



universidad
de león



Escuela de Ingenierías
Industrial, Informática y Aeroespacial
MÁSTER EN INGENIERÍA AERONÁUTICA

Trabajo de Fin de Máster

ESTUDIO Y DISEÑO DE SISTEMAS DE
POSICIONAMIENTO LOCAL PARA LA
LOCALIZACIÓN DE DRONES EN ENTORNOS
ACOTADOS

ANALYSIS AND DESIGN OF LOCAL POSITIONING
SYSTEMS FOR LOCALIZING DRONES OVER
BOUNDED REGIONS

Autor: Rubén Ferrero Guillén

Tutor: Javier Díez González

Cotutora: Paula Verde García

Febrero, 2022

UNIVERSIDAD DE LEÓN
Escuela de Ingenierías Industrial, Informática y
Aeroespacial

MÁSTER EN INGENIERÍA AERONÁUTICA
Trabajo de Fin de Máster

ALUMNO: Rubén Ferrero Guillén

TUTOR: Javier Díez González

COTUTORA: Paula Verde García

TÍTULO: Estudio y diseño de Sistemas de Posicionamiento Local para la localización de drones en entornos acotados.

TITLE: Analysis and design of Local Positioning Systems for localizing drones over bounded regions.

CONVOCATORIA: Febrero, 2022

RESUMEN:

El uso de los UAV (Unmanned-Aerial-Vehicles) ha crecido significativamente en los últimos años. Su inserción en el sector civil abre paso a su implementación en el sector agrícola, industrial, así como su uso para aplicaciones de vigilancia o reparto. No obstante, el desarrollo eficiente de estas aplicaciones depende de la capacidad del dron de posicionarse de forma autónoma. Si bien es común encontrar drones con sistemas de posicionamiento satelital (GNSS), estos sistemas resultan insuficientes para la navegación autónoma en entornos urbanos o de interiores. En estos escenarios, la implementación de sistemas de posicionamiento local (LPS) resulta de gran interés por su capacidad de adaptación. A través de la distribución óptima de las balizas que constituyen este sistema pueden adaptarse a la mayoría de entornos, así como mejorar sus prestaciones. No obstante, la complejidad de este problema se ha caracterizado como NP-Hard, lo que dificulta su resolución. En este Trabajo de Fin de Máster se desarrolla un algoritmo genético para optimizar LPS en diferentes entornos. Este algoritmo, innovador en el diseño de LPS para UAV, se prueba sobre un entorno urbano diseñado. Los resultados obtenidos denotan la validez de la metodología al obtener incertidumbres en la localización significativamente menores que los GNSS, siendo además substancial la mejoría introducida por el algoritmo genético diseñado.

ABSTRACT:

Unmanned-Aerial-Vehicles (UAV) widespread use have grown significantly in recent years. Their insertion in the civil sector allows their implementation in the agricultural and industrial sectors, as well as their use for surveillance or delivery applications. However, the efficient development of these applications depends on the drone's ability to position itself autonomously. Although it is common to find drones with satellite positioning systems (GNSS), these systems are insufficient for autonomous navigation in urban or indoor environments. In these scenarios, the implementation of local positioning systems (LPS) is widely spread due to their adaptability capabilities. Through the optimal distribution of the sensors that constitute this system, they can adapt to almost any environment while also improving its performance. However, the complexity of this problem has been characterized as NP-Hard, which complicates its resolution. In this Master's Final Project, a genetic algorithm is developed to optimize LPS in different environments. This algorithm, pioneer in the design of LPS for UAV localization, is tested on a generated urban environment. The results obtained denote the effectiveness of the methodology by obtaining location uncertainties significantly lower than GNSS. Moreover, the proposed genetic algorithm achieves greater results than non-optimized distributions, proving its capabilities.

Palabras clave: Algoritmos Genéticos; CRB; Sistemas de Posicionamiento Local; UAV; UWB

Firma del alumno:

V^oB^o Tutor:

V^oB^o Cotutora:

Índice

	Página
Índice de Figuras	6
Índice de Tablas	9
Listado de Abreviaturas y Acrónimos	10
1. Introducción	13
2. Objetivos	17
3. Estado del Arte	19
3.1. Antecedentes	19
3.2. Navegación y Posicionamiento en Drones	25
3.3. Investigaciones Previas	33
4. Sistemas de Posicionamiento Local	38
4.1. Clasificación	39
4.1.1. Comparativa Tecnologías	49
4.2. Algoritmos de Posicionamiento para UWB	50
4.2.1. TOA	51
4.2.2. AOA	53
4.2.3. RSS	56
4.2.4. TDOA	58

4.2.5. Método Híbrido	63
4.2.6. Comparativa entre metodologías	63
4.3. Influencia de la Distribución del Balizado	64
4.3.1. Fuentes de Error en el Posicionamiento asociadas a la Distribu- ción del Balizado	65
4.3.2. Problema de la selección de sensores	72
5. Optimización de la distribución del balizado	74
5.1. Definición del problema	74
5.1.1. Formulación matemática	75
5.1.2. CRB	77
5.2. Metodologías para la resolución del problema	81
5.3. Algoritmos Genéticos	84
5.3.1. Fundamento y Esquema de un Algoritmo Genético	85
5.3.2. Intensificación, Exploración y Convergencia	88
6. Diseño y optimización de un Sistema de Posicionamiento Local para localizar drones en un entorno urbano	90
6.1. Configuración Seleccionada	91
6.2. Escenario de Prueba y Discretización del Espacio	93
6.3. Optimización mediante Algoritmos Genéticos	96
6.3.1. Codificación de la población	97
6.3.2. Función de adaptación	100
6.3.3. Operadores Genéticos	101

7. Resultados	108
8. Conclusiones y Líneas Futuras	114
Agradecimientos	118
Referencias	120

Índice de Figuras

3.1. Uso de Drones para el transporte de carga en la industria del automóvil.	22
3.2. Crecimiento en el número de drones registrados de uso recreativo en los últimos años en Estados Unidos.	23
3.3. Cálculo de la posición de los sistemas GNSS y la influencia del error de reloj en la posición determinada.	28
3.4. Límites de alerta vertical y horizontal (VAL y HAL). La integridad del sistema requiere que errores de posicionamiento fuera de estos límites han de ser alertados, ejecutando las medidas de actuación precisas. . .	29
3.5. Problemáticas para la aplicación de GNSS en entornos urbanos.	32
3.6. IoD para la comunicación y el posicionamiento entre drones bajo una arquitectura centralizada (a) y descentralizada (b).	34
3.7. Mapa de la distribución de distancias obtenida de una cámara infrarroja. Un algoritmo filtra el ruido además de detectar y clasificar a los drones	36
4.1. Clasificación de las diferentes tecnologías de sistemas de posicionamiento local.	40
4.2. Implementación de un sistema de posicionamiento acústico para drones.	41
4.3. Aplicación de drones para el inventariado automatizado, basado en un sistema de posicionamiento con la tecnología UWB.	44
4.4. Posibles aplicaciones de HAPS relativas al posicionamiento y navegación.	47
4.5. Algoritmo de cálculo de la posición basado en la medición de tiempos de llegada o TOA.	52
4.6. Hipérbola resultante de la medición de dos antenas en el caso bidimensional. El ángulo de llegada, ϕ_h , es inmediato.	53

4.7. Algoritmo de cálculo de la posición basado en la medición de ángulos de llegada llegada o AOA.	54
4.8. Hiperboloide resultante de la medición de diferencia de fase de dos antenas en la metodología AoA.	55
4.9. Distribución de la intensidad de la señal de tres balizas a lo largo de un entorno acotado.	57
4.10. Algoritmo de cálculo de la posición basado en la medición de la diferencia de tiempos de llegada o TDOA.	59
4.11. Metodología A-TDOA para el cálculo de la posición.	60
4.12. Metodología D-TDOA para el cálculo de la posición.	61
4.13. Condición LOS y NLOS junto al efecto multipath.	65
4.14. Modelo Log-Normal base y con shadowing.	69
4.15. Influencia del factor geométrico en el posicionamiento.	71
5.1. Representación de los diferentes subsets de soluciones.	77
5.2. Diferentes categorías de complejidad computacional.	82
5.3. Diagrama de flujo del funcionamiento de un GA.	86
6.1. Escenario urbano diseñado para la prueba del sistema de posicionamiento local propuesto para la localización de drones.	93
6.2. RMSE de la localización del TLE de la arquitectura propuesta bajo una distribución inicial de los sensores.	95
6.3. Esquema de la codificación diseñada para el algoritmo genético.	97
6.4. Representación operador de selección de la ruleta proporcional.	103
6.5. Representación de la metodología de cruce basada en puntos de corte para cromosomas binarios.	105

7.1. Distribución óptima alcanzada por el algoritmo genético para 8 balizas sobre el escenario propuesto.	108
7.2. Distribución óptima alcanzada por el algoritmo genético para 8 balizas sobre el escenario propuesto.	109
7.3. Convergencia de la población hacia la distribución optimizada.	110

Índice de Tablas

1.	Resumen de la configuración del sistema de posicionamiento local.	92
2.	Resumen de las características del entorno urbano generado y de las regiones de puntos del TLE y NLE.	96
3.	Tabla resumen de los configuración seleccionada en la codificación de la población y su implicación sobre el escenario planteado.	99
4.	Tabla resumen de la configuración del algoritmo genético utilizado para optimizar la distribución del balizado sobre el escenario propuesto.	107
5.	Resultados obtenidos por las distintas estrategias implementadas en este Trabajo de Fin de Máster.	111
6.	Porcentaje de puntos de la región del TLE sobre distintos intervalos de incertidumbre en el posicionamiento.	112

Listado de Abreviaturas y Acrónimos

3D Dull-Dirty-Dangerous.

A-PL Airborne Pseudolite.

A-TDOA Asynchronous Time Difference of Arrival.

ABAS Airborne Based Augmentation System.

AESA Agencia Estatal de Seguridad Aérea.

AOA Angle-Of-Arrival.

CBRN Chemical, Biological, Radiological and Nuclear.

CRB Cramer-Rao-Bound.

CS Coordinate-Sensor.

D-TDOA Difference Time Difference of Arrival.

DOP Dilution-Of-Precision.

EKF Extended Kalman Filter.

ESA European Space Agency.

FAA Federal Aviation Administration.

FCC Federal Communications Commission.

FIM Fisher-Information-Matrix.

G-PL Ground-Based Pseudolite.

GA Genetic Algorithm.

GBAS Ground Based Augmentation System.

GDOP Geometric-Dilution-Of-Precision.

GNSS Global Navigation Satellite System.

GPS Global Positioning System.

GSM Global System for Mobile Communications.

HAL Horizontal Alert Limit.

HAPS High Altitude Pseudo-Satellites.

IMU Inertial Measurement Unit.

IoD Internet of Drones.

IoT Internet of Things.

IR Infrarrojo.

LOS Line-Of-Sight.

LPS Local Positioning Systems.

NLE Node-Location-Environment.

NLOS Non-Line-Of-Sight.

NLP Node-Location-Problem.

PF Particle Filter.

PL PseudoLite.

QZSS Quasi-Zenith Satellite System.

RF Radiofrecuencias.

RFID Radio Frequency Identification.

RPAS Remotely Piloted Aircraft System.

RSS Received Signal Strength.

RTK Real-Time-Kinematic.

SBAS Space Based Augmentation System.

SNR Signal-to-Noise.

SSP Sensor Selection Problem.

TDOA Time-Difference-Of-Arrival.

TLE Target-Location-Environment.

TOA Time-Of-Arrival.

TS Target-Sensor.

UAS Unmanned Aircraft System.

UAV Unmanned Aerial Vehicle.

UTM Unmanned aircraft system Traffic Management.

UWB Ultra WideBand.

VA Visión Artificial.

VAL Vertical Alert Limit.

VANT Vehículo Aéreo No Tripulado.

WLAN Wireless Local Area Network.

WPAN Wireless Personal Area Network.

WS Worker-Sensor.

WSN Wireless Sensor Network.

1. Introducción

La expansión del uso de drones o UAV (Unmanned-Aerial-Vehicles) ha crecido de forma significativa en la última década. Si bien el desarrollo inicial de estas aeronaves fue enfocado a aplicaciones militares, el mayor crecimiento de la industria de los drones en la actualidad se debe a su implantación en el sector civil.

El potencial de estos vehículos aéreos viene asociado a su flexibilidad de diseño, su libertad de movimiento y su disponibilidad. Son múltiples las aplicaciones que ofrecen estas aeronaves en sectores civiles, tales como operaciones agrícolas, fotografía, inspección de estructuras, servicios de reparto y entrega, mantenimiento industrial o, su uso recreativo.

Todas estas aplicaciones vienen condicionadas por el desempeño de la navegación del UAV. En la actualidad, la mayoría de drones operan a través del uso de la navegación visual. Esto se puede realizar a través de una cámara, situada en el dron, o bien la propia línea de visión del operador con el UAV. A partir de esta información, el usuario puede tomar las decisiones oportunas para controlar la aeronave. Si bien esto puede resultar suficiente para ciertas aplicaciones (e.g., fotografía, recreativo, inspección, estructuras), este nivel de navegación no permite el desarrollo óptimo de ciertas aplicaciones automatizables (e.g., vigilancia, operaciones agrícolas, mantenimiento industrial, servicio de reparto).

El interés de este tipo de aplicaciones reside en poder delegar estos trabajos a los UAV, sin requerir de un operario de forma continua por cada dron. Consecuentemente, surge la necesidad de obtener un sistema de navegación autónomo, que permita la localización del dron de forma independiente. Esta localización se implementa en la mayoría de drones actuales a través de un sistema de posicionamiento satelital o GNSS (Global Navigation Satellite System).

Si bien estos sistemas resultan de gran interés para ciertas aplicaciones, dada su cobertura global, su aplicación resulta insuficiente para ciertas operaciones de precisión de los drones. En la aviación civil y militar una solución a este aspecto es el uso de

sistemas de aumentación de los GNSS. Estos sistemas de aumentación mejoran significativamente el posicionamiento de la aeronave, sin embargo, su rango de aplicaciones es limitado.

El uso de GNSS en escenarios donde la recepción de la señal de los satélites se ve comprometida (e.g., entornos urbanos, escenarios de interiores) inhabilita el uso de estos sistemas para alcanzar un posicionamiento de gran exactitud. A partir de esta problemática, surgen diferentes tecnologías para realizar esta localización en estos entornos problemáticos para los GNSS, los sistemas de posicionamiento local (LPS).

Estos sistemas de posicionamiento se fundamentan en el despliegue de una serie de sensores o balizas sobre un entorno acotado. Gracias a la flexibilidad que ofrece esta libertad de colocación de las balizas, los LPS logran una gran adaptabilidad a partir de una distribución ad-hoc para cada escenario de aplicación. Esto los convierte en sistemas de gran interés para aplicaciones donde los GNSS se ven comprometidos, y, por lo tanto, son especialmente interesantes para el posicionamiento de UAV en entornos urbanos y en entornos de interiores.

