial de tres

neuronas, seguida de tres capas de normalización y convolución transpuesta, produciendo una imagen a color. El discriminador, por otro lado, utiliza dos capas de convolución, dos capas de reducción y dos capas totalmente conectadas. (Kingma & Welling, 2019)

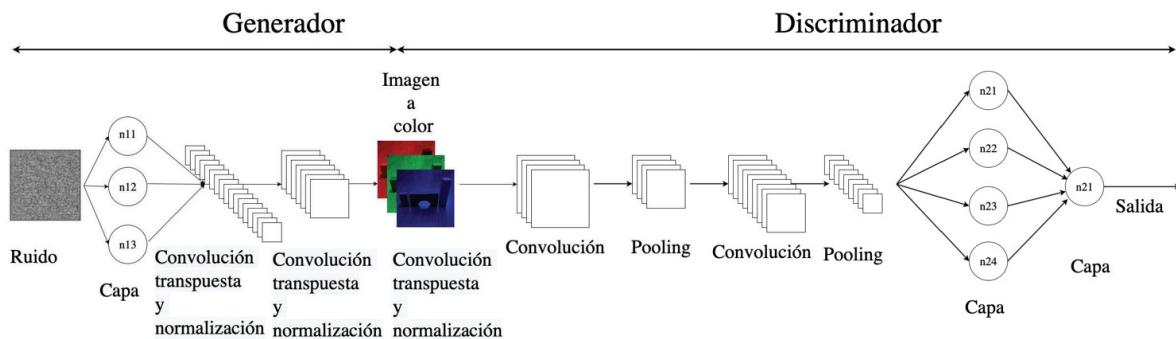


Figura 31. Arquitectura de Red Generativa Antagónica con Capas Convolucionales (DC-GAN).

Fuente: Kingma y Welling (2019). «An Introduction to Variational Autoencoders».

La entrada de ruido del generador se procesa a través de capas de normalización y convolución transpuesta para crear la imagen deseada. La entrada del discriminador conecta la salida del generador, que clasifica las imágenes como generadas o reales. El discriminador generalmente se compone de capas convolucionales y redes neuronales, con una sola neurona de salida con activación Sigmoide. (Kingma & Welling, 2019)

Los autocodificadores variacionales (VAE), que tienen similitudes con las GAN, son otra técnica común para generar imágenes. Los VAE consisten en un codificador y un decodificador y tienen como objetivo reconstruir las entradas de la red. El codificador reduce gradualmente la dimensionalidad de los datos hasta obtener una representación latente, que el decodificador reconstruye posteriormente. Los VAE pueden producir datos similares a los de entrenamiento y aplicar aleatoriedad para generar nuevas muestras. (Kingma & Welling, 2013)

La interpolación de datos es otra aplicación de los autocodificadores y los VAE; en este caso, la representación latente de dos datos se combina ponderadamente para generar nuevas muestras. Interpolando entre dos muestras ya existentes permite la creación de nuevas instancias de datos. (Kingma & Welling, 2013)

2.3 Marco Conceptual

2.3.1 Redes Inalámbricas

Una red inalámbrica es un sistema de comunicación de datos flexible que reduce la necesidad de conexiones físicas al enviar y recibir datos por aire a través de medios inalámbricos, como la tecnología de radiofrecuencia. Las redes de datos están experimentando un cambio significativo gracias a la revolución de las comunicaciones inalámbricas. Los recientes avances en las redes y la tecnología inalámbrica han permitido que la gran mayoría de los dispositivos inalámbricos que se utilizan hoy en día se conecten fácilmente. Es necesario maximizar el uso de los recursos del espectro para permitir que millones de dispositivos inalámbricos se conecten inalámbricamente. (Pundalik et al., 2023)

Las redes inalámbricas utilizan ondas electromagnéticas para transferir información entre lugares sin tener conexiones físicas. Las ondas de radio suelen denominarse portadoras de radio, ya que sólo envían energía a un receptor distante. Los datos que se transfieren se superponen a la onda de radio para garantizar una extracción precisa en el extremo receptor. Debido a que la frecuencia de la información de modulación o la velocidad de bits se suman a la portadora de radio después de que los datos se superponen (modulan) sobre ella, la señal de radio tiene muchas frecuencias. Si las ondas de radio se envían en diferentes frecuencias de radio, varias portadoras de radio pueden coexistir en el mismo espacio sin interferir entre sí. Las señales de radio, los formatos de datos y la arquitectura de la red son los tres componentes de una red inalámbrica. Dado que estos tres elementos no están relacionados entre sí, deben describirse al construir una nueva red. Mientras que la señal de radio opera en la capa física, el formato de datos tiene un impacto en varios niveles superiores del modelo de referencia OSI. Las estaciones base y los adaptadores de interfaz de red inalámbrica son componentes de la estructura de la red que envían y reciben señales de radio. Cada computadora y estación base en una red inalámbrica tiene adaptadores de interfaz de red que transforman los datos digitales en señales de radio, que luego se envían a otros dispositivos conectados. Además, reciben y transforman las señales de radio entrantes de otros componentes de la red en datos digitales. Los formatos de datos, las arquitecturas de red y las señales de radio son distintos para cada servicio de datos inalámbricos de banda ancha. (Rafaqat & Muhammad, 2019)

Las redes inalámbricas se clasifican normalmente en cinco grupos distintos. La región de aplicación y el rango de señal son los principales criterios utilizados para esta clasificación (Figura 30). Las redes inalámbricas en el primer grupo, WBAN, conectan dispositivos en la superficie del cuerpo entre sí. Las señales de estas redes pueden alcanzar un máximo de dos metros. El segundo grupo, conocido como WPAN, está compuesto por redes inalámbricas con un alcance de señal mínimo de 10 metros que se utilizan para conectar varios dispositivos entre sí. El tercer grupo cumple con el estándar de redes inalámbricas, que busca cubrir un edificio o

habitación como máximo. El alcance de señal de este grupo, conocido como WLAN, suele ser de 30 metros en interiores y de 100 a 200 metros en exteriores. El término fidelidad inalámbrica (Wi-Fi o IEEE 802.11) se usa con frecuencia para describir la tecnología inalámbrica. La WMAN, la cuarta clase de red inalámbrica, permite a los usuarios conectarse a Internet con un alcance de señal de entre 5 y 20 kilómetros. Este protocolo a menudo se conoce como IEEE 802.16-2001, también conocido como interoperabilidad mundial para acceso por microondas (WiMAX). El WWAN es el grupo final. Las redes WWAN (redes basadas en GSM y CDMA) ofrecen conexiones inalámbricas en una área mucho más amplia que el grupo anteriormente mencionado utilizando la infraestructura de red de los operadores móviles. (IEEE, 2010)

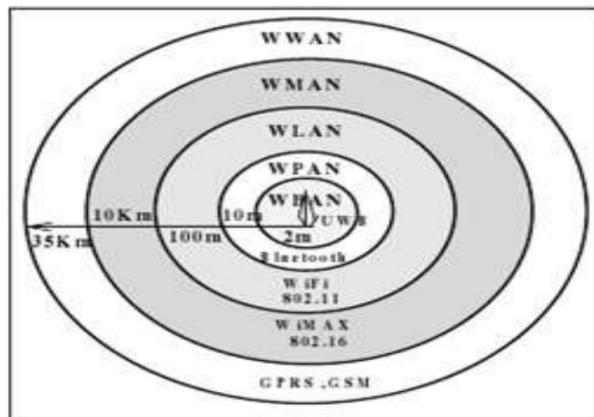


Figura 32. Clasificación de redes inalámbricas con su alcance de señal.

Fuente: IEEE (2010). «IEEE P802.11s Task Group IEEE Unapproved Draft Standard P802.11s/D4.0».

2.3.2 Calidad de Servicio (QoS)

La expansión de las redes de datos de alta velocidad depende de la calidad de servicio (QoS). Esto es particularmente cierto cuando se trata de cumplir con las limitaciones de velocidad de datos y latencia de paquetes de los consumidores de datos en tiempo real. Al transferir un flujo de paquetes desde el origen al destino, la red debe cumplir con ciertos requisitos de calidad de servicio (QoS). Debido a este requisito, las redes que utilizan comunicación inalámbrica enfrentan desafíos especiales. La calidad de un canal inalámbrico varía significativamente entre los usuarios y cambia enormemente con el tiempo, tanto en escalas de tiempo lentas como rápidas. Además, el ancho de banda inalámbrico generalmente es limitado y debe utilizarse con precaución. Encontrar formas eficientes de proporcionar QoS para datos en tiempo real (como transmisiones de audio y video en vivo) a través de canales inalámbricos es necesario para brindar la calidad de servicio (QoS) adecuada a la mayor cantidad de personas posible (Pang et al., 2010). La confiabilidad de la red siempre ha sido crucial para muchas aplicaciones de red. Sin

embargo, con el aumento en la cantidad de datos de audio y video que se transmiten a través de las redes abiertas de conmutación de paquetes, la capacidad de garantizar la calidad de servicio (QoS) en las redes actuales puede ser más crucial que nunca. Como resultado, se ha dedicado una gran cantidad de tiempo y esfuerzo a encontrar una forma de mantener un rendimiento constante de la red mientras se utilizan todos los recursos disponibles. Las garantías de servicio probablemente sean el requisito previo más importante para el éxito de la transmisión de audio y video. Muchos proveedores de servicios han comenzado a utilizar redes de conmutación de paquetes para ofrecer servicios de video y telefonía en los últimos años. Una de las razones por las que se crearon estos servicios es que la red IP ofrece capacidad adicional que puede utilizarse por una fracción del costo de una red dedicada de conmutación de circuitos. Otro argumento es que la naturaleza libre de forma de una red de conmutación de paquetes aumenta su adaptabilidad y permite la creación de nuevos servicios como video bajo demanda. Los diferentes métodos de compresión codifican los flujos a diferentes velocidades de bits para maximizar la eficiencia, lo que crea un problema único para la transmisión de audio/vídeo (VBR). Es posible garantizar el rendimiento a tasas de bits más altas para tales flujos, pero esto es ineficaz. Un sistema de calidad de servicio (QoS) mejorado también garantizaría el rendimiento a la velocidad de bits promedio y permitiría el tráfico en ráfagas con la menor pérdida y retraso. (Pang et al., 2010)

2.3.3 Diferentes parámetros que deben enviarse para las comunicaciones de extremo a extremo a través de redes inalámbricas

Actualmente, la información se presenta en una variedad de formatos, como texto, imágenes, sonido y video.

- **Textos:** En tecnología de la información, el texto es una serie de caracteres que los humanos pueden leer y luego codificar en formatos legibles por computadora como ASCII. Las imágenes visuales en forma de mapas de bits, que en realidad están en su propio formato legible por computadora, y el código de programa, al que con frecuencia se hace referencia como "binario", son ejemplos de datos que no han sido codificados con caracteres. En las transmisiones de datos, el texto se representa como una serie de bits o un patrón de bits (0 o 1). Muchos conjuntos de patrones de bits se han desarrollado para representar símbolos de texto. El proceso de representar símbolos se conoce como codificación, y cada conjunto se denomina código. El sistema de codificación popular actual, Unicode, representa cada letra o símbolo en cualquier idioma del mundo en 32 bits. El Código Estándar Americano para el Intercambio de Información (ASCII), creado hace muchos años en los Estados Unidos, es responsable de los primeros 127 caracteres de Unicode, que se conocen comúnmente como Latín Básico. (Marks & Gifford, 2001)
- **Imágenes:** Las imágenes también se pueden representar utilizando patrones de bits. Una

matriz de píxeles, o “componentes de imagen”, donde cada píxel es un punto diminuto, compone una imagen. El tamaño de un píxel está influenciado por la resolución. Por ejemplo, una imagen se puede dividir en 1.000 o 10.000 píxeles. En el segundo escenario, la imagen tiene una mejor resolución y representación, pero necesita más memoria para retenerla. Después de dividirlo en píxeles individuales en una imagen, a cada píxel se le asigna un patrón de bits. El tamaño y el valor del patrón se determinan por la imagen. Por ejemplo, puede mostrar escala de grises en cuatro niveles diferentes utilizando patrones de dos bits. Los números 00, 01, 10 y 11 pueden usarse para representar un píxel negro, mientras que el número 10 puede usarse para representar un píxel gris claro. Es posible representar una imagen en color de varias maneras. Como resultado de la combinación de los colores rojo, verde y azul, una técnica conocida como RGB crea cada color. Después de medir la intensidad de cada color, se le asigna un patrón de bits. Otra técnica llamada YCM combina tres colores principales: amarillo, cian y magenta. (Singh et al., 2011)

- **Audios:** El término “audio” se refiere a la transmisión o grabación de sonido o música. El sonido se distingue del texto, los números y las imágenes por sus características propias. No es diferente; es constante. Incluso cuando utilizamos un micrófono para convertir música o voz en señal eléctrica, seguimos produciendo una señal continua. Los Capítulos 4 y 5 nos enseñan cómo convertir sonido o música a una señal digital o analógica. (Singh et al., 2011)
- **Videos:** Un video es una imagen o película que ha sido grabada o transmitida. El video se puede crear como una entidad continua (como una cámara de televisión) o como una colección de imágenes discretas combinadas para crear la ilusión de movimiento. El video se puede convertir nuevamente en una señal digital o analógica. (Karnik & Passerini, 2005)

2.3.4 Access Points

Un dispositivo de red que permite la conexión de dispositivos inalámbricos a una red cableada se conoce como punto de acceso inalámbrico (WAP). La instalación de WAP es más rápida y fácil que conectar todos los dispositivos mediante cables. (Cisco, 2023)

Los puntos de acceso también se conocen como AP o WAP. Son dispositivos que pueden conectar dispositivos móviles o tarjetas de red inalámbricas a equipos a través de una red inalámbrica externa, que puede ser local o de Internet. Esta red inalámbrica, conocida como WLAN (Red inalámbrica de área local), se utiliza para disminuir las conexiones cableadas. Conozca el significado de AP y todas sus características. (YMANT, 2023)

Se pueden configurar para una variedad de funciones según nuestras necesidades. Algunas de las características incluyen:



Figura 33. Access Points.

Fuente: Cisco (2023). «¿Qué es un access point?»

- **Modo cliente:** Se utiliza como receptor y se conecta a una red como un cable de red. (YMANT, 2023)
- **Modo AP (punto de Acceso):** El punto de acceso es donde se instala el cableado y permite que varios usuarios accedan a la red. (YMANT, 2023)
- **Modo Repetidor:** Este modo puede extender la señal para que el punto de acceso amplifique la señal que recibe para maximizar el rango de acción. (YMANT, 2023)
- **Modo Bridge:** Este método se emplea para cubrir distancias considerables, como dos edificios distintos. Podemos establecer una red Wi-Fi a distancias significativas si conectamos dos puntos de acceso entre sí. (YMANT, 2023)

Los WAP conectan cada dispositivo a la red de manera más fácil, segura y económica que los cables. El uso de WAP para establecer una red inalámbrica puede ser muy ventajoso para las pequeñas empresas. Las redes inalámbricas facilitan el acceso y la incorporación de nuevos usuarios. Con una contraseña segura para la red inalámbrica, un invitado puede acceder fácilmente a Internet. También es posible dividir a los usuarios, incluidos los invitados, para proteger los recursos y los activos de la red. (Cisco, 2023)

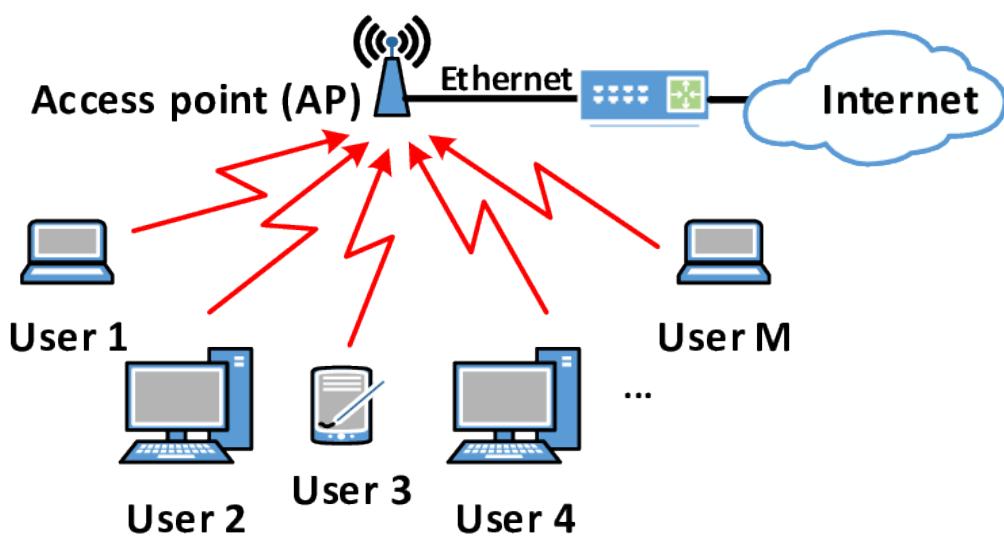


Figura 34. Funcionamiento de un AP.

Fuente: YMANT (2023). «¿Qué es un AP (Access Point) y que usos y modos tiene?»

Capítulo III: Metodología de la Investigación

3.1 Diseño de la investigación

En esta sección se detallan el diseño, tipo y enfoque de la investigación, así como la población y la muestra.

3.1.1 Tipo de investigación

Se ha identificado que este estudio posee un diseño experimental con el propósito de establecer el tipo de investigación. Como lo dice Hernández Sampieri et al. (2014), en la obra titulada *Metodología de la Investigación*, busca determinar la consecuencia de una razón manipulada. Específicamente, se clasifica como un diseño experimental puro debido a la utilización intencionada de variables independientes (modificadas, eliminadas o añadidas) para evaluar su influencia en la variable dependiente, que en este caso es la predicción de las ubicaciones de puntos de acceso (AP) en diversos planos.

3.1.2 Enfoque de la investigación

Este estudio adoptó un enfoque cuantitativo, conforme a lo explicado por Hernández Sampieri et al. (2014) en su libro *Metodología de la Investigación*. Este enfoque se basa en la recopilación de datos para comprobar hipótesis mediante mediciones numéricas y análisis estadísticos, con el objetivo de identificar patrones de comportamiento y validar teorías. La metodología empleada sigue los diez pasos del proceso cuantitativo descritos por el autor, aplicados desde la formulación de la idea hasta la presentación de los resultados finales en el informe de investigación.

3.1.3 Población

Podemos mostrar que la población se compone por los diversos entornos y espacios interiores (planos de edificios, oficinas, centros comerciales, etc.) donde se planea optimizar la cobertura de redes inalámbricas mediante la predicción de ubicaciones para puntos de acceso (APs) utilizando Inteligencia Artificial Generativa.

3.1.4 Muestra

La muestra consistió en 19,154 imágenes de planos interiores en formato vectorial del antecedente Wu et al. (2019), que se obtuvieron del conjunto RPLAN público. El criterio de selección de esta categoría se basó en los problemas que enfrentan tanto empresas como usuarios en la actualidad con la cobertura Wi-Fi y la ubicación ineficaz de los puntos de acceso interior, lo que resulta en quejas y pérdidas de dinero al realizar una reinstalación o reubicación de estos puntos.

3.1.5 Operacionalización de Variables

Los detalles acerca de cómo se definen y miden las variables de estudio se presentan en la Tabla 1.

Tabla 1
Matriz de Variables Principales.

| VARIABLE | DIMENSIÓN | INDICADOR DEL INDICADOR | DEFINICIÓN | TÉCNICA DE MEDICIÓN | ESCALA |
|---|----------------------------------|--|--|---|---------------------------|
| Independiente: Imágenes de Planos Interiores | Calidad de la Imagen | Resolución | Número de píxeles por unidad de área (píxeles por pulgada) | Análisis de propiedades de la imagen | ppi (píxeles por pulgada) |
| | Detalle Arquitectónico | Número de Elementos Arquitectónicos Identificables | Cantidad de detalles arquitectónicos (paredes, puertas, ventanas) claramente identificables en la imagen | Contaje manual o mediante software de análisis de imágenes | Número |
| Dependiente: Predicción de Ubicaciones de APs Indoor Con Inteligencia Artificial Generativa | Precisión de la Predicción | Diferencia de Cobertura Predicha vs Real | Diferencia entre la cobertura predicha por el algoritmo y la cobertura real medida | Comparación de resultados de simulación y medición real | Porcentaje |
| | Sensibilidad | Tasa de Verdaderos Positivos | Proporción de ubicaciones predichas correctamente como óptimas respecto al total de ubicaciones óptimas reales | Evaluación de predicciones respecto a un conjunto de prueba | Porcentaje |

| | | | | |
|------------------------|--|--|---|-----------|
| Puntaje F1 | Media Armónica de Precisión y Sensibilidad | Integra la precisión y la sensibilidad en un único valor | Evaluación de predicciones respecto a un conjunto de prueba | Valor F1 |
| Área Bajo la Curva ROC | AUC-ROC | Evalúa la habilidad del modelo para distinguir entre diferentes clases | Evaluación de la curva ROC | Valor AUC |

Fuente: Elaboración propia.

3.2 Técnicas de recolección de datos

La recolección de planos interiores es un paso crucial para la optimización de la cobertura de redes inalámbricas mediante la Inteligencia Artificial Generativa. Una de las técnicas más accesibles y efectivas para obtener estos planos es a través del uso de bases de datos públicas y repositorios en línea. Estas fuentes ofrecen una amplia variedad de planos de planta, que pueden ser utilizados para modelar y predecir las ubicaciones óptimas de puntos de acceso (APs) en diferentes entornos interiores.



Figura 35. Plano interior.

Fuente: Wu et al. (2019).