No obstante, el término LPS engloba a un gran abanico de tecnologías y metodologías de localización, si bien todas estas tecnologías tienen un nicho de aplicación, las más expandidas en la literatura para el posicionamiento en este tipo de entornos son los LPS basados en mediciones temporales como el sistema TOA (Time-Of-Arrival) y el TDOA (Time-Difference-Of-Arrival).

Sin embargo, la problemática asociada a la implementación de estos sistemas de posicionamiento local viene como consecuencia de su flexibilidad y libertad de implementación. La distribución de las balizas sobre el entorno constituye un factor crítico en el estudio de las prestaciones del sistema. Esto cobra especial importancia en entornos urbanos o de interiores, donde predominan las interferencias ocasionadas por la pérdida de LOS (Line-Of-Sight) denominada NLOS (Non-Line-Of-Sight), así como la interferencia ocasionada por señales multicamino. La mayoría de factores que ocasionan incertidumbres en el cálculo de la posición pueden verse minimizados o incluso anulados a través de una distribución optimizada del balizado.

Este problema de optimización, denominado NLP (Node-Location-Problem) en la literatura, busca obtener las coordenadas cartesianas óptimas de cada baliza del LPS de forma que las prestaciones de la distribución resultante sean óptimas. No obstante, la resolución de este problema se ve comprometida por la complejidad del mismo. El elevado número de posibles distribuciones del balizado así como el número de operaciones necesarias para evaluar una distribución caracterizan la complejidad de este problema como NP-Hard, lo que vuelve inviable su resolución directa.

A raíz de esta problemática, surge la implementación de técnicas metaheurísticas para obtener una solución óptima para el NLP. Analizando la literatura podemos encontrar la propuesta de algoritmos de búsqueda como el recocido simulado o algoritmos evolutivos como la optimización por colonia de hormigas. No obstante, la metodología más expandida para optimizaciones estáticas por sus prestaciones y su robustez es el caso de los algoritmos genéticos.

Consecuentemente, en este Trabajo de Fin de Máster se pretende realizar un estado del arte sobre el posicionamiento de drones, analizando las metodologías actuales y las necesidades del momento. Estudiaremos el uso de los sistemas GNSS para la localización de estas aeronaves, analizando las problemáticas existentes con su uso en ciertos entornos, como viene desarrollado en la Sección 3.

A partir de esta problemática, haremos una revisión del estado del arte en búsqueda de técnicas de posicionamiento alternativas para el caso de estudio planteado, haciendo una comparativa entre ellas, como se describe en la Sección 4. En pos de lograr un diseño e implementación optimizado de estos sistemas, analizaremos los factores que influyen en las prestaciones de estos sistemas, abordando cómo poder minimizarlos.

Una vez finalizado este análisis cualitativo, en la Sección 5 profundizaremos en el problema de colocación de los sensores, formulando el NLP y analizando su complejidad asociada, así como las posibles metodologías de resolución.

Finalmente, en la Sección 6 se plantea un escenario urbano sobre el que diseñar e implementar una metodología de posicionamiento para drones viable. Este punto constituye una síntesis de todo el recorrido de este trabajo, aplicando todo el conocimiento

y todas las metodologías aprendidas para la selección y optimización de la configuración del sistema de posicionamiento. Esta optimización de la distribución del balizado para drones se llevará a cabo a partir de un algoritmo genético desarrollado específicamente para este problema, lo cual supone una innovación respecto a los estudios de implementación disponibles en la literatura.

Los resultados obtenidos denotan la validez de la metodología planteada respecto a los GNSS, obteniendo un posicionamiento de mayor exactitud y con mayor estabilidad en entornos urbanos. Además, el diseño de las distribuciones optimizadas mediante el algoritmo genético propuesto resultan en prestaciones superiores a aquellos diseños basados en distribuciones trazadas experimentalmente. Consecuentemente, podemos destacar la importancia de realizar este estudio y optimización para el diseño de LPS para el posicionamiento de UAV, un problema aún no resuelto en la literatura.

Por último, en la Sección 7 se encuentran los resultados asociados a la optimización y la aplicación del sistema de posicionamiento planteado mientras que la Sección 8 cierra este Trabajo de Fin de Máster con las conclusiones y líneas futuras de esta investigación.

2. Objetivos

El uso de los drones en el sector civil ha crecido significativamente en la última década. La flexibilidad de diseño, libertad de uso y disponibilidad de estas aeronaves las hace ideales para multitud de aplicaciones, como operaciones agrícolas, fotografía, inspección de estructuras, servicios de reparto, mantenimiento industrial y su uso recreativo entre otros.

No obstante, la implementación de un sistema de navegación autónomo constituye un problema y un factor limitante para muchas de estas aplicaciones en la actualidad. Si bien los UAV actuales usan sistemas de navegación por satélite como el GPS para posicionarse, las prestaciones de estos sistemas pueden resultar insuficientes para ciertas aplicaciones, especialmente para aquellas desarrolladas en entornos urbanos y entornos de interiores.

Como consecuencia, surge la necesidad de explorar otras metodologías de posicionamiento para estas aplicaciones, como es el caso de los sistemas de posicionamiento local o LPS. Estos sistemas a través de la distribución de las balizas que lo constituyen son capaces de adaptarse a múltiples entornos, obteniendo buenas prestaciones en la localización incluso en escenarios problemáticos como entornos urbanos o entornos de interiores.

A partir de este preámbulo que constituye el punto de partida de la investigación, en este Trabajo de Fin de Máster se persigue el siguiente objetivo principal:

- Diseñar un sistema de posicionamiento eficaz y estable para la localización de drones en entornos acotados.

Para poder cumplir este objetivo, se han de alcanzar los siguientes objetivos secundarios:

- Analizar la literatura relativa a las aplicaciones de los UAV, estudiando las necesidades de posicionamiento y las metodologías y sistemas utilizados para este fin.

-
- Realizar un análisis de la literatura en busca de alternativas a los sistemas de posicionamiento GNSS. Estudiar las diferentes tecnologías de sistemas de posicionamiento local y sus aplicaciones.
 - Profundizar en el problema de colocación de los nodos. Plantear la formulación del problema, y estudiar la literatura en busca de metodologías para su resolución.
 - Sintetizar todo el conocimiento alcanzado con el estado del arte previamente desarrollado para el diseño de un sistema de posicionamiento para drones en un entorno urbano.
 - Realizar una optimización mediante algoritmos genéticos para obtener la distribución óptima del balizado para el caso práctico planteado.

3. Estado del Arte

3.1. Antecedentes

En las últimas décadas, los vehículos aéreos no tripulados (UAV), también denominados drones, se han convertido en un foco de atención para numerosos sectores. El abanico de posibilidades que ofrecen estos robots no tripulados supone una revolución para el mundo académico, militar, comercial y tecnológico actual.

No obstante, no resulta sencillo agrupar a todos estos dispositivos como una única denominación. La gran variedad de diseños y fines para estos drones dificulta la definición y legislación de estos dispositivos. Además, no existe criterio único para categorizar y clasificar estas aeronaves, ni tampoco una abreviatura o denominación común, pudiendo encontrarse el término VANT (Vehículo Aéreo No Tripulado) como UAS (Unmanned Aircraft Vehicle) o RPAS (Remotely Piloted Aircraft System) para su mención. En este trabajo se empleará la denominación UAV, siendo esta la denominación más expandida que hace referencia a la propia aeronave.

En cuanto a la definición de estos dispositivos, la Real Academia Española recoge el término *dron* bajo la definición de “Aeronave no tripulada”. Otros organismos, como el Departamento de Defensa de los Estados Unidos emplea una definición más específica de estos dispositivos, la cual se cita a continuación [1]:

“Un vehículo aéreo motorizado que no lleva a bordo a un operador humano, utiliza las fuerzas aerodinámicas para generar sustentación, puede volar autónomamente o ser tripulado de forma remota, que puede ser fungible o recuperable y que puede transportar una carga de pago letal o no.”

Esta definición describe más específicamente a estas aeronaves, no obstante, sigue estando abierta a una gran variedad de diseños. Sin embargo, su rango de aplicaciones es tan disperso como su flexibilidad de diseño. No obstante, sí podemos encontrar notables diferencias entre su uso para aplicaciones militares y civiles.

En cuanto al ámbito militar, a lo largo de la literatura, suele ser habitual englobar

las aplicaciones de los drones como 3D (Dull-Dirty-Dangerous) [2].

Mediante el término *Dull*, se hace referencia al conjunto de misiones de más de 30 horas que pueden desempeñar los UAV, siendo estas tareas habitualmente de un perfil de baja carga de trabajo, como la vigilancia.

Dirty engloba a todas las operaciones desarrolladas bajo entornos potencialmente hostiles a la hipotética tripulación de la aeronave. Esto convierte a los drones como dispositivos ideales para desempeñar misiones en condiciones CBRN (Chemical, Biological, Radiological and Nuclear). También los hace especialmente interesantes para la observación de incendios, pudiendo acceder a zonas repletas de humo, difícilmente accesibles para un ser humano. Consecuentemente, son múltiples los estudios que apuestan por el uso de estos dispositivos para misiones de emergencia, como por ejemplo incendios forestales [3], en misiones de rescate [4], así como en otros trabajos de riesgo [5].

Por último, *Dangerous* representa a todas las operaciones que pueden desencadenar en pérdidas humanas. Su uso en conflictos armados permite realizar múltiples misiones militares en territorios hostiles sin comprometer la integridad de la hipotética tripulación.

Como podemos ver, las aplicaciones militares que nos ofrecen estas aeronaves son numerosas. Lo que los convierte en sistemas ideales para operaciones como blanco aéreo, medio de reconocimiento del terreno y relé de comunicaciones, así como su capacidad de combate y su relevancia en la logística, investigación y desarrollo.

Para las misiones de vigilancia, siendo este uno de los mayores nichos de aplicación militar de los drones, es común emplear una configuración de ala fija unida a una superficie alar considerable. Este permite alcanzar rangos de vuelo notablemente superiores, ya que además se omite gran cantidad de elementos relativos a la cabina e instrumentación.

Un ejemplo típico de esta clasificación de drones es el UAV MQ-9 Reaper, destinado para misiones de vigilancia de larga duración, el cual logra alcanzar hasta 28 horas de autonomía [6]. Cabe destacar que el dron cuenta con una envergadura de 20 metros,

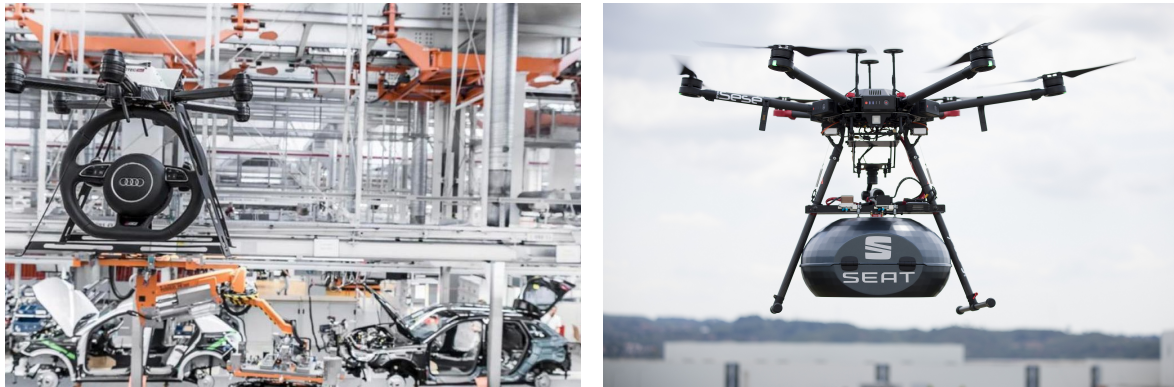
mientras que el diámetro del fuselaje es de 1 metro aproximadamente. Una opción de diseño poco frecuente en aplicaciones civiles, donde predomina un diseño mucho más compacto, lo que reduce los costes y favorece su utilización.

En cuanto a las aplicaciones civiles, en la última década el mercado de venta de estas aeronaves ha crecido significativamente. No obstante, la finalidad de estos drones, así como su diseño, guardan ciertas diferencias con respecto a su uso militar.

Si bien hay ciertas finalidades del uso de estos drones parejas al mundo militar, como la vigilancia, el mundo civil ofrece muchas otras vías de explotación de estos dispositivos. Operaciones agrícolas, fotografía, inspección de estructuras, operaciones de reparto y entrega, o, su uso recreativo, son algunas de las principales aplicaciones de estos dispositivos [7].

En los últimos años, hemos podido ver numerosos proyectos destinados a la implementación de drones para el transporte de carga en la industria. De esta forma, los drones podrían incorporarse al sistema de producción transportando elementos de poco peso cuyo transporte no se realice de forma automática.

Un ejemplo de aplicación de este enfoque de la industria 4.0 es el uso de estos drones para la industria automovilística, en las cuales empresas como Audi [8] o Seat [9] buscan optimizar la producción empleando drones para el transporte rápido y eficaz de volantes y airbags, como se muestra en la Figura 3.1. Siendo el transporte de estos elementos problemático bajo la distribución de la planta de estas empresas, permitiendo los drones un transporte vertical más eficiente. No obstante, la implementación de un sistema de manutención aéreo como ganchos resulta comprometida por el espacio disponible, requiriendo además del cese temporal de la producción para poder implementarse. Los drones permiten solventar esta problemática sin incurrir en una demanda de espacio y tiempo de implementación inadmisibles.



(a) Propuesta de Audi (Fuente: [8]).

(b) Propuesta de SEAT (Fuente: [9]).

Figura 3.1. Uso de Drones para el transporte de carga en la industria del automóvil.

No obstante, a diferencia del mundo militar, el mercado civil de drones es más homogéneo en cuanto a variedad de diseños. La relevancia de un bajo coste de adquisición, así como de una mayor flexibilidad de uso predominan como criterios de diseño, lo que deriva en el diseño de drones más pequeños y el de motores eléctricos para la propulsión. En cuanto al diseño de las superficies sustentadoras, el modelo más demandado es la propulsión mediante pares de hélices, en configuración multirrotores [10].

Estos rotores otorgan una mayor flexibilidad en el uso del dron, permitiendo el despegue y aterrizaje vertical de la aeronave, su vuelo estacionario (i.e., permanecer inmóvil en un punto, volando), así como un mayor control en la navegación del dron. Esto lo convierte en el diseño ideal para entornos donde no se cuenta con un espacio capacitado para el despegue o aterrizaje convencional, además de favorecer su uso para fotografía y grabación.

La contrapartida de este diseño es la pérdida de eficiencia resultante al prescindir de un ala como dispositivo principal de generación de sustentación. Esto obliga a emplear más potencia para generar la misma sustentación, resultando en motores y baterías más grandes, una menor autonomía de vuelo y menores cargas de pago disponibles.

Sin embargo, esta configuración de dron, tanto por sus potenciales aplicaciones, así como por su coste accesible, ha supuesto una revolución para muchos sectores. Muchos usuarios y profesionales han adquirido modelos de drones en los últimos años.

En la última década, el número de drones registrados ha crecido significativamente,

en Estados Unidos por ejemplo, de 2015 a 2020, la FAA (Federal Aviation Administration) ha pasado de registrar 137 mil drones a 1.14 millones, un crecimiento del 732 % [11], tal y como se muestra en la Figura 3.2.

Esta subida significativa del número de aeronaves no tripuladas ha cuestionado la seguridad asociada a la operación de estas por civiles. Consecuentemente, los diferentes organismos han legislado la adquisición y uso de estos dispositivos, tanto de forma recreativa como profesional.

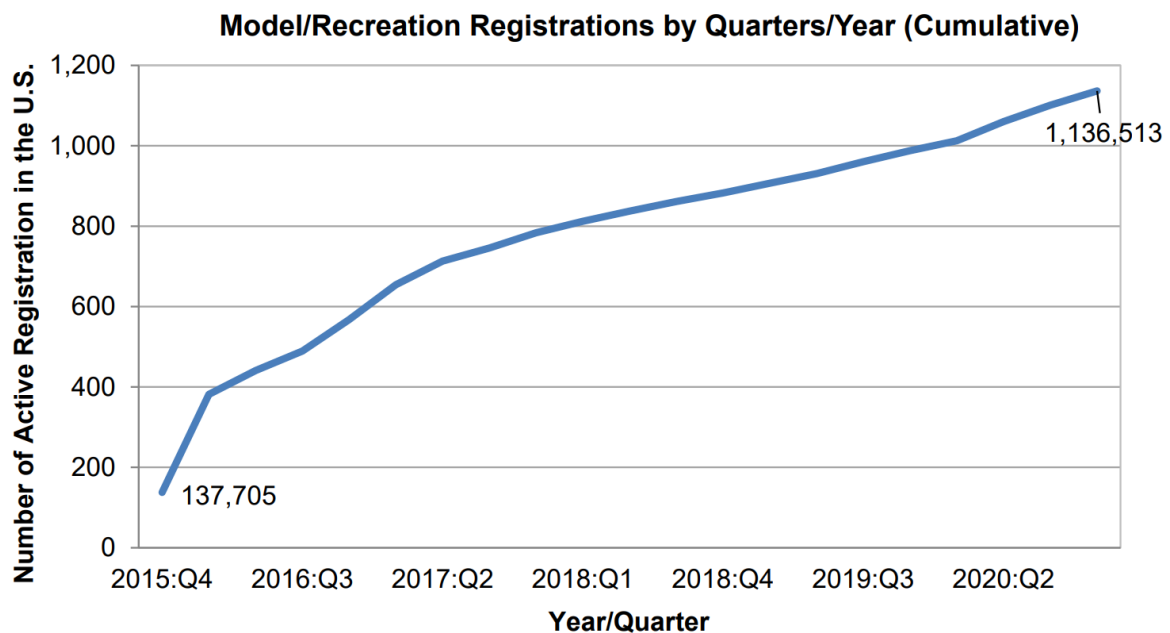


Figura 3.2. Crecimiento en el número de drones registrados de uso recreativo en los últimos años en Estados Unidos (Fuente: FAA [11]).

Si bien no existe un marco común legislativo entre organizaciones o países, podemos encontrar una tendencia común en las limitaciones de estos dispositivos.

Desde el 31 de diciembre de 2020, con la entrada en vigor del Reglamento europeo (UE) 219/947, es obligatorio el registro como operador de drones para poder operar UAV que superen unos valores mínimos de peso y carga de pago [12, 13].

Todo individuo registrado contará con un identificador, el cual debe estar visible en el dron operado. Además, es necesario la realización de ciertos cursos para la formación de los usuarios como pilotos de drones.

Esta legislación persigue evitar incidentes de vulneración de la seguridad o privacidad. Los drones, como aeronaves que son, pueden resultar altamente peligrosos. Un uso indebido, así como su operación en zonas restringidas (e.g., aeropuertos, centrales nucleares, centros penitenciarios...) puede resultar en accidentes graves con cuantiosos daños materiales y personales.

Adicionalmente, el uso malintencionado de estos dispositivos puede comprometer la seguridad de los ciudadanos de cargar con elementos explosivos o similares. Consecuentemente, las instituciones han apostado por una estrategia de formación, identificación y vigilancia. Este enfoque combina la imposición del marco legislativo relativo a la identificación de drones y pilotos y su formación así como la apuesta al establecimiento de metodologías para la vigilancia e interceptación de drones en espacios restringidos [14, 15].

No obstante, esto resulta una tarea problemática, dado el reducido tamaño con el que cuentan ciertos UAV, lo que dificulta su detección con metodologías de vigilancia tradicional, como el radar [16].

Consecuentemente, se plantea un gran abanico de metodologías para la detección de estos drones, algunas de ellas basadas en el uso de otros drones para la vigilancia, lo que permite patrullar ciertas áreas y también posicionar e interceptar UAV potencialmente peligrosos [17].

Sin embargo, estas metodologías conllevan la problemática asociada de depender del posicionamiento preciso del dron. La obtención de la ubicación precisa de un dron en tiempo real, tanto para vigilancia como para realizar maniobras que requieran de alta exactitud, supone una tarea de dificultad notoria [18]. Este posicionamiento además se trata de una de las líneas de investigación activas en la actualidad sobre estos dispositivos, sobre la cual profundizaremos en este trabajo.

3.2. Navegación y Posicionamiento en Drones

Uno de los aspectos claves para el uso de los UAV reside en la navegación de estos, lo cual incluye el posicionamiento del dron y el trazado de la ruta. El posicionamiento de la aeronave representa un aspecto crítico, siendo además la particularidad de estos sistemas la ausencia de un operador humano directo.

Consecuentemente, para todos los UAV, aunque especialmente aquellos que operan de forma autónoma, lograr un posicionamiento robusto y exacto resulta vital para el desarrollo de las misiones de toda índole.

El sistema de posicionamiento predominante en los drones, tanto en el ámbito militar como el civil es el GPS (Global Positioning System), dada su cobertura global y su accesibilidad de implementación.

El GPS, originalmente denominado NAVSTAR-GPS (NAVigation System and Ranging - Global Positioning System), es el sistema de posicionamiento constituido por la constelación de satélites perteneciente al Gobierno de los Estados Unidos. Si bien su diseño fue realizado primordialmente para fines militares, en la actualidad este se ha expandido a multitud de servicios comerciales.

El sistema GPS se encuentra constituido por 24 satélites distribuidos a lo largo de 6 planos orbitales. La altitud de estos satélites es de aproximadamente 20200 km, lo que nos puede indicar el coste asociado al establecimiento de este sistema [19].

Si bien el GPS es uno de los sistemas de posicionamiento global más extendidos, no se trata del único. Otros organismos cuentan con sus propios sistemas de navegación global o GNSS, listados a continuación [19]:

- La Federación Rusa cuenta con su propio sistema GNSS, denominado GLONASS. Al igual que el GPS, su origen fue primordialmente para fines militares, aunque actualmente es empleado para usos civiles también.

GLONASS está conformado por una constelación de 31 satélites, 24 de ellos activos y el resto de repuesto o para pruebas. Estos satélites están distribuidos a

lo largo de 3 planos orbitales y situados a una altitud de 19100 km.

- Galileo es el sistema GNSS desarrollado por la Unión Europea, concretamente la Agencia Espacial Europea (ESA) [20]. La habilitación de un sistema GNSS propio permite emplear los beneficios de estas tecnologías sin depender del equivalente americano o ruso. Cabe destacar que, a diferencia de los anteriores sistemas, Galileo está destinado para gestión y uso civil exclusivamente.

El sistema fue implementado en 2016, lo que lo convierte en uno de los más recientes. Galileo cuenta actualmente con 22 satélites operativos, aunque el proyecto sigue en desarrollo. El objetivo es alcanzar una constelación de 24 satélites activos, con 6 de repuesto y para pruebas, ubicados a 23222 km a lo largo de 3 planos orbitales.

Las nuevas tecnologías con las que se ha desarrollado el proyecto, lo que permite una mayor velocidad de transmisión de datos, posibilitan una exactitud esperada de 1 metro para uso público y 1 centímetro para uso cifrado. Cabe destacar que la inversión total del proyecto es de alrededor de 10 billones de euros [21], lo que nos indica el coste de implementación y mantenimiento de estos sistemas.

- También cabe mencionar el sistema BeiDou, de la República Popular China. Inicialmente, este sistema ofrecía cobertura regional al país empleando para ello cuatro satélites desde el año 2000. El proyecto fue finalizado a finales del 2012, con vistas de un sistema con más cobertura.

La finalización de este proyecto coincide con la puesta en servicio del segundo sistema de posicionamiento satelital chino, denominado BeiDou-2 o Compass. Este sistema cuenta con 35 satélites y ofrece cobertura a una región más amplia que incluye parte de Asia y del Pacífico.

En 2015, China declaró el comienzo de un tercer sistema, BeiDou-3, el cual pretende alcanzar una cobertura global empleando 30 satélites, buscando así contar con un sistema GNSS independiente de GPS, GLONASS y Galileo.

Estos sistemas de posicionamiento se fundamentan en el uso de una constelación de satélites. Estos satélites emiten señales de forma continua, las cuales son percibidas

por el receptor, siendo este el dispositivo que pretende posicionarse.

A partir de la información codificada en estas señales, resulta posible obtener la posición del vehículo u objeto relativa a los satélites, la cual puede extrapolarse a la posición sobre la tierra al conocer la ubicación de dichos satélites.

Este proceso de determinar la posición relativa del objeto respecto a los satélites, denominado trilateración, se basa en la medición de los tiempos de llegada de las señales emitidas desde cada satélite.

Consecuentemente, cada satélite genera una esfera de posibles posiciones para el elemento que se pretende posicionar. La intersección de dos esferas, generadas por dos satélites, permite el trazado de una circunferencia, sobre la cual podría estar posicionado el UAV. La incorporación de un tercer satélite resulta en la obtención de dos posibles localizaciones del elemento. La incorporación de un cuarto satélite, o bien mediante algoritmos de deducción de la posición a partir de cálculos previos, resulta posible determinar la posición del objeto [22].

No obstante, el uso de estos sistemas está asociado a diferentes fuentes de error, interferencias por la ionosfera o troposfera pueden ocasionar retrasos en la recepción de una o más señales, añadiendo incertidumbre al error. De forma análoga, errores en el reloj de los satélites o en el error del elemento también puede desencadenar errores en el cálculo de la posición. En la Figura 3.3 se representa el procedimiento del cálculo de la posición en un caso bidimensional, así como la influencia del error de los relojes de los satélites.

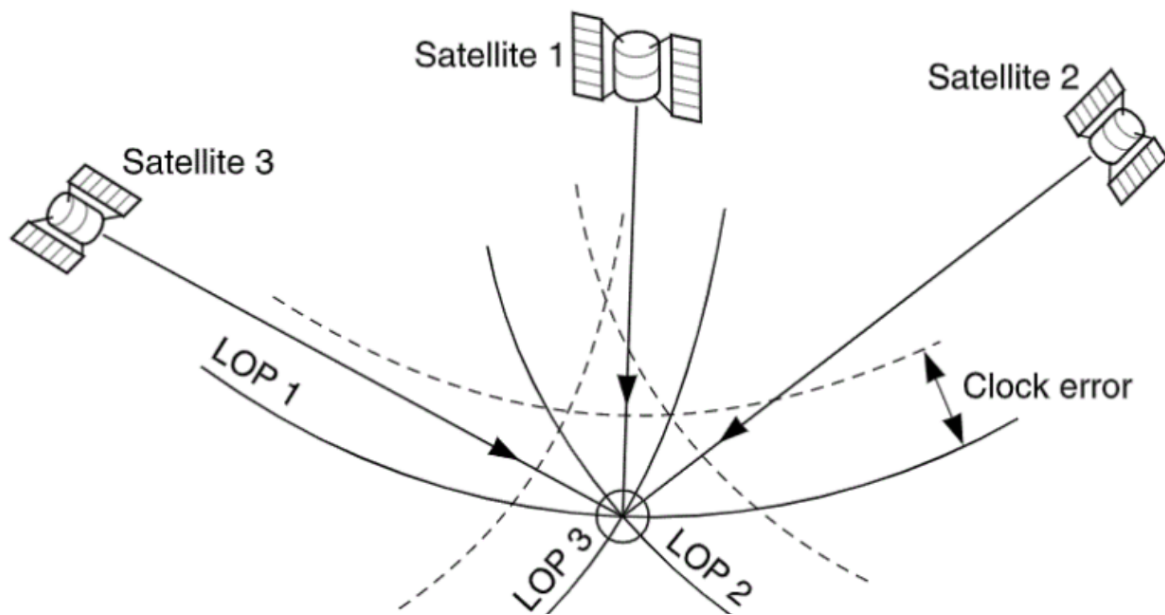


Figura 3.3. Cálculo de la posición de los sistemas GNSS y la influencia del error de reloj en la posición determinada (Fuente: [23]).

Este sistema también resulta vulnerable ante entornos que dificulten o alteren la recepción de la señal del sistema GNSS. Entornos con alta densidad de obstáculos que puedan reflejar la señal, como entornos urbanos, pueden producir el efecto multicaminos o multipath, lo que resulta en la introducción de error en el posicionamiento e incertidumbre en el cálculo de la posición.

Los sistemas GNSS también son susceptibles a ataques electrónicos, pudiendo sufrir interferencias intencionadas (i.e., jamming) o ataques que busquen trucar la señal de los GNSS, engañando al receptor, resultando en el cálculo de la posición con unos tiempos erróneos (i.e., spoofing) [24, 25].

De forma análoga, en entornos de interiores o subterráneos donde la señal de los satélites no pueda alcanzarse, resulta inviable emplear este método de posicionamiento, lo que compromete la operación de drones en entornos de interiores.

Otras fuentes de error pueden venir asociadas también a errores en la órbita de los satélites, así como el número de satélites, su distribución geométrica y los errores de reloj entre dispositivos.

Estas fuentes de error pueden resultar en la pérdida del rendimiento del sistema

GNSS. Este rendimiento suele evaluarse en función de cuatro criterios, siendo estos los descritos a continuación [19]:

- **Exactitud:** indica la diferencia entre el valor medido y el real. En los sistemas GNSS representa la diferencia entre los valores calculados del tiempo medido, así como la posición y velocidad estimada y los valores reales equivalentes.
- **Integridad:** indica la confianza en el sistema, la garantía de que el sistema está siempre funcionando dentro de unos límites de calidad. En posicionamiento, estos límites se refieren al error de posición máximo, y suele distinguirse entre el límite horizontal HAL (Horizontal Alert Limit) y VAL (Vertical Alert Limit), como se representa en la Figura 3.4.