- **Repositorios de Arquitectura y Diseño:** Existen múltiples repositorios en línea dedicados específicamente a la arquitectura y el diseño. Sitios web como ArchDaily, Floorplanner y otros, ofrecen planos de planta y modelos 3D de edificios que pueden ser descargados y utilizados para diversos fines. Estos repositorios suelen incluir planos de diferentes tipos de edificios, desde residenciales hasta comerciales y educativos, lo que proporciona una amplia gama de opciones para la optimización de redes inalámbricas.
- **Bibliotecas Digitales y Bases de Datos Académicas:** Las bibliotecas digitales y bases de datos académicas son otra fuente valiosa para la recolección de planos interiores. Instituciones académicas y bibliotecas públicas a menudo mantienen colecciones de planos de edificios históricos y contemporáneos. Plataformas como JSTOR, Google Scholar y las bibliotecas digitales universitarias pueden contener planos de planta detallados en publicaciones académicas, tesis y proyectos de investigación.
- **Plataformas de Colaboración y Repositorios de Código Abierto:** Plataformas como GitHub y otros repositorios de código abierto también pueden ser recursos útiles para la recolección de planos interiores. Investigadores y profesionales de la industria a menudo comparten conjuntos de datos, modelos y planos como parte de sus proyectos de colaboración. Estos recursos pueden ser utilizados libremente bajo licencias abiertas, lo que facilita su integración en proyectos de optimización de redes inalámbricas.
- **Repositorios de Proyectos de Construcción:** Sitios web como Procore y otros repositorios de gestión de proyectos de construcción ofrecen planos y documentos relacionados con proyectos de construcción. Estos repositorios son utilizados por profesionales de la construcción para gestionar y compartir información sobre proyectos, y a menudo incluyen planos de planta detallados que pueden ser utilizados para análisis posteriores.

3.3 Técnicas para el procesamiento y análisis de la información

3.3.1 Metodología de implementación de la solución

La producción de imágenes mediante Inteligencia Artificial Generativa involucra varias fases de desarrollo, que van desde la recopilación de imágenes hasta su interpretación, como se menciona en el trabajo de Kingma y Welling (2019). La imagen adquirida debe pasar por un proceso detallado posteriormente para alcanzar su etapa final. La metodología de esta investigación se muestra en la Figura 37.

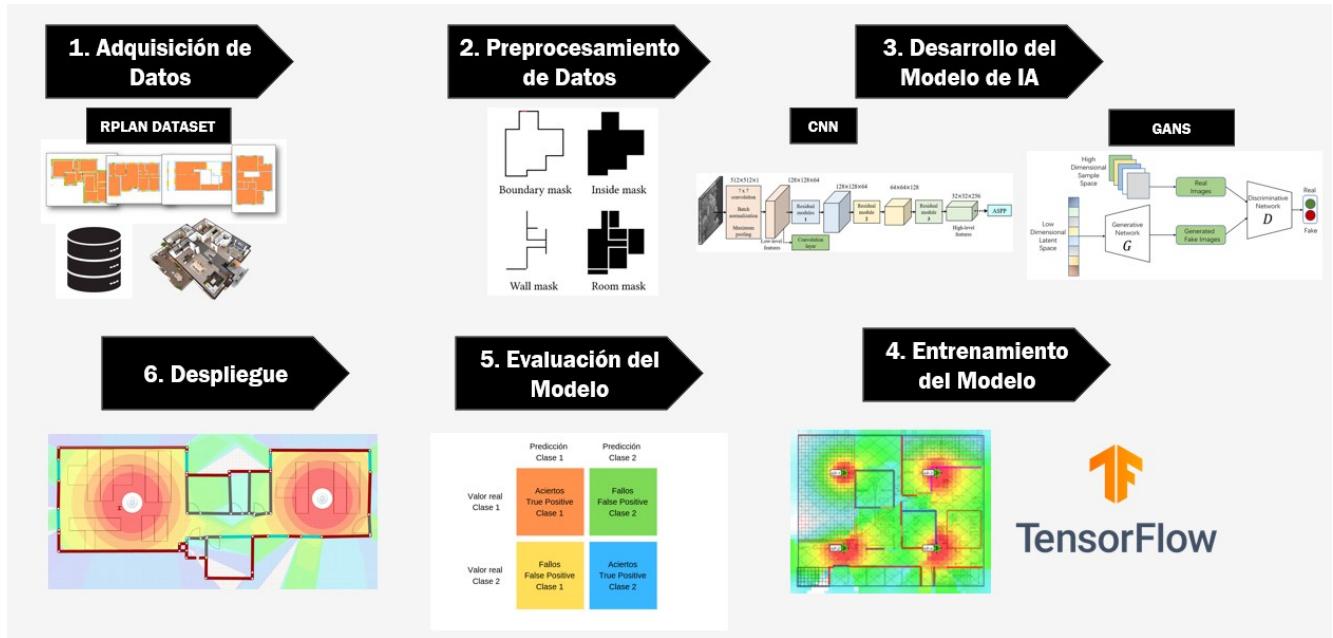


Figura 36. Método de Investigación.

Fuente: Elaboración propia.

3.3.1.1. Adquisición de Datos

En esta sección se describe el procedimiento utilizado para obtener el conjunto de datos empleado en este estudio. A continuación, se presenta una tabla que resume las tareas y actividades realizadas durante esta fase de adquisición. El primer paso fue la recopilación de datos. Los detalles sobre las actividades y tareas se encuentran en la Tabla 2.

Tabla 2

Tabla de la Adquisición de Datos.

| Actividades | Descripción | Tareas |
|--|---|--|
| Identificación de la data que contengan imágenes de planos interiores de planta con dimensiones idénticas y características similares. | Identificación de la data que contengan imágenes de planos interiores de planta relevantes para la investigación. | <ul style="list-style-type: none"> ■ Analizar y identificar bases de datos con planos de planta interiores. ■ Confirmar que la base de datos esté disponible públicamente y sea pertinente para el estudio. ■ Descargar los datos desde el repositorio apropiado. |

Fuente: Elaboración propia.

Enseguida, se proporciona un detalle de la actividad mencionada en la tabla anterior, junto con los resultados que se esperan obtener.

Actividad 1: Identificación de la data que contengan imágenes de planos interiores de planta con dimensiones idénticas y características similares

Esta actividad explica la identificación de la data. Para la data, se obtuvieron más de ochenta mil planos de plantas de edificios residenciales reales de la data pública RPLAN, que recolectó planos del mercado inmobiliario de Asia en 2019. Las imágenes de planos interiores se encuentran en la base de datos. La Figura 38 muestra ejemplos de cómo es la data. Cada plano de planta tiene gráficos vectoriales dentro de una región cuadrada de $18m \times 18m$ con elementos geométricos e información semántica, y cada plano de planta tiene una imagen de 256×256 .

Entregable: Dataset, creado en Asia, contiene imágenes de planos interiores del mercado inmobiliario asiático.

3.3.1.2. Preprocesamiento de Datos

Se realizará el preprocesamiento de las imágenes del conjunto en esta etapa. La tabla 3 incluye las tareas y actividades necesarias para completar la etapa de preprocesamiento:

Tabla 3
Actividades de la fase de Preprocesamiento de Datos.

| Actividades | Descripción | Tareas |
|---|---|---|
| Filtración de las imágenes de los planos interiores | Filtrado de datos no estándar para evitar interferencias y mejorar la fiabilidad del conjunto de datos. | <ul style="list-style-type: none"> ■ Eliminar planos de planta que contengan tipos de habitaciones indefinidas o de muy baja frecuencia. ■ Mantener planos de planta que cumplan con los siguientes requisitos: <ol style="list-style-type: none"> 1. Área total del plano de planta superior a 60 m² y menor a 120 m². 2. Número de habitaciones en el plano de planta mayor que 3 y menor que 9. 3. El plano de planta tiene sala de estar. 4. La proporción del área de la sala de estar respecto al área total del plano de planta es mayor que 0.25 y menor que 0.55. 5. El área promedio de cada habitación es mayor a 10 m² y menor a 20 m². |

| Actividades | Descripción | Tareas |
|---|---|---|
| Representación de las imágenes de los planos interiores | Representación de cada plano de planta como una imagen de cuatro canales. | <ul style="list-style-type: none"> ■ Guardar la máscara interior en el primer canal. ■ Almacenar la información de límites en el segundo canal. ■ Representar la semántica de habitaciones y paredes en el tercer canal con números enteros específicos. ■ Usar el cuarto canal para almacenar información adicional que distinga entre diferentes habitaciones con las mismas etiquetas. Diferentes números enteros se utilizan para distinguir habitaciones con las mismas etiquetas. |

Tabla 3
Actividades de la fase de Preprocesamiento de Datos.

Fuente: Elaboración propia.

Enseguida, se describe en detalle las actividades junto con el resultado esperado.

Actividad 1: Filtración de las imágenes de los planos interiores

En la fase de preprocesamiento de datos, la actividad de Filtración se enfoca en depurar y mejorar la calidad del conjunto de datos al eliminar información irrelevante o poco confiable. Esto se logra a través de la eliminación de datos no estándar y la conservación de aquellos que cumplen con criterios específicos de relevancia y fiabilidad.

Entregable: Conjunto de datos filtrado y optimizado para su posterior análisis.

Actividad 2: Representación de las imágenes de los planos interiores

Por otro lado, la actividad de Representación se encarga de convertir los datos en un formato visual o estructurado más adecuado para su análisis y comprensión. Esto implica transformar los datos en imágenes o representaciones gráficas que faciliten su visualización y entendimiento, contribuyendo así a una mejor interpretación por parte de los usuarios finales, como podemos observar en la Figura 38.

Entregable: Representación visual y estructurada de cada plano de planta en un formato adecuado para su procesamiento y análisis posterior.

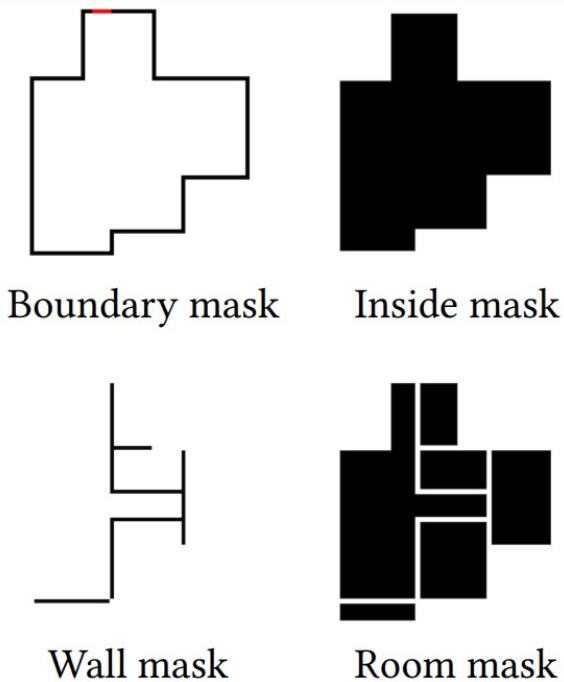


Figura 37. Representación de las imágenes de los planos interiores.

Fuente: Wu et al. (2019). «Data-driven Interior Plan Generation for Residential Buildings».

3.3.1.3. Desarrollo del Modelo de IA

Tres actividades fundamentales componen el modelo generativo para la optimización de la cobertura de las redes inalámbricas para la predicción de las ubicaciones de los puntos de acceso. Cada una de estas actividades utiliza estrategias de Aprendizaje Profundo avanzadas para trabajar de manera secuencial y colaborativa. La Tabla 4 muestra todo esto más a fondo.