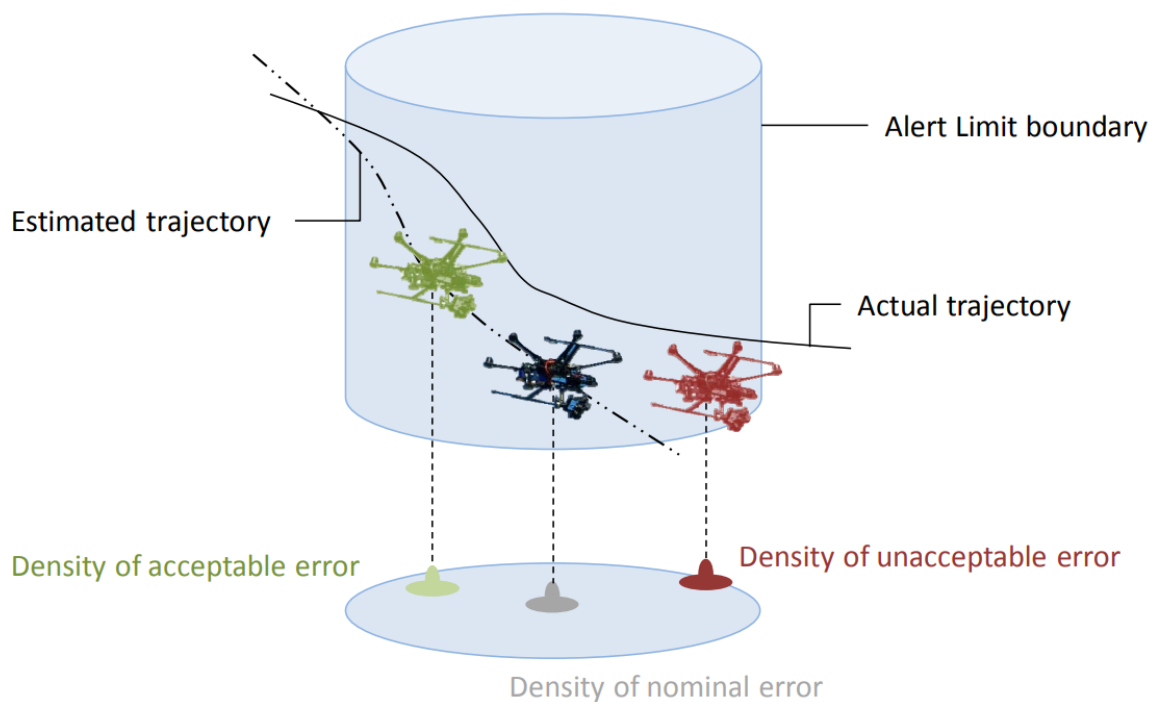


Figura 3.4. Límites de alerta vertical y horizontal (VAL y HAL). La integridad del sistema requiere que todo error de posicionamiento fuera de estos límites sea alertado, ejecutando las medidas de actuación correspondientes (Fuente: [26]).

- **Continuidad de servicio:** este indicador puede describirse como la probabilidad de que el sistema no falle durante el tiempo que se esté utilizando.
- **Disponibilidad:** indica la probabilidad de que un sistema esté disponible cuando se requiera. Es el porcentaje de tiempo que la señal cumple los criterios de exactitud,

integridad y continuidad.

Las prestaciones de los diferentes sistemas GNSS, si bien pueden resultar precisas para ciertas aplicaciones, resultan insuficientes para el posicionamiento de aeronaves y drones. Consecuentemente, en el posicionamiento de aeronaves se introducen sistemas de aumentación para mejorar las prestaciones de los servicios GNSS, llegando incluso a combinarlos para mejorar el rendimiento del posicionamiento.

Existen diferentes sistemas de aumentación en función de la naturaleza del sistema de mejora de las prestaciones, siendo estas las siguientes [19, 27]:

- El sistema de aumentación SBAS (Space Based Augmentation System) busca supervisar la constelación de satélites que conforma el GNSS. La implementación de estos sistemas permite mejorar el posicionamiento horizontal y vertical del receptor, así como aportar una mayor información sobre la calidad de la señal.

Existen varios sistemas SBAS que ofrecen cobertura regional, EGNOS (European Geostationary Navigation Overlay Service) es el que ofrece cobertura al continente europeo.

- GBAS (Ground Based Augmentation System) es un sistema de mejora de exactitud e integridad que ofrece correcciones de los valores del sistema de posicionamiento. Se trata de una de las metodologías más empleadas para mejorar el rendimiento para ciertas aplicaciones de precisión.

Consecuentemente, son usadas en ubicaciones estratégicas, como aeropuertos, para mejorar la fiabilidad de las mediciones de posición y velocidad de las aeronaves de estos sistemas.

- Por último, el sistema ABAS (Airborne Based Augmentation System) emplea información obtenida por la propia aeronave por otros sensores para complementar las mediciones del GNSS, logrando así una mejora en las prestaciones del sistema.

En cuanto a la navegación de los drones, el control de actitud se realiza a través de una IMU (Inertial Measurement Unit), mientras que el cálculo de la posición se fundamenta principalmente en el uso de GPS.

El posicionamiento por GPS es la selección más común, ya que el módulo de comunicaciones para poder recibir y procesar las señales de GPS es asequible, requiere relativamente poca energía y no conlleva un incremento significativo del peso y volumen del dron. Cabe mencionar que, si bien el más expandido es el GPS, cualquiera de los otros GNSS previamente introducidos sería válido.

Además, resulta posible la cooperación entre sistemas GNSS, lo que se conoce en la literatura como sensor fusion, lo que mejora las prestaciones generales del posicionamiento satelital al contar con más sensores [28].

No obstante, como ya hemos mencionado previamente, el uso de los GNSS, ya sea de forma individual o cooperando, resulta insuficiente para la operación de aeronaves, como los drones. Consecuentemente, es común emplear sistemas de aumentación para mejorar la robustez y rendimiento de este sistema de posicionamiento.

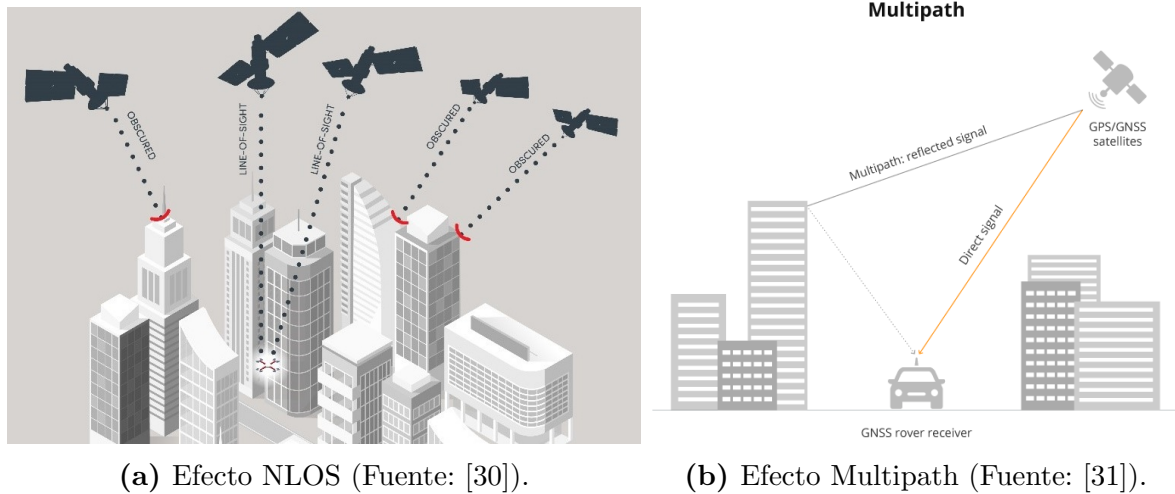
Ciertos drones profesionales que requieren mayores niveles de exactitud suelen incorporar un sistema de GPS complementado con RTK (Real-Time-Kinematic), el cual es un tipo de sistema GBAS. Si bien esta tecnología permite reducir la incertidumbre y el error asociado en el cálculo de la posición en ciertos entornos, esta metodología puede no resultar lo suficientemente válida.

Incluso con los sistemas de aumentación, el sistema de GNSS sigue siendo insuficiente en entornos altamente vulnerables al multipath y con un ruido significativo [29]. Además, para poder proceder al cálculo de la posición por GPS u otros sistemas GNSS, es necesario que exista línea de visión o LOS.

Consecuentemente, entornos que se encuentren en NLOS con los satélites, como escenarios de interiores, no resulta viable la utilización de los sistemas GNSS para el posicionamiento de los drones. Tampoco resulta práctico emplear sistemas de aumentación en este tipo de escenarios, ya que si la señal de los satélites se ve comprometida, la capacidad de mejora de los sistemas de aumentación es limitada.

La frecuencia del fenómeno de multipath así como las condiciones NLOS son especialmente relevantes en entornos urbanos, tal y como describe la Figura 3.5. Consecuentemente, los sistemas GNSS no precisan de la robustez necesaria para posicionar

con elevada exactitud dentro de estos entornos.



(a) Efecto NLOS (Fuente: [30]).

(b) Efecto Multipath (Fuente: [31]).

Figura 3.5. Problemáticas para la aplicación de GNSS en entornos urbanos.

De forma análoga, en entornos que se requiere de una elevada exactitud, como en zonas de aterrizaje o despegue, el aumento de prestaciones que ofrecen los sistemas de aumentación puede no ser suficiente, especialmente para drones con trayectorias de vuelo automatizadas [32].

Consecuentemente, a lo largo de la literatura se plantean numerosas alternativas para habilitar el posicionamiento eficiente, eficaz y seguro para este tipo de situaciones [16, 33]. Muchas de estas alternativas se centran en complementar el sistema de posicionamiento GNSS, el cual ofrece una cobertura global aceptable, con sistemas de posicionamiento local o LPS (Local Positioning Systems), a fin de obtener buenas capacidades de posicionamiento en regiones concretas o en interiores [34, 35, 36].

Esto permitiría la navegación y posicionamiento de UAV en entornos de interiores y en entornos urbanos, habilitando diferentes aplicaciones y servicios, así como el vuelo autónomo de estas aeronaves.

Por lo tanto, en este Trabajo de Fin de Máster se pretende profundizar en el estudio y aplicación de estos sistemas de posicionamiento local para lograr un posicionamiento preciso, robusto y eficiente en entornos acotados. Analizaremos las diferentes arquitecturas de sensores presentes en la literatura, comparando las ventajas y desventajas de cada una de ellas. Finalmente, seleccionaremos una configuración que cumpla con los

requisitos de operación de estas aeronaves no tripuladas.

Más adelante estudiaremos la implementación de estas configuraciones sobre el caso planteado, buscando obtener un sistema de posicionamiento que permita a estas aeronaves realizar vuelos de precisión, habilitando la realización de diferentes operaciones basadas en estas características de vuelo.

3.3. Investigaciones Previas

Los drones o UAV han experimentado una gran expansión en los últimos años, Chris Wargo et al. [37], estudia la evolución de esta industria e introduce ciertas predicciones de su desarrollo en los próximos años, analizando el posible impacto económico y ambiental. Esto supone ciertos problemas para garantizar la seguridad, tanto la operacional como la física (i.e., safety y security).

Bijjahalli Suraj et al. [26] y Euiho Kim et al. [38] entre otros autores analizan la navegación y el control de tráfico de drones o UTM (Unmanned aircraft system Traffic Management). Los resultados indican que los sistemas GNSS no resultan suficientes ante entornos urbanos, donde los elevados niveles de ruido dificultan la recepción de la señal.

Esto además supone uno de mayores problemas por resolver en la aplicación de la entrega vía UAV, tal y como detalla Gino Brunner et al. [39].

Adicionalmente, esta situación resulta extrapolable a entornos de interiores o entornos denegados de la señal GNSS, donde el posicionamiento o realización de aplicaciones de precisión no resulta factible por esta metodología.

Como consecuencia, a lo largo de la literatura podemos ver numerosas propuestas relativas al cálculo de la posición. Algunas de estas se centran en la aplicación de visión artificial a la imagen percibida por el dron, logrando ubicarse, tal y como propone Amer Karim et al. [29]. No obstante, esto solo resulta posible cuando el dron se encuentra sobrevolando la zona a una altitud significativa, además de resultar un método costoso y con robustez cuestionable, requiriendo además de un gran coste computacional lo que implica un mayor uso del subsistema de potencia.

Otros autores proponen la aplicación del internet de las cosas o IoT (Internet of Things) junto a los drones, resultando en el IoD (Internet of Drones) para crear una red de comunicación entre drones, logrando el posicionamiento cooperativo entre drones, tal y como refleja la Figura 3.6. Chano-Tang Lee [40] y Laith Abualigah et al. [41] entre otros autores estudian y analizan esta posible aplicación.

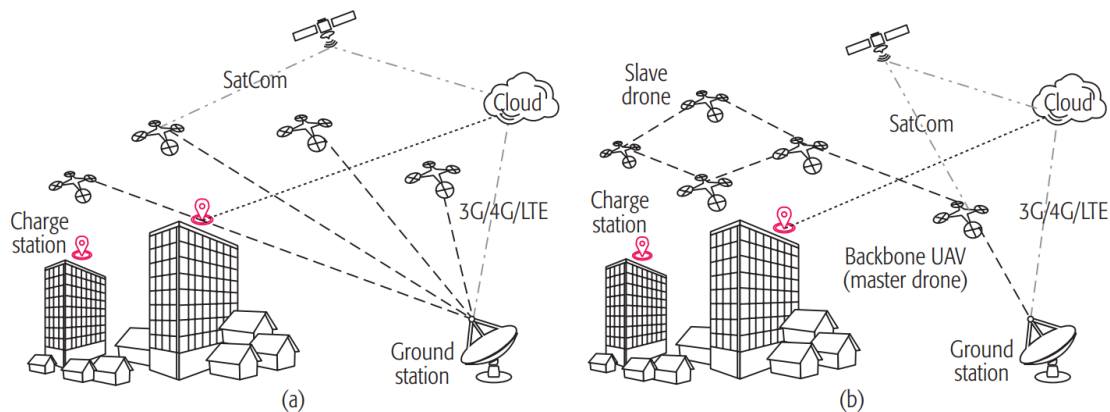


Figura 3.6. IoD para la comunicación y el posicionamiento entre drones bajo una arquitectura centralizada (a) y descentralizada (b) (Fuente: [42]).

No obstante, la implementación de este sistema requeriría de la implementación de un protocolo común entre los drones, así como un alto número de drones en vuelo para poder ser eficaz, lo que dificulta su implementación, especialmente para entornos urbanos altamente poblados.

Además, tal y como menciona Gaurav Choudhary et al. [43], la implementación de estos sistemas es susceptible a ciberataques, lo que puede comprometer la seguridad operacional del sistema.

Consecuentemente, podemos ver una tendencia en la literatura en emplear sistemas de posicionamiento externos al propio dron. La NASA realizó un estudio en el que complementaron el GPS con otras técnicas de posicionamiento [35] para entornos urbanos. Las conclusiones resultaron en que una combinación de sistemas GNSS junto a sistemas de posicionamiento basados en tierra permiten operar una gran parte de entornos, incluyendo entornos urbanos a baja altitud, siendo estos los entornos más desafiantes para los sistemas GNSS [44].

Estos sistemas de posicionamiento local permiten ofrecer mayores niveles de exac-

titud, aunque para una cobertura más limitada. Rubén Álvarez et al. [45] realiza un análisis de la cobertura de estos sistemas de posicionamiento, proponiendo diferentes arquitecturas de posicionamiento.

Podemos encontrar infinidad de sistemas de posicionamiento local, habiendo clasificaciones de estos en función del protocolo de posicionamiento, así como en función del principio físico de la medición, tal y como detalla Hasan H. S. et al. [46].

La implementación de estos sistemas de posicionamiento local para el posicionamiento de drones está distribuida a lo largo de diferentes líneas de investigación.

Ciertos sistemas basan el cálculo de la posición en la medición radares. Esto se puede incorporar tanto por técnicas activas [47] como pasivas [48]. Sin embargo, esta metodología puede resultar poco efectiva además de costosa en función de las características del dron a estudiar.

Otra línea se trata del uso de WSN (Wireless Sensor Networks) basados en mediciones acústicas para trazar el posicionamiento de los drones [16, 49]. Esto supone la distribución de una serie de micrófonos que puedan percibir el sonido de un dron próximo. Computando la recepción y variación de las diferentes señales acústicas percibidas por toda la red de micrófonos, así como estudiando el TOA de la señal, resultaría posible la determinación de la posición del UAV en el espacio.

No obstante, estos sistemas requieren la distribución de un elevado número de micrófonos y sensores, lo que incrementa el coste de implementación. Además, este sistema de posicionamiento presenta ciertas problemáticas al ser empleado en entornos urbanos, donde las ondas de sonido del UAV se puedan ver alteradas por el ruido del entorno.

Adicionalmente, este sistema también resultaría problemático a la hora de localizar múltiples drones en el espacio, dada la naturaleza y el rango de frecuencias de la onda propagada.

Por otra parte, existen ciertos estudios enfocados al uso de Visión Artificial (VA). Esto permite implementar cámaras y sensores de infrarrojos (IR) para detectar la

presencia de un dron y mediante las mediciones IR, calcular la distancia respecto a la cámara. Mediante un sistema de estas cámaras distribuidas, resulta posible determinar la posición de estos dispositivos [50], obteniendo imágenes como la que se muestra en la Figura 3.7.

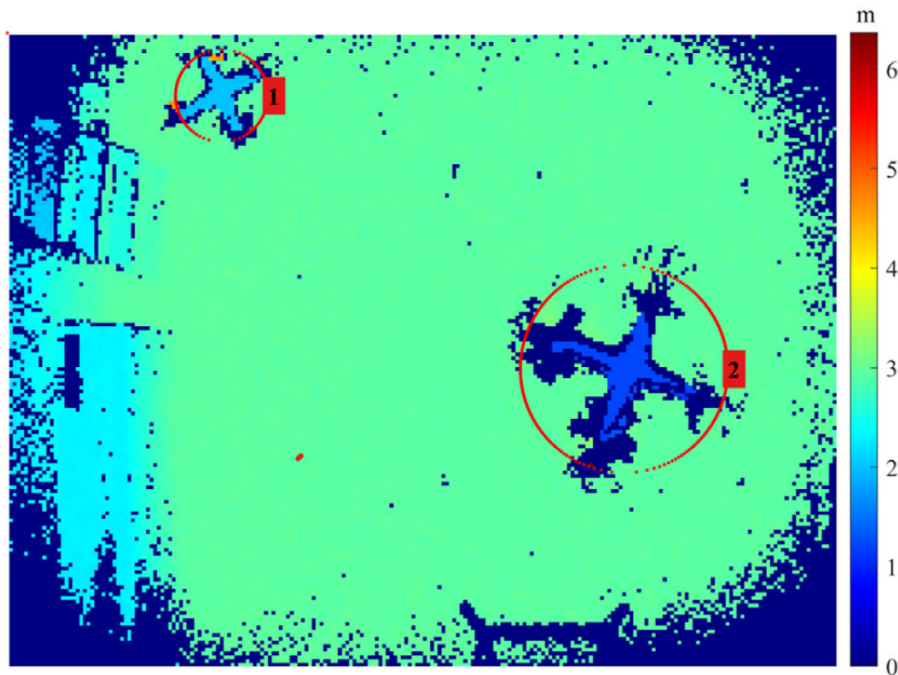


Figura 3.7. Mapa de la distribución de distancias obtenida de una cámara infrarroja. Un algoritmo filtra el ruido además de detectar y clasificar a los drones (Fuente: [17]).

No obstante, estos rendimiento de estos sistemas se ve comprometido a la hora de realizar esta detección y cálculo de la posición en tiempo real, además del coste asociado a la implementación y ajuste de este sistema [17].

A raíz de estas problemáticas, ciertos autores proponen la implementación de sistemas de posicionamiento local basados en radiofrecuencias (RF), con arquitecturas de posicionamiento basadas en la medición de tiempos de llegada [51, 52].

Estos sistemas ofrecen una metodología de posicionamiento eficiente, robusta y exacta para entornos urbanos, entornos de interiores o regiones donde el posicionamiento GPS no sea suficiente.

M.S. Arafin et al. [36], y Janis Tiemann et al. [53] entre otros autores han probado la validez de esta metodología para entornos de interiores, llegando a implementarla.

Si bien esta tecnología requiere la distribución de los sensores a lo largo del escenario, lo cual resulta un problema de gran complejidad, sobre el cual profundizaremos en este trabajo en el que existen metodologías que permiten reducir el número de sensores necesarios.

Javier Díez et al. [54] propone una metodología para resolver el posicionamiento con esta tecnología reduciendo el número de balizas necesarias sin comprometer la exactitud del posicionamiento. Mohamed Khalaf-Allah [55] aplica este fundamento para el posicionamiento de UAV, empleando también un filtro de partículas para mejorar las prestaciones de la arquitectura.

Esta metodología resulta especialmente interesante con la arquitectura TDOA, la cual es una de las arquitecturas más expandidas dada su robustez y sus prestaciones. A lo largo de la literatura podemos encontrarnos numerosos artículos que estudian la implementación de esta arquitectura para diversas aplicaciones [56, 57], lo que denota la validez del método para el problema planteado.

Por estos motivos, en este Trabajo de Fin de Máster profundizaremos en las arquitecturas de LPS basadas en RF, siendo estas una de las técnicas más expandidas en la literatura, tanto por su robustez como por su aplicabilidad ante cualquier entorno. Un análisis más detallado de estas técnicas se efectúa en la siguiente Sección.

4. Sistemas de Posicionamiento Local

Los sistemas de posicionamiento local suponen una alternativa eficiente y robusta para el posicionamiento de drones en entornos acotados. Estos sistemas se caracterizan por su adaptabilidad a las condiciones del entorno, sobre el cual permiten un posicionamiento eficaz. Para ello, estos sistemas distribuyen balizas o sensores a lo largo de un entorno para realizar las mediciones oportunas que conducen al cálculo de la posición deseada.

Al contrario que los GNSS, su alcance es limitado, siendo necesario para incrementar la cobertura del sistema distribuir más sensores o distanciarlos entre sí en mayor medida, guardando cierta precaución en no perder prestaciones del sistema. Esto puede suponer un problema si se desea cubrir una gran superficie de terreno, ya que habría que diseñar una red de un gran número de sensores.

En contrapartida, el diseño de esta distribución de sensores puede realizarse de forma específica o ad-hoc para cada escenario, lo cual supone una mejora substancial del comportamiento del sistema ante escenarios problemáticos respecto a los sistemas GNSS. Consecuentemente, los entornos con una alta densidad de obstáculos, como los escenarios urbanos, suelen ser uno de los principales campos de aplicación de los LPS.

Por otra parte, los LPS permiten obtener el posicionamiento en entornos donde los GNSS no resulten viables, como es el caso de los escenarios de interiores. No obstante, estos entornos también suponen un desafío para los LPS, siendo necesaria una adecuada distribución del balizado, así como técnicas de filtrado para evitar problemas de interferencias.

En esta Sección profundizaremos sobre los LPS, analizando los diferentes tipos y clasificaciones de estos así como cuáles son las más adecuadas para nuestro caso de estudio. También profundizaremos en aquellas arquitecturas más aplicables al posicionamiento de drones, así como las ventajas e inconvenientes de cada una de ellas.

4.1. Clasificación

Los sistemas de posicionamiento local, de forma análoga a los drones, representan un término que engloba a una gran amalgama de dispositivos y sistemas diferentes entre sí, aunque con unas características comunes. Como ya se ha descrito previamente, estos se fundamentan en la distribución de una serie de sensores sobre un escenario cuyas mediciones resultan en la estimación de la posición deseada.

No obstante, podemos encontrar un gran abanico de tecnologías existentes que encajan en esta descripción. Consecuentemente, resulta conveniente agruparlas o clasificarlas en grupos más específicos. A lo largo de la literatura podemos encontrar diversas clasificaciones de estos sistemas en función de múltiples criterios.

Collin et al. [58] plantean una clasificación con base en los requisitos de hardware del balizado, Rainer Mautz [59] apuesta por una clasificación basada en el tipo de sensor empleado, también Al Nuaimi et al. [60] desarrollan una clasificación basada en el tipo de entorno. No obstante, una de las clasificaciones más expandidas es la propuesta por Gu et al. [61], la cual está fundamentada en la naturaleza del medio empleado para la determinación de la posición.

Siguiendo esta clasificación, podemos categorizar los diferentes LPS en los grupos indicados en la Figura 4.1, y desarrollados a continuación:

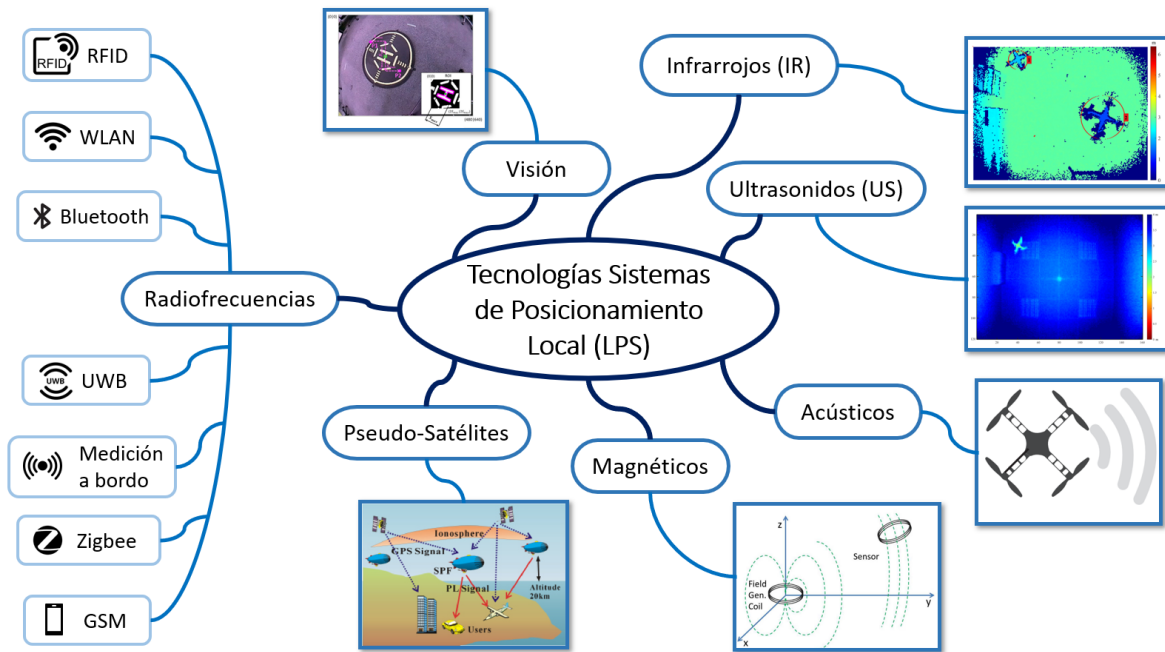


Figura 4.1. Clasificación de las diferentes tecnologías de sistemas de posicionamiento local (Fuente: Elaboración Propia).

- Sistemas de Posicionamiento basados en Infrarrojos: Los sistemas de posicionamiento basados en la tecnología IR se encuentran entre los más expandidos debido a su disponibilidad. Estos sistemas determinan la posición del objetivo a partir de mediciones del espectro IR.

Estos sistemas requieren LOS entre el sensor y el objetivo, así como una condición lumínica estable, sin interferencias [62]. Entre las ventajas de estos sistemas podemos destacar su facilidad de implementación y mantenimiento, así como una gran exactitud del sistema.

Sin embargo, las prestaciones y robustez del sistema se ven comprometidas por la interferencia de luz solar o fluorescente. Por otra parte, si bien los sensores IR son accesibles, su cobertura es limitada, por lo que es necesario emplear numerosos dispositivos de medición, lo que resulta en una instalación de un coste significativo. Por otra parte, este sistema resulta ineficaz ante ciertos materiales opacos a las ondas IR y sus prestaciones dependen notoriamente de las condiciones de la instalación.

- Sistemas de Posicionamiento basados en Ultrasonidos: Una onda de ultrasonidos se puede describir como una onda mecánica que constituye una oscilación de

presión transmitida a través de un medio [59]. A partir de estas ondas que se propagan por el aire y otros materiales, resulta posible determinar al objetivo, este sistema es ya usado en la naturaleza por animales como los murciélagos.

Entre las principales ventajas de la implementación de estos sistemas es su bajo coste de instalación, así como la simplicidad de su arquitectura. En contrapartida, la exactitud resultante es mejorable, especialmente en entornos susceptibles del efecto multipath, siendo estos los más comunes para el caso de estudio planteado.

- **Sistemas de Posicionamiento Acústicos:** Este sistema se fundamenta en la distribución de micrófonos sobre un entorno. A través de las recepciones de los sonidos por los múltiples micrófonos resulta posible la determinación de la posición mediante la multilateración de los tiempos de recepción.

Entre las ventajas de esta metodología se encuentra su flexibilidad de uso y el bajo coste de los micrófonos [63]. En la Figura 4.2 se muestra la aplicación de este tipo de tecnología para el posicionamiento de un dron mediante una serie de micrófonos ubicados en otro dron, lo que habilita su uso para vigilancia.