Tabla 4
Actividades de la fase de Desarrollo del Modelo de IA.

| Actividades | Descripción | Tareas |
|------------------------|---|--|
| Arquitectura de la Red | Diseñar la arquitectura de la red neuronal para la predicción de APs. | <ul style="list-style-type: none"> ■ Selección del tipo de red CNN y GAN. ■ Diseño de la arquitectura de la red (capas convolucionales). ■ Implementación de la red en un framework de Aprendizaje Profundo. ■ Definición de entradas y salidas. |

Fuente: Elaboración propia

Enseguida, se proporciona un detalle de la actividad junto con el entregable correspondiente que se espera obtener.

Actividad 1: Arquitectura de la Red

Durante esta etapa, mencionaré el diseño e implementación de la arquitectura de una red neuronal destinada a predecir las ubicaciones de puntos de acceso (APs). Se empleará una combinación de Redes Neuronales Convolucionales (CNN) y Redes Generativas Antagónicas (GANs) para aprovechar sus capacidades en la extracción de características espaciales y la generación de soluciones óptimas.

Respecto, al proceso de Red Neuronal Convolucional (CNN) para la extracción de características, podemos verla con más detalle en la Figura 39, donde se ve el uso de la capa Conv2D (Varias capas convolucionales para extraer características espaciales), la capa Max-Pooling2D (Capas de pooling para reducir dimensionalidad y mantener características importantes), la capa Flatten (Aplanar la salida para conectarla con capas densas) y finalmente la capa Dense (Capas densas para aprendizaje y combinación de características extraídas).

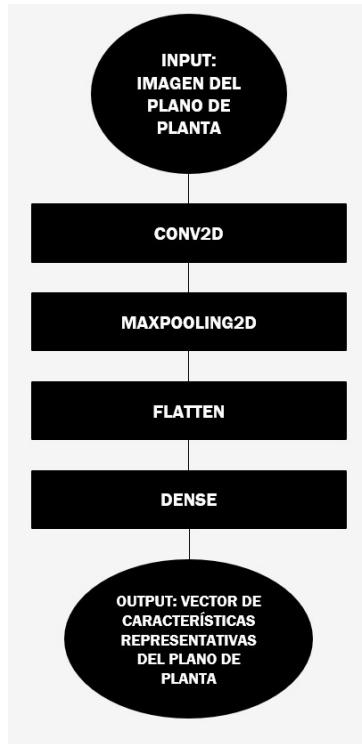


Figura 38. CNN para el análisis y extracción de rasgos característicos.

Fuente: Elaboración propia.

Por consiguiente, al proceso del Generador del GAN, podemos verla con más detalle en la Figura 40, donde se ve el uso de la capa Dense (Varias capas densas para transformar el vector de características en un plano con las ubicaciones de los Ap's), la capa Reshape (Dar forma al plano para que corresponda con las dimensiones del plano de planta), la capa Flatten (Aplanar la salida para conectarla con capas densas) y finalmente la capa Conv2DTranspose (Capas convolucionales transpuestas para generar la imagen final).

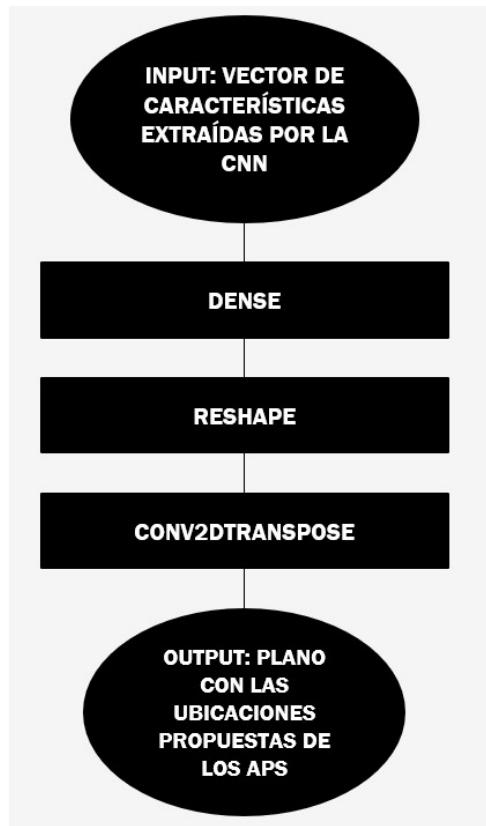


Figura 39. Generador del GAN.

Fuente: Elaboración propia.

Finalmente, al proceso del Discriminador del GAN, podemos verla con más detalle en la Figura 41, donde se ve el uso de la capa Conv2D (Varias capas convolucionales para analizar la imagen y evaluar la calidad de las ubicaciones propuestas), la capa MaxPooling2D (Capas de pooling para reducir dimensionalidad), la capa Flatten (Aplanar la salida para conectarla con capas densas) y finalmente la capa Dense (Capas densas para la clasificación final).

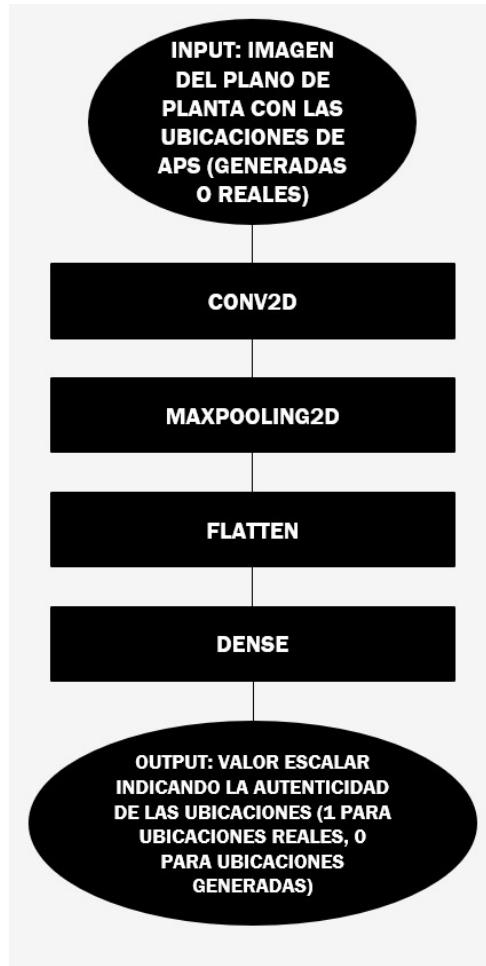


Figura 40. Discriminador del GAN.

Fuente: Elaboración propia.

A todo ello se utilizará TensorFlow para implementar la arquitectura descrita. A continuación, se presenta un pseudocódigo para la implementación en la Figura 42.

```

import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.layers import Conv2D, MaxPooling2D, Flatten, Dense, Reshape, Conv2DTranspose, Input
from tensorflow.keras.models import Model

# CNN para extracción de características
input_image = Input(shape=(256, 256, 1))
x = Conv2D(32, (3, 3), activation='relu', padding='same')(input_image)
x = MaxPooling2D((2, 2))(x)
x = Conv2D(64, (3, 3), activation='relu', padding='same')(x)
x = MaxPooling2D((2, 2))(x)
x = Flatten()(x)
features = Dense(128, activation='relu')(x)

# Generador del GAN
g_input = Input(shape=(128,))
g = Dense(64 * 64 * 128, activation='relu')(g_input)
g = Reshape((64, 64, 128))(g)
g = Conv2DTranspose(64, (3, 3), strides=(2, 2), padding='same', activation='relu')(g)
g = Conv2DTranspose(32, (3, 3), strides=(2, 2), padding='same', activation='relu')(g)
g_output = Conv2DTranspose(1, (3, 3), activation='sigmoid', padding='same')(g)

# Discriminador del GAN
d_input = Input(shape=(256, 256, 1))
d = Conv2D(32, (3, 3), activation='relu', padding='same')(d_input)
d = MaxPooling2D((2, 2))(d)
d = Conv2D(64, (3, 3), activation='relu', padding='same')(d)
d = MaxPooling2D((2, 2))(d)
d = Flatten()(d)
d_output = Dense(1, activation='sigmoid')(d)

# Modelos
cnn_model = Model(input_image, features)
generator = Model(g_input, g_output)
discriminator = Model(d_input, d_output)

# Compilación de modelos
discriminator.compile(optimizer='adam', loss='binary_crossentropy', metrics=['accuracy'])
discriminator.trainable = False

gan_input = Input(shape=(128,))
gan_output = discriminator(generator(gan_input))
gan_model = Model(gan_input, gan_output)
gan_model.compile(optimizer='adam', loss='binary_crossentropy')

```

Figura 41. Pseudocódigo para la implementación.

Fuente: Elaboración propia.

Entregable: Código fuente de la red neuronal implementada, Diagramas y especificaciones de la arquitectura de la red y Especificaciones de entrada y salida del modelo.

3.3.1.4. Entrenamiento del Modelo

Al concluir la etapa del Desarrollo del Modelo de IA, se continua con el Entrenamiento, en la Tabla 5 fueron diseñados siguiendo las actividades.

Tabla 5
Actividades del Entrenamiento del Modelo.

| Actividades | Descripción | Tareas |
|---------------------------|--|--|
| Entrenamiento Supervisado | Utilizar datos anotados para entrenar el modelo de predicción de APs. | <ul style="list-style-type: none"> ■ Entrenamiento del modelo utilizando el dataset anotado. ■ Evaluación y ajuste de hiperparámetros. |
| Optimización de Cobertura | Entrenar el modelo para maximizar la cobertura y minimizar la interferencia. | <ul style="list-style-type: none"> ■ Uso de técnicas de regularización para evitar sobreajuste. ■ Simulaciones para evaluar el impacto de las predicciones de APs en la cobertura de red. ■ Ajuste iterativo del modelo basado en los resultados de las simulaciones. |

Actividad 1: Entrenamiento Supervisado

El entrenamiento supervisado implica el uso de un conjunto de datos anotado donde las ubicaciones óptimas de los puntos de acceso (APs) están previamente definidas. Este proceso es fundamental para enseñar al modelo a reconocer patrones y aprender a predecir ubicaciones óptimas de APs en base a la disposición de los planos de planta. Asimismo, se elaboró el pseudocódigo el cual se puede ver en la Figura 43.

```

import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.optimizers import Adam
from tensorflow.keras.losses import BinaryCrossentropy

# Definición de modelos (CNN, Generador, Discriminador)

# Función de pérdida personalizada para la cobertura
def custom_loss(y_true, y_pred):
    # Implementar lógica para penalizar falta de cobertura y alta interferencia
    coverage_penalty = ...
    interference_penalty = ...
    return coverage_penalty + interference_penalty

# Compilar modelos
discriminator.compile(optimizer=Adam(learning_rate=0.0002), loss=BinaryCrossentropy(), metrics=['accuracy'])
discriminator.trainable = False

gan_input = Input(shape=(128,))
gan_output = discriminator(generator(gan_input))
gan_model = Model(gan_input, gan_output)
gan_model.compile(optimizer=Adam(learning_rate=0.0002), loss=custom_loss)

# Preparar datos (subconjunto anotado)
train_images, train_labels = load_annotated_data() # Función para cargar datos anotados

# Entrenamiento del GAN
batch_size = 64
epochs = 10000
for epoch in range(epochs):
    # Entrenar el discriminador
    real_data = get_real_samples(train_images, train_labels, batch_size)
    fake_data = generator.predict(np.random.normal(0, 1, (batch_size, 128)))

    discriminator.train_on_batch(real_data, np.ones((batch_size, 1)))
    discriminator.train_on_batch(fake_data, np.zeros((batch_size, 1)))

    # Entrenar el generador
    gan_model.train_on_batch(np.random.normal(0, 1, (batch_size, 128)), np.ones((batch_size, 1)))

    if epoch % 100 == 0:
        print(f'Epoch {epoch}/{epochs}')

# Guardar el modelo entrenado
generator.save('generator_model.h5')
discriminator.save('discriminator_model.h5')
gan_model.save('gan_model.h5')

```

Figura 42. Pseudocódigo para el Entrenamiento Supervisado.

Fuente: Elaboración propia.

Entregable: Modelo entrenado y archivos de checkpoints.

Actividad 2: Optimización de Cobertura

La optimización de la cobertura implica ajustar el modelo para maximizar la cobertura de red y minimizar la interferencia. Esto se logra implementando métricas específicas en la función de pérdida y realizando simulaciones de cobertura.

Asimismo, se elaboró el pseudocódigo el cual se puede ver en la Figura 44.

```

import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

# Función de simulación de cobertura
def simulate_coverage(ap_locations, floor_plan):
    # Implementar Lógica para simular la cobertura basada en las ubicaciones de los APs y el plano de planta
    coverage = ...
    interference = ...
    return coverage, interference

# Función de evaluación del modelo
def evaluate_model(generator, validation_data):
    total_coverage = 0
    total_interference = 0
    for floor_plan in validation_data:
        noise = np.random.normal(0, 1, (1, 128))
        ap_locations = generator.predict(noise)
        coverage, interference = simulate_coverage(ap_locations, floor_plan)
        total_coverage += coverage
        total_interference += interference
    return total_coverage / len(validation_data), total_interference / len(validation_data)

# Cargar datos de validación
validation_data = load_validation_data() # Función para cargar datos de validación

# Evaluar el modelo inicial
initial_coverage, initial_interference = evaluate_model(generator, validation_data)
print(f'Initial Coverage: {initial_coverage}, Initial Interference: {initial_interference}')

# Ajuste iterativo del modelo
iterations = 10
for iteration in range(iterations):
    # Reentrenar el modelo con ajustes
    for epoch in range(epochs):
        real_data = get_real_samples(train_images, train_labels, batch_size)
        fake_data = generator.predict(np.random.normal(0, 1, (batch_size, 128)))

        discriminator.train_on_batch(real_data, np.ones((batch_size, 1)))
        discriminator.train_on_batch(fake_data, np.zeros((batch_size, 1)))

        gan_model.train_on_batch(np.random.normal(0, 1, (batch_size, 128)), np.ones((batch_size, 1)))

    # Evaluar el modelo ajustado
    coverage, interference = evaluate_model(generator, validation_data)
    print(f'Iteration {iteration + 1}: Coverage: {coverage}, Interference: {interference}')

    # Ajustar hiperparámetros o realizar otros ajustes según sea necesario
    # Por ejemplo, modificar la tasa de aprendizaje, agregar más capas, etc.

    # Guardar modelo ajustado
    generator.save(f'generator_model_iteration_{iteration + 1}.h5')
    discriminator.save(f'discriminator_model_iteration_{iteration + 1}.h5')
    gan_model.save(f'gan_model_iteration_{iteration + 1}.h5')

```

Figura 43. Pseudocódigo para la Optimización de Cobertura.

Fuente: Elaboración propia.

Entregable: Función de pérdida mejorada con métricas de cobertura e interferencia y Reporte de resultados de simulaciones de cobertura.

3.3.1.5. Evaluación del Modelo

En esta etapa, se lleva a cabo la evaluación de los prototipos elaborados en este trabajo, en la sección 3.3.2 se está empleando las métricas de clasificación seleccionadas y detalladas. Se ofrece un análisis pormenorizado de las actividades y tareas ejecutadas en esta fase en la Tabla 6.

Tabla 6
Actividades de la Evaluación del Modelo.

| Actividad | Descripción | Tareas |
|--------------------------------------|--|---|
| Preparación de Datos de Validación | Seleccionar y preparar un conjunto de datos de validación representativo. | <ul style="list-style-type: none"> ■ Elección de planos de planta que no hayan sido empleados en el proceso de entrenamiento. ■ Preprocesamiento de imágenes. |
| Definición de Métricas de Evaluación | Definir métricas cuantitativas para evaluar la cobertura y la interferencia. | <ul style="list-style-type: none"> ■ Identificación de métricas adecuadas. ■ Implementación de funciones para calcular estas métricas. |
| Evaluación del Modelo | Evaluar el modelo entrenado en el conjunto de datos de validación para obtener una línea base. | <ul style="list-style-type: none"> ■ Predicción de ubicaciones de APs en el conjunto de validación. ■ Cálculo de métricas de evaluación. |

Fuente: Elaboración propia

Actividad 1: Preparación de Datos de Validación

La preparación de los datos de validación desempeña un papel crucial en la evaluación de

la efectividad del modelo en datos no previamente vistos. Esta tarea implica seleccionar un subconjunto representativo del conjunto de datos que no se haya utilizado durante el entrenamiento del modelo. La selección debe tener en cuenta la diversidad en los planos de planta y sus configuraciones para garantizar que el modelo pueda generalizar correctamente a diferentes escenarios.

Entregable: Un conjunto de datos listo para su uso en la evaluación del modelo, que incluye imágenes preprocesadas y listas para ser utilizadas en el análisis.

Actividad 2: Definición de Métricas de Evaluación

Para evaluar el rendimiento del modelo de manera cuantitativa, es esencial definir métricas claras que reflejen tanto la cobertura de la red como los niveles de interferencia. Estas métricas proporcionarán una base objetiva para comparar el rendimiento del modelo en diferentes escenarios y con otros enfoques existentes.

Entregable: Un documento detallado que describe cada métrica y proporciona el código o las funciones necesarias para calcularlas.

Actividad 3: Evaluación del Modelo

La evaluación del modelo involucra el uso del conjunto de datos de validación para establecer un punto de referencia sobre su rendimiento. Esta evaluación es esencial para comprender el comportamiento del modelo en situaciones no previamente vistas durante el entrenamiento y para identificar posibles áreas de mejora.

Entregable: Un informe que presenta los resultados de la evaluación inicial, incluyendo las métricas de rendimiento calculadas y cualquier observación relevante sobre el comportamiento del modelo.

3.3.1.6. Despliegue

Al concluir la metodología empleada, se procedió a implementar el modelo propuesto luego de finalizar su entrenamiento y evaluación correspondiente. Los pasos y tareas realizados en esta fase se encuentran detallados en la Tabla 7.

Tabla 7
Actividades del Despliegue.

| Actividad | Descripción | Tareas |
|---------------------------------------|---|---|
| Preparación del Entorno de Despliegue | Configurar el entorno necesario para desplegar el modelo en producción. | <ul style="list-style-type: none"> ■ Selección de infraestructura. ■ Configuración del entorno de hardware y software. ■ Pruebas iniciales. |
| Despliegue del Modelo en Producción | Implementar el modelo en el entorno de producción para su uso real. | <ul style="list-style-type: none"> ■ Implementación del modelo en producción. ■ Configuración de parámetros en tiempo de ejecución. ■ Monitoreo inicial del desempeño. |

Fuente: Elaboración propia

Actividad 1: Preparación del Entorno de Despliegue

La preparación del entorno de despliegue es una etapa fundamental para asegurar que el modelo de IA pueda ser ejecutado eficientemente en producción. Este proceso implica la selección y configuración de la infraestructura necesaria, incluyendo tanto hardware como software, y la realización de pruebas iniciales para confirmar que todo funciona correctamente antes del despliegue completo.

Entregable: Un entorno completamente preparado, con todos los componentes necesarios instalados y configurados, listo para el despliegue del modelo.

Actividad 2: Despliegue del Modelo en Producción

El despliegue del modelo en producción es el paso en el que el modelo de IA se pone en funcionamiento en el entorno de producción. Este proceso incluye la implementación del modelo, la configuración de parámetros necesarios para su ejecución en tiempo real, y el monitoreo inicial para asegurar que el modelo funciona correctamente en condiciones reales.

Entregable: El modelo está completamente implementado y operando en el entorno

de producción, con los parámetros ajustados y el desempeño monitoreado para asegurar su correcto funcionamiento.

3.3.2 Metodología para la medición de resultados

Diversas métricas se emplean para evaluar el desempeño de un modelo, en los datos de la Matriz de Confusión, sirviendo como herramientas de evaluación fundamentadas. A continuación, se describe su significado y sus componentes.

- **Matriz de confusión:** Tabla de dimensiones que sintetiza la precisión de predicciones generadas por un prototipo de categorización. La matriz muestra la relación entre las etiquetas predichas por el modelo y las etiquetas reales de los datos. Uno de los ejes de la matriz representa las etiquetas predichas, mientras que el otro muestra las etiquetas reales, con N representando el número total de clases. Su propósito primario es analizar la eficacia de un modelo de Aprendizaje Automático Supervisado en conjuntos de datos de prueba, donde las etiquetas reales son desconocidas. El término «matriz de confusión» se origina porque ayuda a identificar dónde el sistema confunde entre dos clases (Big Data, 2019). en la Figura 45, se puede encontrar una representación visual de la matriz de confusión .

| | | Predicción | |
|-------------|-----------|---------------------------|---------------------------|
| | | Positivos | Negativos |
| Observación | Positivos | Verdaderos Positivos (VP) | Falsos Negativos (FN) |
| | Negativos | Falsos Positivos (FP) | Verdaderos Negativos (VN) |

Figura 44. Matriz de Confusión.

Fuente: Izco (2018). «Base de Datos Corporativa».

- **Verdaderos Positivos:** Se denomina verdadero positivo cuando el modelo realiza una predicción precisa de la clase positiva.
- **Verdaderos Negativos:** Se trata de un verdadero negativo cuando el modelo realiza una predicción correcta de la clase negativa.

- **Falsos Positivos:** Ocurre un falso positivo cuando el modelo hace una predicción incorrecta de la clase positiva.
- **Falsos Negativos:** Ocurre un falso negativo cuando el modelo hace una predicción incorrecta de la clase negativa.

Después de explicar los conceptos previos, se obtienen las siguientes métricas comúnmente utilizadas en clasificación, de las cuales se utilizarán solo las tres primeras según lo referenciado en los documentos anteriores:

- **Exactitud:** se determina a partir de la fórmula que se mostrará (Kohavi & Provost, 1998) y cuantifica la precisión de las predicciones en relación con el conjunto cantidad total de muestras en un modelo de categorización.

$$\text{Exactitud} = \frac{V.P. + V.N.}{V.P. + V.N. + F.P. + F.N.} \quad (2)$$

La pregunta que responde esta métrica es ¿Cuál es la proporción de predicciones correctas?