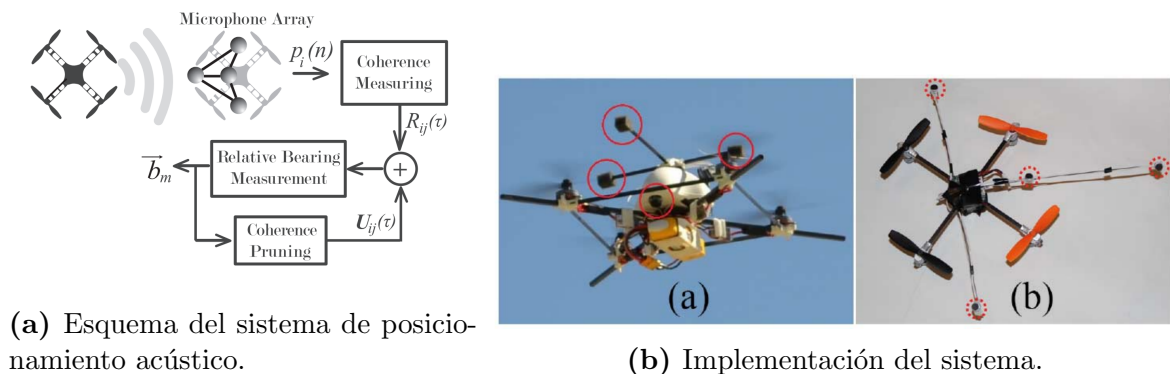


Figura 4.2. Implementación de un sistema de posicionamiento acústico para drones (Fuente: [64]).

Sin embargo, cubrir una gran región requiere la distribución de un gran número de micrófonos, lo que dificulta la implementación y el coste asociado de la misma. Además, este sistema es altamente susceptible al ruido e interferencias sonoras, lo que puede comprometer significativamente a las prestaciones del sistema.

- **Sistemas de Posicionamiento basados en Radiofrecuencias (RF):** bajo esta clasificación se engloban todos los sistemas de posicionamiento cuyas mediciones

se basan en RF. Estas ondas se propagan más fácilmente a través de objetos y paredes, lo que incrementa notablemente la cobertura de estos sistemas, reduciendo en el proceso el número de sensores necesarios y el coste de implementación resultante.

En función del tipo del espectro de frecuencia y el tipo de onda, podemos clasificar los LPS basados en RF en las siguientes categorías:

- **Sistemas RFID (Radio Frequency Identification):** esta tecnología permite almacenar y acceder a información mediante transmisiones electromagnéticas a circuitos compatibles con este tipo de señales RF [65]. Este sistema es comúnmente empleado para reconocer objetos o dispositivos de forma eficaz. El fundamento reside en el intercambio de diferentes frecuencias entre el lector y la tarjeta emisora, aunque ambos componentes emiten.

Para poder identificar al objetivo, este ha de contar con la tarjeta que interpreta el sistema, estas tarjetas están constituidas por un circuito y una antena emisora, mientras que el lector tiene a mayores un procesador, transmisor, y una forma de acceso al servidor. Tanto el lector como la tarjeta son componentes muy accesibles.

La problemática de esta tecnología reside en su limitado rango de detección. Si bien existen metodologías RFID activas, donde las tarjetas son transmisores, las cuales incrementan el rango de cobertura, esto supone un incremento tanto de la complejidad como del coste del sistema notable.

- **Sistemas WLAN (Wireless Local Area Network):** Entre los estándares existentes, el IEEE 802.11 es el más expandido [59]. Esta red emplea un ancho de banda de 11, 54 o 108 Mbps en un rango de 50 a 100 metros. Los sistemas de posicionamiento basados en esta tecnología reutilizan este tipo de red, ya disponible para otros fines en muchos casos, lo cual supone una reducción en los costes de implementación significativa.

Sin embargo, estas señales son susceptibles a la presencia de obstáculos, lo que resulta en una pérdida de la exactitud del sistema significativa para entornos de estas características. Además, la robustez del sistema se puede

ver comprometida cuando el número de usuarios que usan la red es elevado [66].

- **Sistemas Bluetooth:** el estándar IEEE 802.15.1 es una especificación de una WPAN (Wireless Personal Area Network) que constituye el Bluetooth. Esta tecnología permite la comunicación entre diversos dispositivos para un rango de hasta 10 metros. Si bien es cierto que el ancho de banda de esta señal es limitado, su consumo de potencia es también muy reducido, además, el coste de instalación es considerablemente bajo.

Si bien hay sistemas de posicionamiento basados en esta tecnología, su cobertura limitada compromete su aplicación, y la exactitud alcanzable. Además, este sistema se ve afectado por variaciones en las condiciones en el entorno, lo que compromete la robustez del sistema [67].

- **Sistemas de medición a bordo:** bajo esta definición se engloban a todos los sistemas de posicionamiento basados en sensores para cuantificar ciertas condiciones ambientales (e.g., sonido, presión, temperatura, luz...) a bordo del objetivo. Estos pueden dividirse a su vez en activos, los cuales interactúan con el entorno como los radares, o pasivos, que solo reciben información.

A partir de las mediciones recogidas por la red de sensores, sería posible deducir la posición del objetivo sobre un escenario. Una de las ventajas de esta metodología es el bajo coste de estos dispositivos de medición. No obstante, estos sensores precisan de sistemas de procesamiento para realizar el cálculo de la posición, lo que eleva el coste de la instalación. Además, conseguir un posicionamiento en tiempo real con alta exactitud puede resultar problemático mediante esta tecnología [68].

- **UWB (Ultra WideBand):** La FCC (Federal Communications Commission) define la UWB como una señal de RF que ocupa una porción del espectro de frecuencias que es un 20 % superior que la frecuencia de la portadora central o que posee un ancho de banda superior a 500 MHz. Consecuentemente, UWB es un canal de comunicación capaz de transmitir información sobre una región considerable del espectro de frecuencias, lo que permite el intercambio de mucha información con poca energía [69].

En los últimos años, hemos podido ver un crecimiento notable del uso de esta tecnología para el desarrollo de sistemas de posicionamiento [56, 70, 71]. Su amplio rango de cobertura, su bajo coste y su buena robustez ante obstáculos o tramos NLOS la convierte en una de las mejores arquitecturas para conseguir un posicionamiento exacto.

Además, la tecnología UWB, dado el amplio espectro de frecuencias que emplea y el tiempo reducido de los pulsos (menos de 1 ns). Consigue señales poco susceptibles al efecto multipath, uno de los mayores problemas que sufren la mayoría de las tecnologías de RF. Esto las convierte en una elección ideal para entornos de interiores u otros susceptibles, como los urbanos, lo que las convierte en una de las mejores tecnologías para nuestro caso de estudio [72], habiéndose propuesto para entornos de interiores para el posicionamiento de drones, como muestra la Figura 4.3.

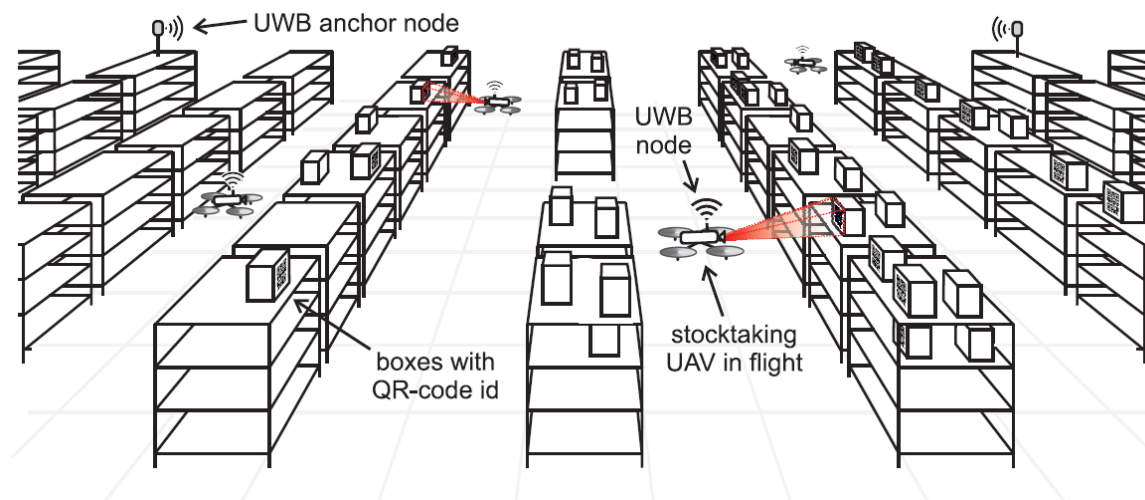


Figura 4.3. Aplicación de drones para el inventariado automatizado, basado en un sistema de posicionamiento con la tecnología UWB (Fuente: [56]).

- Zigbee: Esta WSN se corresponde con el estándar IEEE 802.15.4. Los nodos de esta red son de baja complejidad y son accesibles además de consumir poca potencia, lo que facilita su implementación, aunque hay ciertas variaciones en función del dispositivo.

Esta tecnología permite el posicionamiento del objetivo a través de la comunicación entre nodos cercanos, estudiando la variación de fase de la señal. Si bien es una red con gran potencial, su uso se encuentra limitado para el

posicionamiento debido a su escaso rango de cobertura y su reducido ancho de banda, lo que la hace más propensa al multipath entre otros fenómenos [73].

- Redes móviles: por redes móviles nos referimos a aquellas redes que resultan de la comunicación entre dispositivos móviles, denominadas GSM (Global System for Mobile Communications). Estas redes están disponibles en la mayoría de los países y su rango excede el de redes WLAN.

Además, este tipo de redes actúan únicamente en bandas habilitadas y prevén la interferencia entre dispositivos a frecuencias similares. En contrapartida, dadas las características de esta red, la exactitud resultante en tiempo real es inferior a la obtenible mediante redes WLAN [59].

- Sistemas de Posicionamiento Magnéticos: A través del estudio de las señales magnéticas resulta posible determinar la posición de un elemento. Este sistema además ofrece una gran exactitud y no se ve penalizado por el efecto NLOS [74]. Por otra parte, los sensores magnéticos son muy accesibles y robustos, lo que resulta en un sistema con buenas prestaciones y que además permite analizar múltiples elementos de forma simultánea.

La problemática de emplear esta tecnología para sistemas de posicionamiento radica en el bajo rango de cobertura asociado a los campos magnéticos resultantes.

- Sistemas de Posicionamiento basados en Visión: este tipo de sistemas basados en visión, también conocidos como ópticos, requieren de cámaras y sistemas de procesamiento de imagen. Este tipo de posicionamiento permite cubrir una gran región mediante múltiples cámaras.

No obstante, estos sistemas se encuentran considerablemente limitados por la cantidad de información contenida en la imagen y por la capacidad de procesamiento, lo que puede comprometer el posicionamiento en tiempo real, así como la batería del UAV [75]. Por otra parte, estos sistemas de posicionamiento son especialmente sensibles a las condiciones del entorno, pequeños cambios tanto de iluminación como de los objetos captados pueden inducir desviaciones significativas en el cálculo de la posición.

- Pseudo-satélites: los pseudo-satélites, también denominados Pseudolitos o Pseudolites (PL), pueden describirse como elementos que realizan una función similar a los GNSS, pero sin ser satélites. El objetivo de estos sistemas es complementar a los servicios GNSS, mejorando sus prestaciones en zonas críticas como aeropuertos o regiones donde la cobertura se pueda ver comprometida, como entornos urbanos.

Estos dispositivos emiten señales similares a las de los propios satélites que conforman el GNSS y pueden complementar el servicio de posicionamiento de estos satélites o bien realizarlo íntegramente en zonas donde la recepción de la señal se ve comprometida, como entornos de interiores.

Los PL pueden dividirse en dos grupos principales, los terrestres o G-PL (Ground-Based Pseudolites), y los aéreos o A-PL (Airborne Pseudolites).

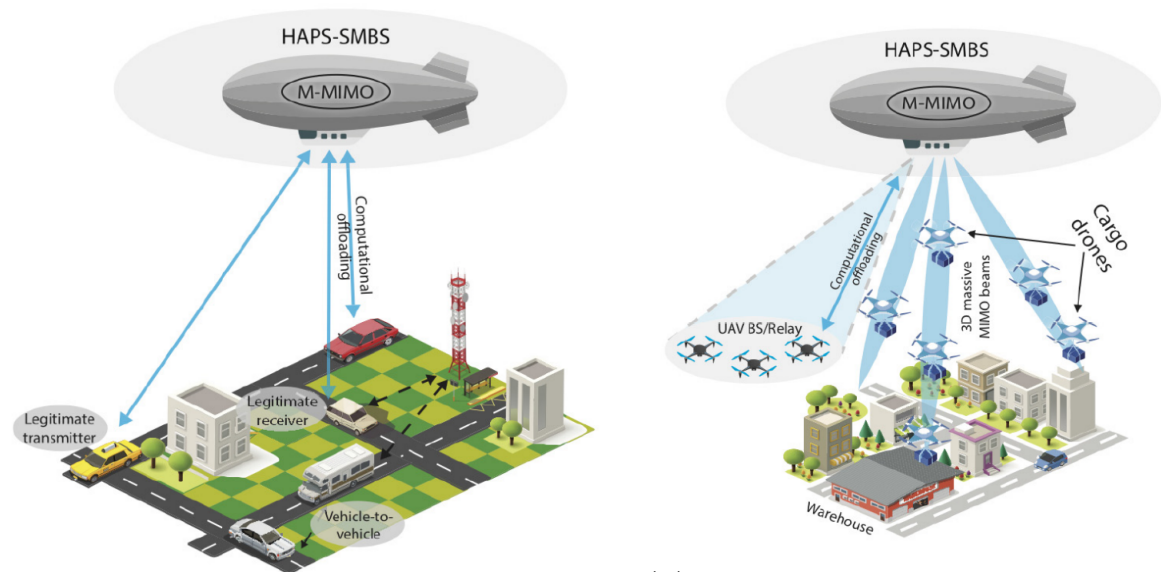
Los sistemas G-PL se comportan de forma similar a otros LPS, pueden distribuirse por una región acotada, resultando en un sistema de altas prestaciones para esa región. No obstante, estos sistemas resultan especialmente comprometidos por efectos de atenuación de la señal, problemas de sincronismo entre relojes y el efecto multipath [76].

Por otra parte, los sistemas A-PL incorporan estos transmisores a aeronaves. Una de las aplicaciones más interesantes consiste en su implementación en HAPS (High Altitude Pseudo-Satellites). Estas aeronaves pueden describirse como vehículos no tripulados que se aprovechan de las condiciones atmosféricas de alta altitud para prestar servicios, sin interferir en la aviación comercial, durante un tiempo prolongado [77].

Entre las principales aplicaciones que ofrecen estos sistemas podemos encontrar su uso en telecomunicaciones, posicionamiento y el estudio de la atmósfera y la Tierra.

En lo relativo al posicionamiento, estos sistemas complementan a los servicios GNSS actuando como satélites a 20 km sobre la superficie, introduciendo más fuentes para el cálculo de la posición, lo que resulta en una mejora de la exactitud, disponibilidad e integridad del sistema, permitiendo además evitar la atenuación de la señal al atravesar la ionosfera. Consecuentemente, múltiples estudios

plantean su implementación para la navegación y posicionamiento de vehículos autónomos en entornos urbanos, como muestra la Figura 4.4



(a) Uso de HAPS para el posicionamiento de vehículos inteligentes.