- **Precisión:** evalúa la fracción de elementos detectados adecuadamente como positivos entre todos los elementos identificados como positivos. Su cálculo se basa en la siguiente expresión.

$$\text{Precisión} = \frac{V.P.}{V.P. + F.P.} \quad (3)$$

La pregunta que responde esta métrica es: ¿Cuál es la proporción de predicciones positivas que son precisas?

- **Área bajo la curva ROC:** abarca todos los posibles umbrales de clasificación, indicando la posibilidad de la cual un categorizador esté más confiado en identificar un verdadero positivo que un falso positivo (Google Developers, 2018). Para comprender mejor esta métrica, es fundamental tener conocimiento previo sobre la curva ROC y su relevancia en evaluaciones de modelos.

La curva ROC es una herramienta que evalúa la capacidad de distinguir entre dos categorías en un modelo, como por ejemplo, determinar si un paciente tiene cáncer o no.

Al ajustar el umbral hacia la izquierda, lo que aumenta la sensibilidad, la especificidad tiende a disminuir. Por otro lado, al mover el umbral hacia la derecha, disminuye la sensibilidad y aumenta la especificidad. Según (González, 2019), el AUC refleja la sensibilidad en función de la especificidad.

El rendimiento del modelo se refleja en el área bajo la curva, donde un rendimiento superior se evidencia en una curva que se distancia de la diagonal principal. Este cálculo se realiza con la ecuación:

$$\mathbf{P}(\text{score}(x^+) > \text{score}(x^-)) \quad (4)$$

En cuanto a la interpretación del AUC, se establece lo siguiente:

- Si el valor es igual a 0.5, indica que el modelo no tiene capacidad discriminativa.
 - Si el valor está entre 0.5 y 0.7, se considera que la capacidad discriminativa del modelo es insatisfactoria.
 - Si el valor está entre 0.7 y 0.8, se considera que la capacidad discriminativa del modelo es aceptable.
 - Si el valor está entre 0.8 y 0.9, se considera que la capacidad discriminativa del modelo es excelente.
 - Si el valor es igual o mayor a 0.9, se considera que la capacidad discriminativa del modelo es excepcionalmente buena.
- **Sensibilidad:** Evalúa la fracción de elementos correctamente detectados como positivos en relación con el número total de positivos verdaderos (SitioBigData.com, 2019). Su determinación se efectúa utilizando la siguiente fórmula:

$$\text{Sensibilidad} = \frac{V.P.}{V.P. + F.N.} \quad (5)$$

- **Puntaje F1:** El F1-score es una medida que combina la precisión y la sensibilidad en una media armónica. Se emplea especialmente cuando estas métricas difieren significativamente entre sí, lo que dificulta llegar a una conclusión definitiva debido a que solo se puede predecir de manera precisa una de las clases (SitioBigData.com, 2019). Su cálculo se realiza mediante la siguiente fórmula:

$$\text{PuntajeF1} = \frac{2 * \text{Precisión} * \text{Sensibilidad}}{\text{Precisión} + \text{Sensibilidad}} \quad (6)$$

3.4 Cronograma de actividades y presupuesto

Se creó un plan de trabajo detallado para el proyecto de investigación, representado en la Figura 46, abarcando desde su inicio a inicios de 2024 hasta la presentación del trabajo prevista para finales de 2024.

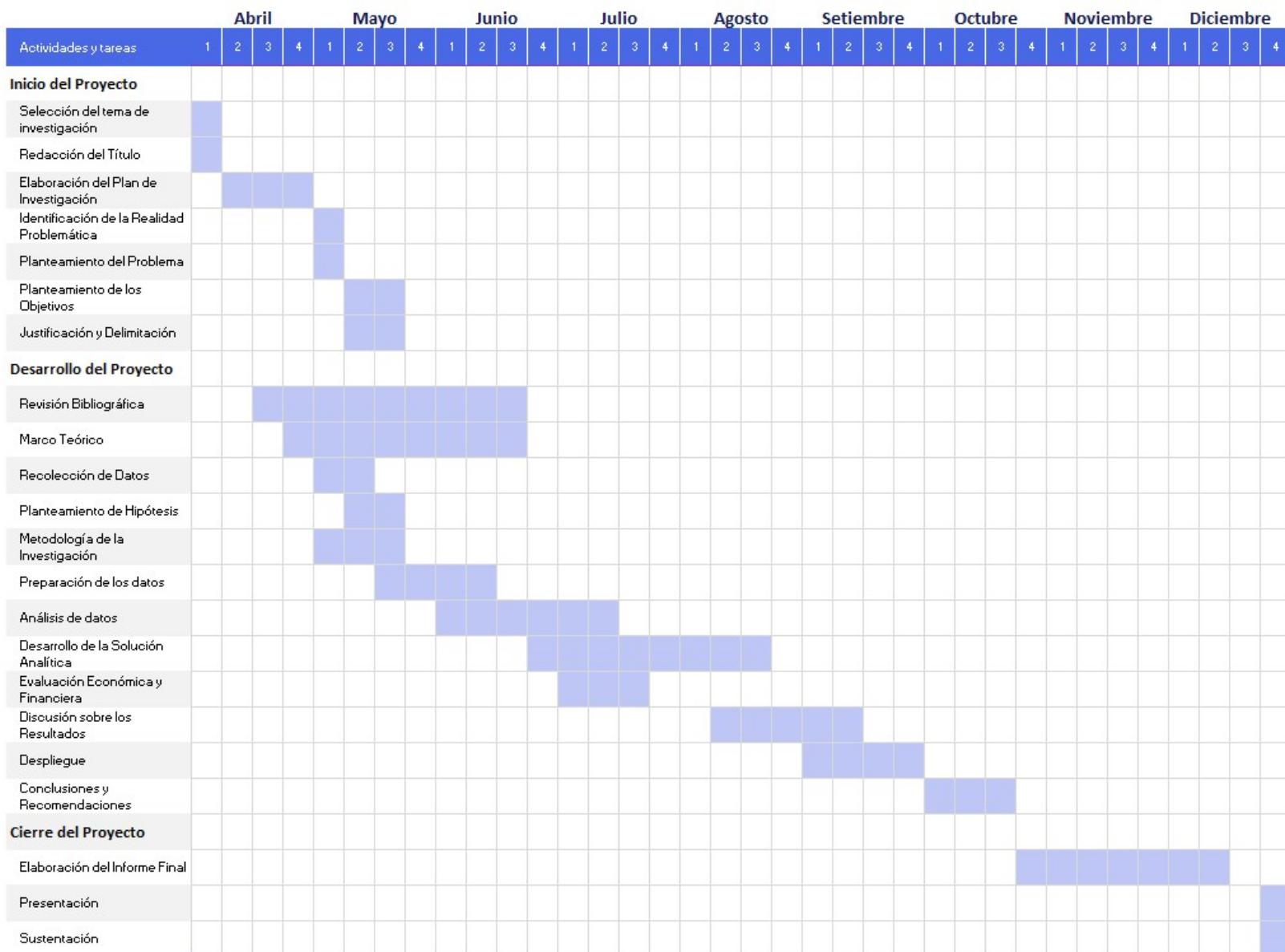


Figura 45. Cronograma de actividades.

Fuente: Elaboración propia.

La Tabla 8 detalla los gastos relacionados con la investigación, incluyendo la compra de herramientas como una computadora portátil antes del inicio del proyecto, así como los costos asociados a actividades generales y al proceso de redacción y presentación pública de la tesis.

Tabla 8
Presupuesto

| Concepto | Horas empleadas | Gasto (en soles) | Total |
|---|------------------------|-------------------------|--------------|
| Activos físicos | | | |
| Portátil Lenovo Ideapad S340-15IIL | – | S/.5,700.00 | S/.5,700.00 |
| Core i7 de 10ma GEN | | | |
| Honorarios por el proceso de elaboración y defensa pública de la tesis | | | |
| Tasa de registro para el tema de investigación | – | S/.800.00 | S/.800.00 |
| Apartado del tema de tesis | – | S/.2,700.00 | S/.2,700.00 |
| Honorarios de defensa | – | S/.1,500.00 | S/.1,500.00 |
| Personal o equipo humano | | | |
| Progreso de tesis | 1000 | Incommensurable | – |
| Gastos operativos | | | |
| Conexión a internet y servicio de electricidad (durante 8 meses) | 200 | S/.50.00 | S/.1000.00 |
| Python | 50 | - | - |
| Suma total | 1250 | – | S/.11,700.00 |

Fuente: Elaboración propia.

Referencias

- Alathari, B. (2023). An Optimization for Access Point Placement in Indoor Communication. *Springer*. doi: https://doi.org/10.1007/978-981-19-8406-8_48.
- Alpaydin, E. (2014). *Introduction to Machine Learning* (3^a ed.). MIT Press.
- Amazon. (2023). ¿Qué es la IA generativa? Recuperado de <https://www.bbvaopenmind.com/tecnologia/mundo-digital/que-es-el-aprendizaje-profundo/>.
- Baheti, P. (2020). *Introduction to Multimodal Deep Learning*. Recuperado de <https://heartbeat.fritz.ai/introduction-to-multimodal-deep-learning-630b259f9291>.
- Brownlee, J. (2017). *Deep Learning for Natural Language Processing: Develop Deep Learning Models for your Natural Language Problems*. Machine Learning Mastery. Recuperado de http://ling.snu.ac.kr/class/AI_Agent/deep_learning_for_nlp.pdf.
- Brownlee, J. (2018). *Stacking Ensemble for Deep Learning Neural Networks in Python*. Machine Learning Mastery. Recuperado de <https://machinelearningmastery.com/stacking-ensemble-for-deep-learning-neural-networks/>.
- Cai, M., & Lin, Z. (2023). Precise WiFi Indoor Positioning using Deep Learning Algorithms. *arXiv:2307.02011*. doi: <https://doi.org/10.48550/arxiv.2307.02011>.
- Chang, K.-H., Cheng, C.-Y., & Luo, J. (2021). Building-GAN: Graph-Conditioned Architectural Volumetric Design Generation. *arXiv:2104.13316v1*. doi: <https://doi.org/10.48550/arxiv.2104.13316>.
- Chen, Q., Wu, Q., & Tang, R. (2020). Intelligent Home 3D: Automatic 3D-House Design from Linguistic Descriptions Only. *arXiv*. doi: <https://doi.org/10.48550/arxiv.2003.00397>.
- Cisco. (2022). Los puntos de acceso C9120 no inician PnP o IOx. Recuperado de https://www.cisco.com/c/es_mx/support/docs/wireless/catalyst-9120axi-access-point/218069-c9120-access-points-do-not-start-pnp.html.
- Cisco. (2023). ¿Qué es un access point? Recuperado de https://www.cisco.com/c/es_mx/solutions/small-business/resource-center/networking/what-is-access-point.html.
- Deng, L., & Liu, Y. (2018). *Deep Learning in Natural Language Processing*. Springer. doi: 10.1007/978-981-10-5209-5.
- Dou, P., & Zheng, G. (2023). Research on Wireless Network Coverage for Transformation and Upgrading of Exhibition Management with Artificial Intelligence Technology. *Applied Mathematics and Nonlinear Sciences*, 9. doi: <https://doi.org/10.2478/amns.2023.1.00180>.
- El País. (2023). El wifi de la mayoría de los hogares se enfrenta al colapso por el aumento de dispositivos conectados y el tráfico de datos. Recuperado de <https://elpais.com/tecnologia/2023-09-26/el-wifi-de-la-mayoria-de-hogares-se-enfrenta-al-colapso-por-el-aumento-de-dispositivos-conectados-y-el-trafico-de-datos.html>.
- Gartner. (2019). Gartner IT Glossary - Predictive Modeling. Recuperado de <https://www.gartner.com/it-glossary/predictive-modeling/>.

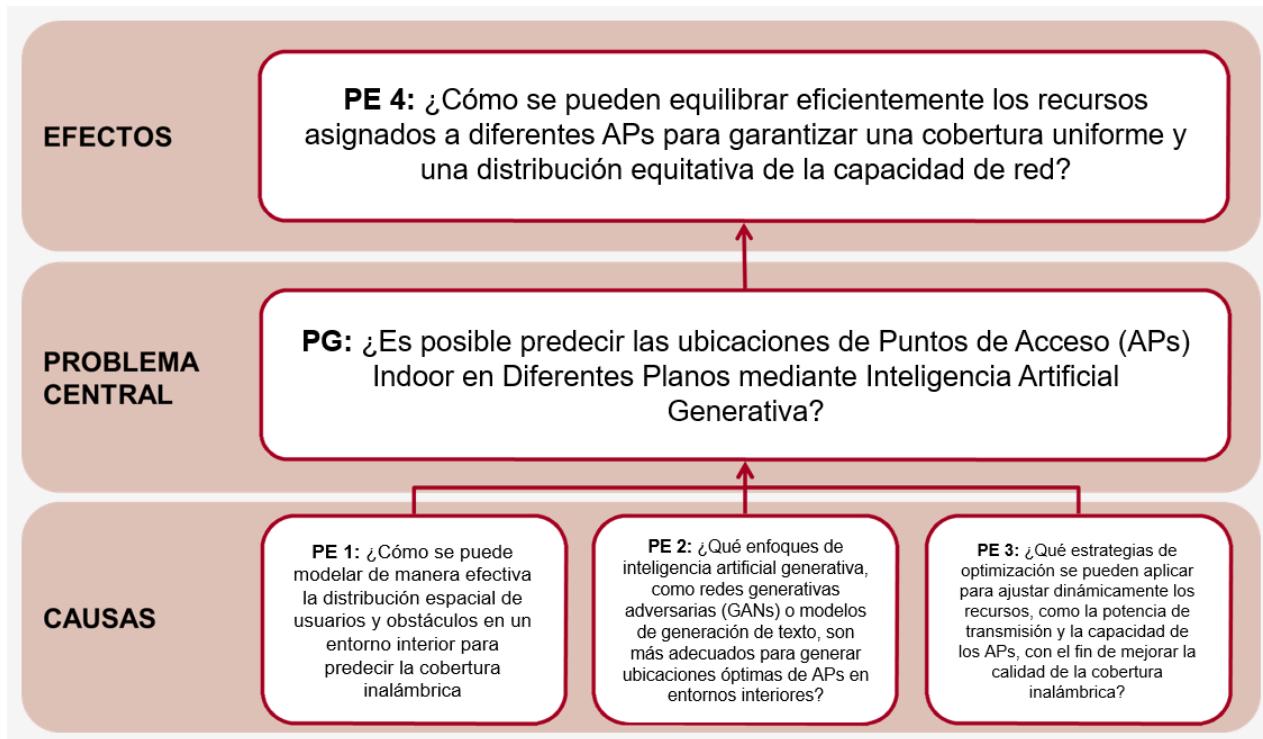
- Géron, A. (2019). *Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow* (2nd). O'Reilly Media.
- González, L. (2019). Curvas ROC y Área bajo la curva (AUC). Recuperado de <http://ligdigonzalez.com/curvas-roc-y-area-bajo-la-curva-auc-machine-learning/>.
- Goodfellow, Pouget-Abadie, Mirza, Xu, Warde-Farley, Ozair, Courville & Bengio. (2014). Generative Adversarial Networks, 1-9. doi: 10.1001/jamainternmed.2016.8245.
- Google Developers. (2018). Glosario sobre aprendizaje automático. Recuperado de <https://developers.google.com/machine-learning/glossary/?hl=es-419>.
- Haining, R. (2003). *Spatial Data Analysis* [Tesis de grado]. University of Cambridge.
- Hernández Sampieri, R., Fernández Collado, C., & Baptista Lucio, P. (2014). *Metodología de la Investigación* (G. Hirst, Ed.; 6^a ed.). McGraw Hill Education. Recuperado de <https://academia.utp.edu.co/grupobasicoclinicayaplicadas/files/2013/06/Metodolog%C3%A3da-de-la-Investigaci%C3%B3n.pdf>.
- Hosseini, H., Taleai, M., & Zlatanova, S. (2023). NSGA-II based optimal Wi-Fi access point placement for indoor positioning: A BIM-based RSS prediction. *Automation in Construction*, 152. doi: <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2023.104897>.
- House of Bots. (2018). Most Popular 20 Free Online Courses to Learn Deep Learning (K. Cook, Ed.). Recuperado de <https://www.houseofbots.com/news-detail/3620-4-most-popular-20-free-online-courses-to-learn-deep-learning>.
- IEEE. (2010). IEEE P802.11s Task Group IEEE Unapproved Draft Standard P802.11s/D4.0.
- Izco, F. (2018). Base de Datos Corporativa. Recuperado de https://bookdown.org/f_izco/BDC-POC/metricas.html.
- Kamath, U., Liu, J., & Whitaker, J. (2019). *Deep Learning for NLP and Speech Recognition*. Springer.
- Karnik & Passerini. (2005). Wireless Network Security - A Discussion from a Business Perspective. *Symposium, 2005 Wireless Telecommunications*, 261-267. doi: 10.1109/wts.2005.1524796.
- Ketkhaw, A., & Thipchaksurat, S. (2022). Location Prediction of Rogue Access Point Based on Deep Neural Network Approach. *Journal of Mobile Multimedia*, 18(4). doi: 10.13052/jmm1550-4646.1845.
- Kim, Y. (2014). Convolutional Neural Networks for Sentence Classification. *2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*, 1746-1751. doi: 10.3115/v1/d14-1181.
- Kingma & Welling. (2013). Auto-Encoding Variational Bayes. Recuperado de <http://arxiv.org/abs/1312.6114>.
- Kingma & Welling. (2019). An Introduction to Variational Autoencoders. *Foundations and Trends in Machine Learning*. Recuperado de <http://arxiv.org/abs/1906.02691>.

- Kohavi, R., & Provost, F. (1998). Glossary of Terms Journal of Machine Learning. Recuperado de <http://ai.stanford.edu/~ronnyk/glossary.html>.
- Kostadinov, S. (2019). *Understanding Encoder-Decoder Sequence to Sequence Model*. Towards Data Science. Recuperado de <https://towardsdatascience.com/understanding-encoder-decoder-sequence-to-sequence-model-679e04af4346>.
- Lee, G. (2015). 3D coverage location modeling of Wi-Fi access point placement in indoor environment. *Computers, Environment and Urban Systems*, 54. doi: <https://doi.org/10.1016/j.compenvurbsys.2015.05.002>.
- Marks & Gifford. (2001). Standards in IEEE 802 Unleash the Wireless Internet. *IEEE Microwave Magazine*, 2(2), 46-56.
- NapIT. (2017). 3 Problemas que pueden perjudicar su Wireless Corporativo. Recuperado de <https://napit.com.br/3-problemas-que-pueden-perjudicar-su-wireless-corporativo/>.
- Nauata, N., Hosseini, S., & Chang, K.-H. (2021). House-GAN++: Generative Adversarial Layout Refinement Network towards Intelligent Computational Agent for Professional Architects. *Computer Vision Foundation*. doi: <https://doi.org/10.1109/cvpr46437.2021.01342>.
- Nishida, N., & Nakayama, H. (2015). *Multimodal gesture recognition using multi-stream recurrent neural network* (Reporte técnico). Universidad de Tokio. Recuperado de <http://www.nlab.ci.i.u-tokyo.ac.jp/projects/deeplearn-e.html>.
- Özerol, G., & Arslan, S. (2023). *Generating Mass Housing Plans Through Gans - A Case in Toki, Turkey*. doi: <https://doi.org/10.54729/2789-8547.1197>.
- Pang, Greenstein, Kaminsky, McCoy & Seshan. (2010). Wifi-Reports: Improving Wireless Network Selection with Collaboration. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 9(12), 1713-1731. doi: 10.1109/tmc.2010.151.
- Pundalik, C., Anooja, A., Ramaprasad, H., H, R., Hari, K., & Satish, E. (2023). Analysis of Wireless Networks: Successful and Failure Existing Technique. *Data Science and Intelligent Computing Techniques*, 877-891. doi: <https://doi.org/10.56155/978-81-955020-2-8-75>.
- Rafaqat, A., & Muhammad, T. (2019). A Survey on Wired and Wireless Network. *Lahore Garrison University Research Journal of Computer Science and Information Technology*, 2. doi: <http://dx.doi.org/10.54692/lgurjcsit.2018.020350>.
- Rao, D., & McMahan, B. (2019). *Natural Language Processing with PyTorch: Build Intelligent Language Applications Using Deep Learning*. O'Reilly.
- Russell, S., & Norvig, P. (2004). *Inteligencia Artificial: Un Enfoque Moderno* (J. M. Corchado Rodríguez, F. Martín Rubio, J. M. Cadenas Figueredo, L. D. Hernández Molinero, E. Paniagua Arís, R. Fuentetaja Pinzán, M. Robledo de los Santos & R. Rizo Aldeguer, Trad.; 2^a ed.). Pearson Educación, S.A. Recuperado de <https://luismejias21.files.wordpress.com/2017/09/inteligencia-artificial-un-enfoque-moderno-stuart-j-russell.pdf>.