(b) Uso de HAPS para la navegación y posicionamiento de drones y aerovías en entornos urbanos.

Figura 4.4. Posibles aplicaciones de HAPS relativas al posicionamiento y navegación (Fuente: [78]).

No obstante, el sistema de posicionamiento constituido por estos sistemas, si bien mejora las prestaciones del GNSS, puede resultar insuficiente en ciertas situaciones. Entornos de interiores, o entornos urbanos donde no exista línea de visión con los HAPS, son casos donde no resulta viable esta metodología. Además, los entornos urbanos con altos edificios, donde el efecto multipath y NLOS es predominante, perjudica al posicionamiento mediante HAPS de forma similar al posicionamiento GNSS base [79].

Además, la inclusión de estos sistemas requiere el sincronismo de los relojes entre sistemas, así como la determinación exacta de la posición de la aeronave. Si bien es cierto que estos sistemas suelen permanecer estacionarios, debido al viento, así como otras condiciones atmosféricas, este vuelo es cuasi-estacionario, pudiendo percibir ligeros cambios en la posición [80].

Por otra parte, en lo que se refiere a su diseño e implementación. En los últimos años, hemos podido ver una mejora substancial en las tecnologías y materiales de

los que depende el éxito de estos HAPS. Paneles solares más eficientes, estructuras más flexibles y ligeras, así como baterías con mayor energía específica son algunas de las evoluciones claves que pueden desencadenar el éxito operacional de estos sistemas.

No obstante, aún quedan ciertos aspectos por resolver, como los efectos aerodinámicos en alas de gran alargamiento o el desarrollo de un sistema de control resiliente ante diferentes condiciones atmosféricas [81].

Consecuentemente, si bien estos sistemas pueden resultar muy interesantes en el espectro completo de los servicios que aportan, en lo relativo al desarrollo de un sistema de posicionamiento robusto en entornos urbanos o de interiores, la aplicación de otras tecnologías, como el UWB, puede resultar más interesante [82].

Todas estas tecnologías de posicionamiento son perfectamente implementables de forma exclusiva, aunque sus prestaciones pueden verse afectadas en función del campo de aplicación. No obstante, resulta posible la combinación entre sistemas de posicionamiento para mejorar los niveles de exactitud del sistema, dando lugar a un HPS (Hybrid Positioning System) [83].

Estos sistemas híbridos no constituyen únicamente la combinación de dos técnicas, como podría ser GNSS y UWB, sino una fusión de dos metodologías entre sí, dando lugar a un único sistema de posicionamiento con mejores prestaciones que cualquiera de sus constituyentes por separado [84].

Una vez ya descritos todos los tipos de sistemas de posicionamiento, podemos percibir la extensión que supone este campo de investigación. Si bien todas las técnicas previamente descritas tienen aplicación en el posicionamiento, solo unas pocas de estas resultan de interés para nuestro caso de estudio.

4.1.1. Comparativa Tecnologías

Buscamos un sistema de posicionamiento que nos permita posicionar en las tres dimensiones y de forma exacta un UAV. Consecuentemente, el sistema ha de ser robusto y contar con una gran cobertura, además de funcionar en tiempo real.

Entre las metodologías planteadas, si bien podemos encontrar estudios sobre la aplicación de ciertas de ellas. Podemos destacar el sistema de posicionamiento UWB por su robustez, integridad, exactitud y su fiabilidad, siendo este de los más expandidos en la literatura.

Además de las buenas prestaciones que ofrece el sistema, esta tecnología aporta una gran flexibilidad, obteniendo buenos resultados tanto en interiores como exteriores dado su buen comportamiento ante interferencias o el efecto multipath, lo que la convierte en una línea de gran valor para el posicionamiento de drones y otros objetos.

Por otra parte, los sistemas de posicionamiento basados en UWB se encuentran en expansión en los últimos años [85]. A lo largo de la literatura podemos encontrarnos numerosas propuestas de estos sistemas para diferentes aplicaciones urbanas y de interiores [86, 87]. Esto se debe a que debido a que las características de esta tecnología la convierten en una alternativa viable para todos aquellos entornos donde el GNSS no tiene las prestaciones necesarias.

Adicionalmente, también podemos encontrarnos múltiples estudios del uso de esta tecnología para el posicionamiento de drones en interiores y en otros entornos similares [88, 89]. Sin embargo, si bien estos estudios indican la relevancia de la distribución del balizado en las prestaciones del sistema, no se llega a proponer ni aplicar ninguna metodología para evaluar u optimizar la distribución de los sensores.

Consecuentemente, partiendo del estudio y diseño de la arquitectura, este estudio y optimización de la distribución del balizado para el posicionamiento de drones es la novedad y la innovación que propone este Trabajo de Fin de Máster.

Finalmente, UWB es la tecnología que constituye la red de posicionamiento. Sobre esta tecnología podemos encontrar múltiples arquitecturas que basan su funciona-

miento y el cálculo de la posición en diversas metodologías. En el siguiente apartado repasaremos los principales algoritmos o arquitecturas de este tipo de sistemas de posicionamiento.

4.2. Algoritmos de Posicionamiento para UWB

En el anterior apartado, hemos estudiado las diferentes tecnologías sobre las que se basan los diferentes LPS. Si bien es cierto que existen múltiples alternativas viables, una de las tecnologías más prometedoras se trata de los LPS basados en UWB. El gran ancho de banda de esta tecnología permite transmitir una gran cantidad de información de forma repartida.

Esto la hace poco susceptible a ruidos o interferencias, como el multipath [90]. Además, también cuenta con una gran cobertura y una propagación capaz de atravesar ciertos obstáculos sin causar grandes interferencias [91].

Por estos motivos, la tecnología UWB resulta ideal para multitud de entornos, pero especialmente entornos de interiores y urbanos, donde el efecto multipath resulta problemático.

No obstante, por UWB nos referimos a la tecnología de las transmisiones de RF para el posicionamiento. No obstante, a partir de estas señales, podemos encontrarnos en la literatura con múltiples metodologías para trazar el cálculo de la posición, basadas en diversos estudios.

Estas metodologías pueden clasificarse en cinco categorías principales, basadas en diferentes mediciones [82]:

1. Medición del tiempo de llegada o TOA.
2. Medición del ángulo de llegada o AOA (Angle-Of-Arrival).
3. Medición de la intensidad de la señal o RSS (Received Signal Strength).
4. Medición de la diferencia de tiempos de llegada o TDOA.

5. Algoritmo híbrido de las mediciones previas.

Si bien todas las metodologías son válidas para el cálculo de la posición, resulta preciso analizar el fundamento de cada una y su aplicabilidad para los entornos planteados y para el caso de estudio de este trabajo, es decir, su aplicabilidad para el posicionamiento de UAV.

4.2.1. TOA

La medición de tiempos de llegada o TOA es una metodología bastante común en el posicionamiento, siendo la empleada para el cálculo de la posición de los sistemas GNSS.

Su fundamento reside en medir la diferencia de tiempo desde que se envía la señal hasta que se recibe. A partir de este tiempo y conociendo la velocidad de propagación de la señal (i.e., la velocidad de la luz), resulta posible trazar una esfera de posibles posiciones del elemento que se pretende posicionar alrededor del transmisor de la señal. Cabe mencionar, que el receptor debe ser conocedor de la posición de las balizas, ya sean fijas al suelo o satélites en órbita.

La adición de más balizas permite trazar más esferas de posibles posiciones. La intersección de dos esferas, si bien puede resultar en un punto único, lo habitual es que resulte en una circunferencia de posibles soluciones. Una tercera esfera permite reducir el espacio de posibles posiciones a dos puntos.

En el caso de los sistemas GNSS, estos dos puntos suelen distar notablemente, por lo que a través de la posición previa u otras aproximaciones resulta posible y viable deducir cuál de los dos resulta la posición más adecuada. No obstante, para sistemas de posicionamiento local esta deducción no resulta tan evidente, por lo que suele ser deseable incorporar una cuarta baliza.

Este proceso del cálculo de la posición se denomina trilateración. Previamente, hemos comentado el caso de estudio geométrico. No obstante, en el caso del posicionamiento, cada baliza cuenta con cierta incertidumbre lo que implica ciertas diferencias

en el espacio de posibles soluciones, como se ilustra en la Figura 4.5.

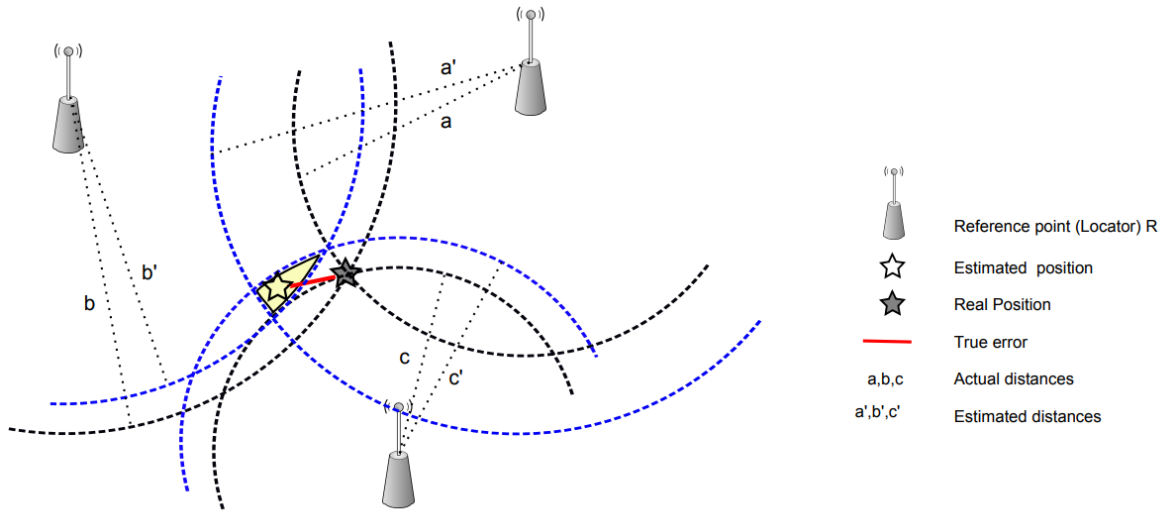


Figura 4.5. Algoritmo de cálculo de la posición basado en la medición de tiempos de llegada o TOA. Cada baliza genera una esfera de posibles soluciones (circunferencia en el caso 2D representado). La consideración de la incertidumbre de las balizas modifica el espacio de posibles posiciones y el proceso de determinación de la posición (Fuente: [82]).

El radio de cada esfera, el cual se corresponde con la distancia entre cada baliza y el objetivo, puede obtenerse a partir de los tiempos de emisión y recepción de cada señal tal y como expresa la siguiente ecuación:

$$d_i = c (t_{r_i} - t_{e_i}) = \sqrt{(x_i - x_o)^2 + (y_i - y_o)^2 + (z_i - z_o)^2} \quad (1)$$

donde d_i es la distancia entre la baliza i y el objetivo; c es la velocidad de propagación de la señal; t_{r_i} y t_{e_i} son los tiempos de recepción y emisión de la señal emitida por la baliza i ; $(x, y, z)_i$ son las coordenadas cartesianas de la baliza i y $(x, y, z)_o$ es la posición del objetivo.

La implementación de esta metodología en la práctica rara vez resulta en la determinación de un punto único con 3 o 4 balizas. Cada baliza guarda cierta incertidumbre, no siendo necesariamente la misma para todas. Por lo tanto, al añadir la incertidumbre de las mediciones al proceso de trilateración, este resulta en un espacio geométrico donde se encuentran todas las posibles posiciones en lugar de un punto único al realizar este algoritmo.

Consecuentemente, se proponen múltiples metodologías a lo largo de la literatura para complementar esta metodología de posicionamiento, empleando técnicas Bayesianas como filtros de partículas o PF (Particle Filter) y el filtro de Kalman extendido o EKF (Extended Kalman Filter) entre otras para el seguimiento de la posición [92, 93].

Cabe mencionar que el sistema TOA requiere indispensablemente del sincronismo de los relojes entre todas las balizas y con el objeto receptor, lo cual resulta en una fuente de incertidumbre en el cálculo de posición.

4.2.2. AOA

La metodología AOA se fundamenta en la medición del ángulo de llegada de la señal. El ángulo de llegada de cada sensor se obtiene a partir de dos antenas contenidas en el mismo, separadas una distancia $\lambda/2$, siendo λ la longitud de onda de la frecuencia de comunicaciones del canal.

La ubicación del objetivo respecto a las dos antenas resulta en una hipérbola, como la mostrada en la Figura 4.6, cuya asíntota viene determinada por la diferencia de fase ϕ_h . Este es el ángulo de llegada del objetivo respecto a las antenas y su valor es constante para cualquier posición del objetivo dentro de la hipérbola generada.

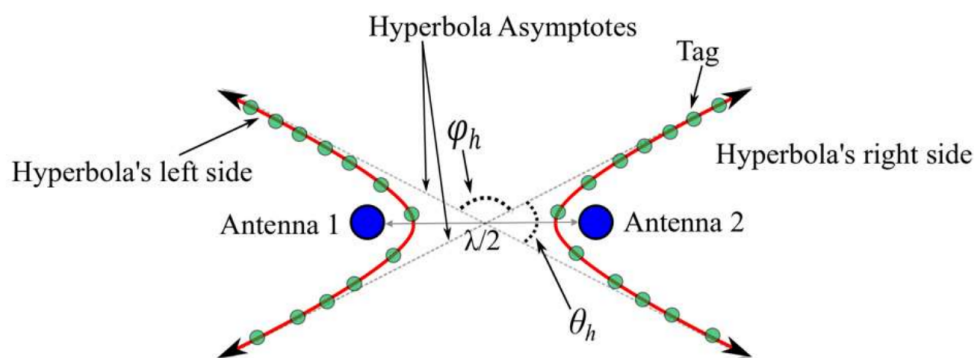


Figura 4.6. Hipérbola resultante de la medición de dos antenas en el caso bidimensional. El ángulo de llegada, ϕ_h , es inmediato (Fuente: [94]).

Como podemos apreciar, este sistema puede dar lugar a incertidumbres cuando el objetivo se encuentra próximo a la antena. Además, al generarse una hipérbola en cada antena, no podemos determinar mediante una única medición la posición del objetivo,

ya que este puede estar tanto en la hipérbola derecha como en la izquierda, ya que en ambas cuentan con la misma diferencia de fase. Esto puede corregirse colocando las antenas de forma que se descarte una de las dos hipérbolas o mediante la incorporación de más antenas o balizas [94].

No obstante, mediante este ángulo, podemos trazar una semirrecta que parta de la baliza y con el ángulo de llegada sobre la cual estaría contenido el objetivo. La adición de otra baliza genera otra semirrecta, y su intersección denota la posición del objetivo, tal y como muestra la Figura 4.7.