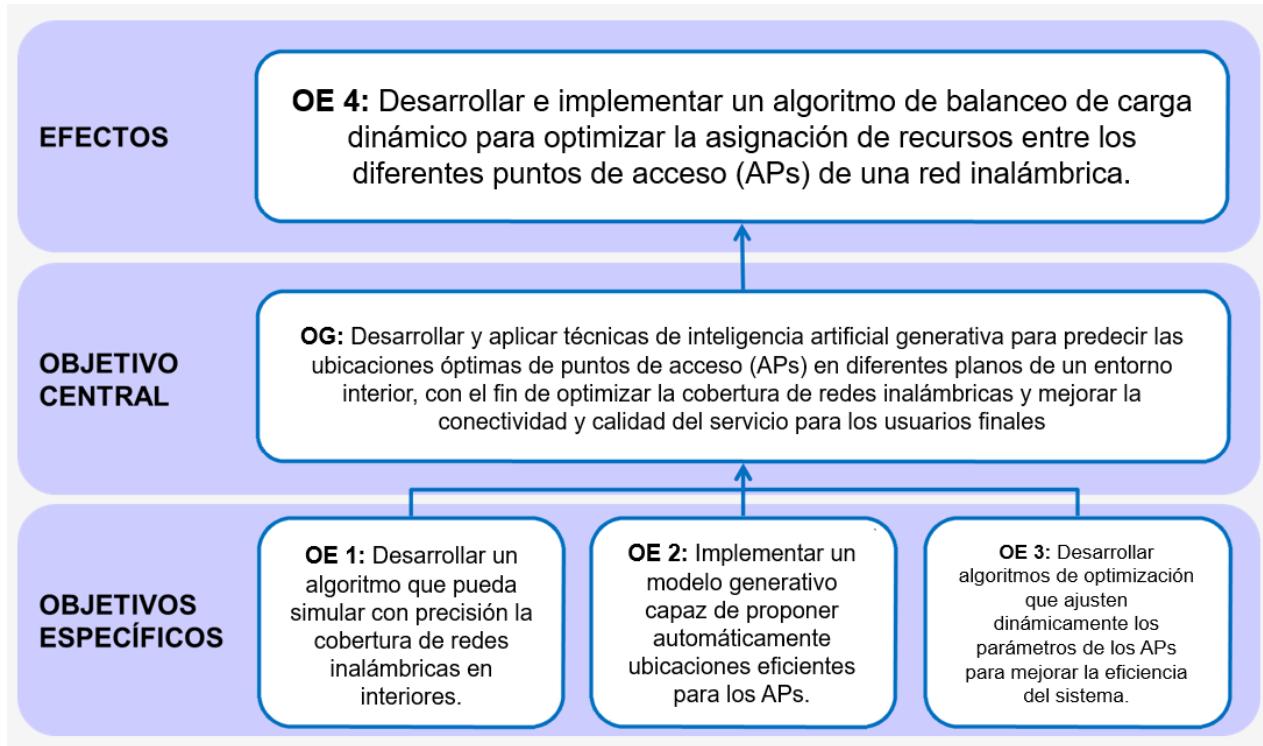
- Russell, S., & Norvig, P. (2009). *Inteligencia Artificial: Un Enfoque Moderno* (3^a ed.). Prentice Hall.
- Sancho Caparrini, F. (2018). *Clasificación Supervisada y No Supervisada* (Reporte técnico). Universidad de Sevilla. Sevilla, España. Recuperado de <http://www.cs.us.es/~fsancho/?e=77>.
- SAS Institute. (s.f.). ¿Qué es Deep Learning? Recuperado de https://www.sas.com/es_pe/insights/analytics/deep-learning.html.
- Singh, M., Lee, S., & Lee, H.-J. (2011). Performance of Mobility Models for Routing Protocol in Wireless Ad-hoc Networks. *Journal of Information and Communication Convergence Engineering*, 9(5), 610-617. doi: 10.6109/jicce.2011.9.5.610.
- SitioBigData.com. (2019). Machine Learning: Selección Métricas de clasificación. Recuperado de <http://sitiobigdata.com/2019/01/19/machine-learning-metrica-clasificacion-parte-3/#>.
- Wu, W., Fu, X.-M., Tang, R., Wang, Y., Qi, Y.-H., & Liu, L. (2019). Data-driven Interior Plan Generation for Residential Buildings. *ACM Transactions on Graphics (SIGGRAPH Asia)*, 38(6).
- YMANT. (2023). ¿Qué es un AP (Access Point) y que usos y modos tiene? Recuperado de <https://www.ymant.com/blog/que-es-un-ap-access-point-y-que-usos-y-modos-tiene/>.
- Zambrano, J. (2018, marzo). *¿Aprendizaje supervisado o no supervisado? Conoce sus diferencias dentro del machine learning y la automatización inteligente*. Medium. Recuperado de <https://medium.com/@juanzambrano/aprendizaje-supervisado-o-no-supervisado-39ccf1fd6e7b>.
- Zant, C. M. v. d. (2010). *Generative AI: a neo-cybernetic analysis* [Tesis de grado]. University of Groningen. Recuperado de <https://pure.rug.nl/ws/portalfiles/portal/2582687/thesis.pdf>.
- Zignani, A. (2020). ABI: 6 GHz band essential amid growing WiFi demand. Recuperado de <https://www.abiresearch.com/market-research/insight/7781240-as-the-6-ghz-spectrum-battleground-heats-u/>.

Anexos

A Árbol de Problemas



B Árbol de Objetivos



C Matriz de Consistencia

| Título de la tesis | Optimización de Cobertura de Redes Inalámbricas mediante Inteligencia Artificial GENERATIVA para la Predicción de Ubicaciones de Puntos de Acceso (APs) Indoor en Diferentes Planos | | | | | |
|---|--|---|---|--|--|--|
| Problema General | Objetivo General | Hipótesis General | Variables | Dimensiones | Indicadores | Metodología |
| ¿Es posible predecir las ubicaciones de puntos de acceso (APs) Indoor en diferentes planos mediante Inteligencia Artificial Generativa? | Desarrollar técnicas de Inteligencia Artificial Generativa para predecir las ubicaciones óptimas de puntos de acceso (APs) en diferentes planos de un entorno interior, con el fin de optimizar la cobertura de redes inalámbricas y mejorar la conectividad y calidad del servicio para los usuarios finales. | La aplicación de técnicas de Inteligencia Artificial Generativa para la predicción de la ubicación de puntos de acceso (Aps) en planes distribuidos en zonas interiores supone una mejora significativa en la cobertura y calidad del servicio de los recursos sin datos. | Independiente: Inteligencia Artificial Generativa | Modelo de Inteligencia Artificial Generativa | Precisión y predicción del modelo de IA Generativa | <ul style="list-style-type: none"> – Tipo de investigación: Diseño Experimental. – Alcance de la investigación: Descriptivo, porque busca describir las características de un fenómeno. – Enfoque de investigación: Cuantitativa. |
| Problemas Específicos | Objetivos Específicos | Hipótesis Específicas | | | | Efectividad del modelo de IA Generativa |

¿Cómo se puede modelar de manera efectiva la distribución espacial de usuarios y obstáculos en un entorno interior para predecir la cobertura inalámbrica?

Desarrollar un algoritmo que pueda simular con precisión la cobertura de Redes Inalámbricas en interiores

Los algoritmos de Inteligencia Artificial Generativa, como las GAN, se pueden utilizar para predecir con precisión la ubicación óptima de los puntos de acceso (AP) en un entorno interior.

¿Qué enfoques de Inteligencia Artificial Generativa son más adecuados para generar ubicaciones óptimas de APs en entornos interiores?

Implementar un modelo generativo capaz de proponer automáticamente ubicaciones eficientes para los APs

La combinación de datos de sensores de señales inalámbricos con datos como planos arquitectónicos mejoran la precisión y predicción de la ubicación de AP mediante Inteligencia Artificial Generativa.

Estructura del modelo de IA Generativa

Complejidad de la estructura del modelo de IA Generativa

¿Cómo puedo encontrar una base de datos eficiente y robusta que almacene información detallada y precisa sobre la infraestructura de edificios y características de entornos indoor?

Encontrar una base de datos eficiente y robusta que almacene información detallada sobre las características de los entornos Indoor.

Una base de datos bien gestionada y Enriquecida con datos contextuales permitirá validar las predicciones de los modelos de IA de manera más fiable, comparando las ubicaciones sugeridas con las condiciones reales y mejorando la precisión de futuras predicciones.

Cobertura de Red

Dependiente:
Predicción de
Ubicaciones de
Puntos de Acceso
(APs) Indoor en
Diferentes Planos

Estado de
financiamiento
de un proyecto

¿Cuáles son las métricas y metodologías de evaluación más adecuadas para medir la eficiencia y efectividad de las predicciones de ubicaciones óptimas de puntos de acceso (APs) generadas por modelos de Inteligencia Artificial Generativa en entornos indoor?

Desarrollar un conjunto de métricas y un marco de evaluación para medir la eficiencia y efectividad de las predicciones generadas por los modelos de Inteligencia Artificial Generativa en la Optimización de la cobertura de Redes Inalámbricas Indoor.

La implementación de un marco de evaluación estandarizado permitirá comparar de manera objetiva diferentes enfoques y modelos de IA, facilitando la selección de los más efectivos para optimizar la cobertura de redes inalámbricas en distintos entornos indoor.

Experiencia del usuario

- Metainformación.
- Descripción.
- Comentarios.

D Comparación de metodologías de antecedentes

| Autor | Título de la Investigación | Metodología | Grupo |
|------------------------------|---|--|-------|
| Contreras, Vesga & Vesga | Modelo de optimización para la ubicación de Access Point en redes WLAN | <ul style="list-style-type: none"> – Recolección de información. – Modelado. – Evaluación. – Implementación. | GG |
| Alathari | An Optimization for Access Point Placement in Indoor Communication | <ul style="list-style-type: none"> – Recolección de información. – Pre-procesamiento de datos. – Modelado. – Evaluación. – Implementación. | GE |
| Ketkhaw & Thipchaksurat | Location Prediction of Rogue Access Point Based on Deep Neural Network Approach | <ul style="list-style-type: none"> – Desarrollo del problema. – Recolección de información. – Pre-procesamiento de datos. – Evaluación. – Implementación. | GD |
| Nauata, Hosseini & Chang | House-GAN++: Generative Adversarial Layout Refinement Network towards Intelligent Computational Agent for Professional Architects | <ul style="list-style-type: none"> – Recolección de información. – Pre-procesamiento de datos. – Evaluación. – Implementación. | GF |
| Cai & Lin | Precise WiFi Indoor Positioning using Deep Learning Algorithms | <ul style="list-style-type: none"> – Recolección de información. – Pre-procesamiento de datos. – Modelado. – Evaluación. | GF |
| Hosseini, Taleai & Zlatanova | NSGA-II based optimal Wi-Fi access point placement for indoor positioning: A BIM-based RSS prediction | <ul style="list-style-type: none"> – Desarrollo del problema. – Recolección de información. – Pre-procesamiento de datos. – Modelado. – Evaluación. | GD |

| | | | |
|--------------------|---|----|---|
| | | | <ul style="list-style-type: none"> – Recolección de información. – Pre-procesamiento de datos. – Modelado. – Evaluación. – Implementación. |
| Lee | 3D coverage location modeling of Wi-Fi access point placement in indoor environment | GE | |
| Özerol & Arslan | Generating Mass Housing Plans Through Gans - A Case in Toki, Turkey | GH | <ul style="list-style-type: none"> – Recolección de información. – Modelado. – Evaluación. |
| Chang, Cheng & Luo | Building-GAN: Graph-Conditioned Architectural Volumetric Design Generation | GF | <ul style="list-style-type: none"> – Recolección de información. – Pre-procesamiento de datos. – Modelado. – Evaluación. |
| Chen, Wu & Tang | Intelligent Home 3D: Automatic 3D-House Design from Linguistic Descriptions Only | GD | <ul style="list-style-type: none"> – Desarrpllo del problema. – Pre-procesamiento de datos. – Modelado. – Evaluación. |
| Dou & Zheng | Research on Wireless Network Coverage for Transformation and Upgrading of Exhibition Management with Artificial Intelligence Technology | GE | <ul style="list-style-type: none"> – Recolección de información. – Exploración de datos. – Pre-procesamiento de datos. – Modelado. – Evaluación. |