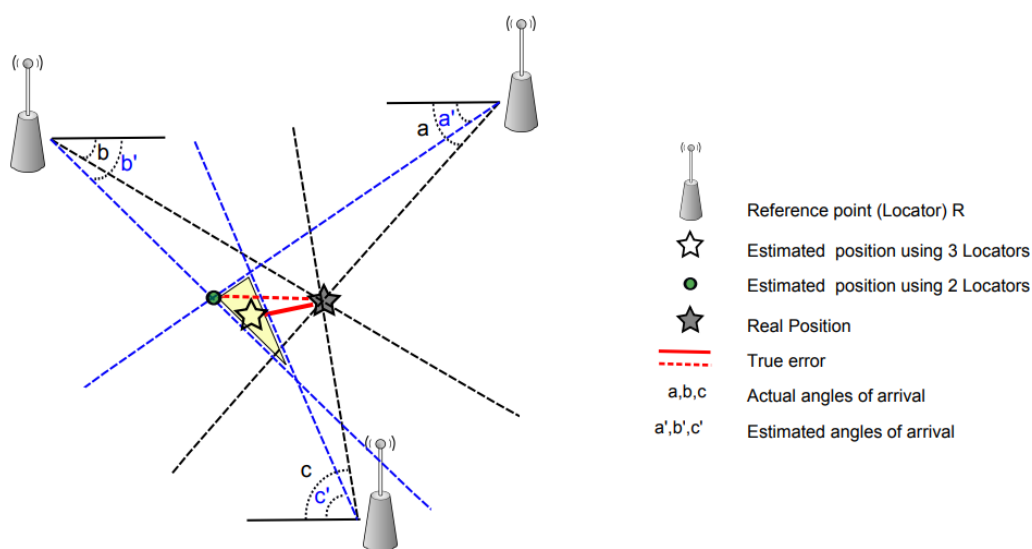


Figura 4.7. Algoritmo de cálculo de la posición basado en la medición de ángulos de llegada o AOA. Cada baliza genera una semirrecta de posibles posiciones (Fuente: [82]).

Cada baliza genera idealmente una recta de posibles soluciones. Consecuentemente, la intersección de dos rectas resultaría en un punto único, requiriendo únicamente de 2 balizas para la resolución geométrica del problema.

No obstante, resulta habitual introducir una tercera baliza para delimitar la región de posibles soluciones en el caso de que haya incertidumbre, como muestra la Figura 4.7. La posición obtenida con dos balizas será un vértice del triángulo de posibles soluciones conformado por las semirrectas de tres balizas.

Este sistema resulta de gran interés por el bajo número de sensores necesario para

la resolución geométrica, así como su independencia del sincronismo entre relojes.

Sin embargo, este se trata del caso bidimensional. Al considerar una tercera coordenada, la cual es imperativa para nuestro caso de estudio del posicionamiento de drones, este sistema resulta notablemente más complejo.

El cálculo del ángulo de llegada al tratarse de un modelo 3D, requiere determinar el ángulo de azimut, así como el de elevación. Volviendo al modelo de las dos antenas, en vez de generar una hipérbola en el caso tridimensional se genera su equivalente 3D, un hiperboloide, como el mostrado en la Figura 4.8.

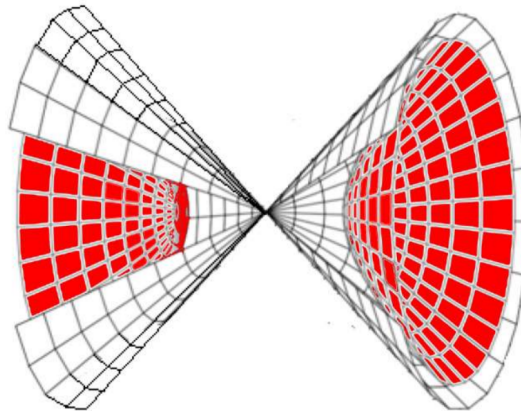


Figura 4.8. Hiperboloide resultante de la medición de diferencia de fase de dos antenas en la metodología AOA (Fuente: [94]).

Cualquier posición del objetivo sobre el hiperboloide rojo de la Figura 4.8 denota la misma diferencia de fase, lo que no resulta en un único ángulo de llegada. Consecuentemente, es necesario la introducción de más pares de antenas para determinar la posición. Aunque al seguir trazando cada baliza una semirrecta, solo dos balizas son necesarias para resolver el caso geométrico.

La medición de las diferencias de fase de la antena vertical (θ_v) y la horizontal (θ_h) permite obtener los ángulos de azimut y elevación, acordes a la siguiente expresión:

$$\alpha = \cos^{-1} \left(\frac{\sqrt{1 + m_v^2}}{m_h \sqrt{1 + m_h^{-2}}} \right); \quad \beta = \cos^{-1} \left(\frac{m_v \sqrt{1 + m_h^{-2}}}{\sqrt{1 + m_v^2}} \right) \quad (2)$$

donde m_v equivale a $\tan(\theta_v/2)^{-1}$ y m_h se corresponde con $\tan \theta/2$.

No obstante, la incorporación de incertidumbre al caso tridimensional compromete notablemente las prestaciones del sistema. La operación de una red constituida por un gran número de sensores, como suele ser habitual en aplicaciones para drones como consecuencia del ruido del canal de comunicaciones [95], lo que conlleva grandes incertidumbres y suele requerir de inferencia bayesiana [96].

Sin embargo, si bien podemos ver una línea de investigación centrada en la implementación de esta arquitectura para el posicionamiento de UAV [97], su exactitud se ve seriamente comprometida ante pequeñas incertidumbres. Esto los convierte en sistemas particularmente inestables y poco robustos para el posicionamiento [98].

Adicionalmente, estos sistemas requieren de un gran número de balizas, ya que es imperativo que exista LOS directo con al menos dos balizas en todo momento, siendo la complejidad y el coste asociado a la implementación de cada baliza elevado [82].

Por otra parte, este método se ve significativamente comprometido por el efecto multipath, el cual cambia la fase de la señal y causa grandes desviaciones de la posición estimada, lo que lo convierte en poco interesante para los casos de aplicación planteados [99].

4.2.3. RSS

Las arquitecturas RSS deducen la posición del objetivo a partir de la medición de la intensidad de la señal recibida por el objetivo. Esto requiere conocer la pérdida de la intensidad de la señal conforme esta se propaga, para ello se suelen emplear modelos de pérdida por propagación, más comúnmente denominado path loss. Podemos encontrar múltiples modelos de propagación, sin embargo, uno de los más expandidos es el modelo log-distance, el cual podemos definir mediante la siguiente expresión [100]:

$$P_r(d) \propto \frac{P_t}{d^\alpha} \quad (3)$$

donde P_r es la potencia recibida; P_t es la potencia de transmisión; d es la distancia entre el receptor y el emisor y α es el gradiente de distancia-potencia [101].

Dentro de las arquitecturas RSS, podemos encontrarnos dos metodologías para la estimación de la posición. Por una parte, conociendo el modelo de pérdida de intensidad, podemos estimar la distancia del receptor a cada baliza, resultando en un procedimiento de trilateración como en el TOA. Cabe destacar que, de forma análoga al caso TOA, se precisa un mínimo de 3 balizas para obtener una posición en el caso 2D y un mínimo de 4 para el caso 3D.

La problemática reside en la dificultad de evaluar estas pérdidas de igual forma para cada escenario. Entornos susceptibles al multipath o con gran densidad de obstáculos no son apropiados para la implementación de una red de posicionamiento basada en RSS [102].

También resulta posible la determinación de la posición a través del cotejo de la intensidad recibida con una base de datos, donde se asocia cada posible posición con unas propiedades de la señal, deduciendo la posición que más se acerca a la señal recibida, esto se denomina fingerprinting [103].

En el fingerprinting, no existe un número mínimo de balizas para estimar la posición, ya que la metodología no resuelve un caso geométrico. No obstante, la exactitud de la metodología se ve altamente influenciada por el número de balizas existentes que emitan, así como el número de puntos de referencia [104]. En la Figura 4.9 se muestra un ejemplo de los mapas que relacionan la variación de la intensidad de la señal que emiten tres balizas sobre un entorno.

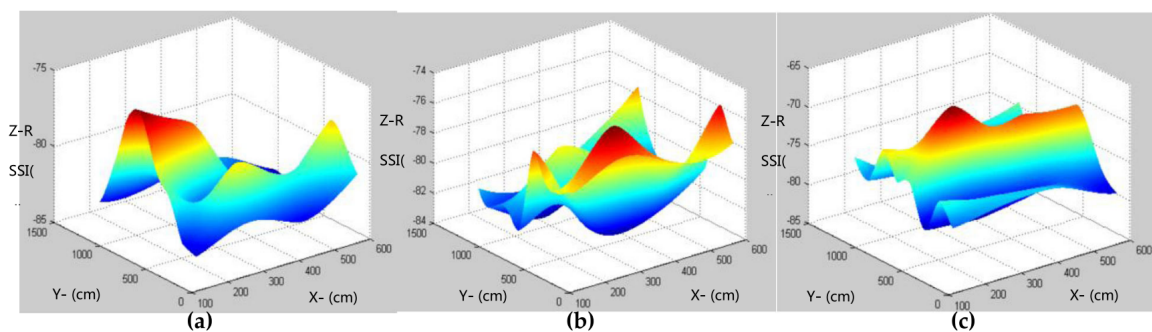


Figura 4.9. Distribución de la intensidad de la señal de tres balizas a lo largo de un entorno acotado (Fuente: [104]).

Sin embargo, esta metodología requiere analizar el estado de las diferentes señales

para cada punto del escenario. Consecuentemente, a medida que la cobertura crece, obtener una discretización de estudio adecuada resulta más costoso, especialmente en la tercera coordenada. Además, estos valores pueden variar en función de ciertas condiciones ambientales, o de ciertos cambios del entorno, lo que requiere reevaluar todos estos puntos con cierta frecuencia, lo que compromete la viabilidad del sistema.

Consecuentemente, en vista del caso de estudio planteado, podemos deducir que esta metodología no se encuentra entre las más adecuadas.

4.2.4. TDOA

La metodología TDOA se fundamenta en la medición de la diferencia de tiempos de recepción de diferentes señales, cada una emitida desde una baliza. Cada diferencia de tiempos resulta en una hipérbola de posibles soluciones en el caso bidimensional. Dado que la intersección de dos hipérbolas puede conducir a un máximo de dos puntos posibles, es necesario un mínimo de 4 balizas no colineales para determinar la posición del objetivo en estas condiciones, ya que n balizas generan $n - 1$ hipérbolas independientes y se precisan un mínimo de 3 hipérbolas independientes para resolver el caso geométrico de forma unívoca [105].

No obstante, en ciertos casos resulta posible la determinación de la posición con únicamente 3 balizas en como se muestra en la Figura 4.10.

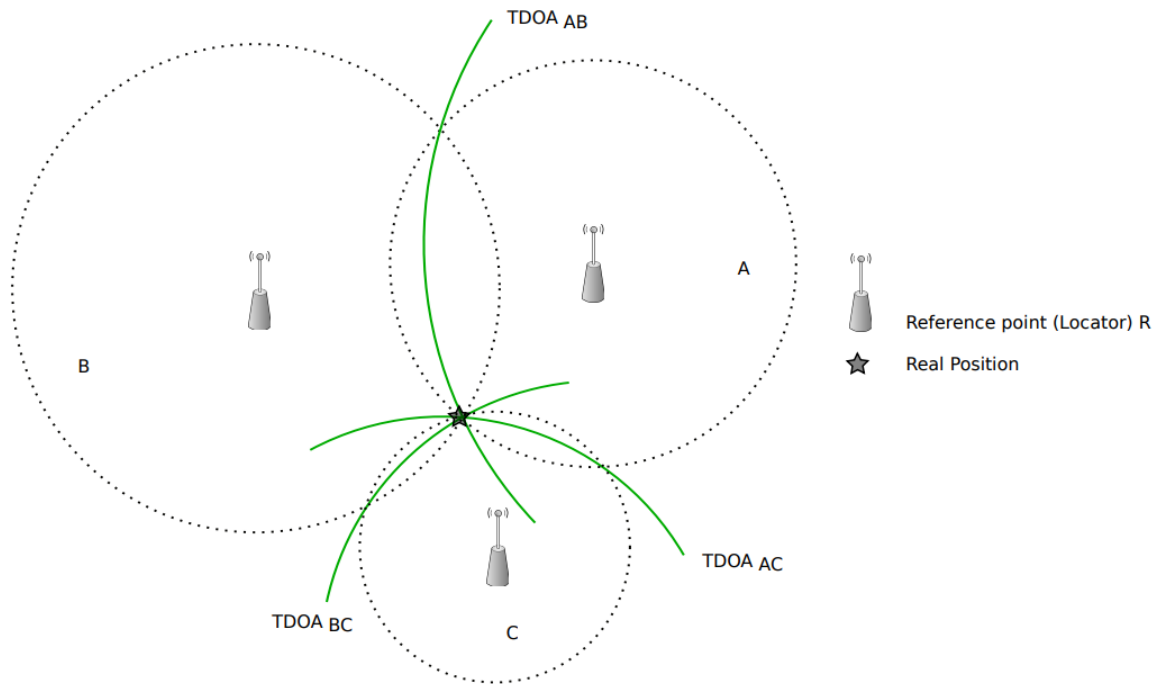


Figura 4.10. Algoritmo de cálculo de la posición basado en la medición de la diferencia de tiempos de llegada o TDOA. Cada par de balizas genera un hiperboloide de posibles soluciones, o una hipérbola en el caso 2D representado (Fuente: [82]).

En cuanto al modelo 3D, cada posible par de balizas genera un hiperboloide. Siendo la intersección de dos hiperboloides una circunferencia o elipse, es necesario 5 balizas no coplanarias para resolver el caso geométrico de forma unívoca. Este proceso se denomina multilateración. A partir de la diferencia de tiempos entre dos balizas, denominadas i, j , resulta posible trazar el hiperboloide de posibles posiciones, el cual viene representado mediante la siguiente expresión:

$$d_{i,o} - d_{j,o} = c \Delta t_{i,j} = c t_{r_i} - t_{r_j} = \sqrt{(x_i - x_o)^2 + (y_i - y_o)^2 + (z_i - z_o)^2} - \sqrt{(x_j - x_o)^2 + (y_j - y_o)^2 + (z_j - z_o)^2} \quad (4)$$

cabe mencionar que resulta posible una distancia $d_{i,o} - d_{j,o}$ negativa, o una diferencia de tiempos $\Delta t_{i,j}$ también negativa, ya que esto indicaría el sentido o dirección del hiperboloide generado.

Si bien se ha tratado la configuración donde las balizas emiten y el objeto mide la diferencia de tiempos también resulta posible la operación inversa, donde el objetivo

emite y las balizas estudian la diferencia de tiempos de recepción entre balizas. No obstante, esta última configuración resulta menos interesante para el caso que nos ocupa, ya que el dron tendría que emitir siempre que quiera posicionarse, lo que puede reducir el rango de vuelo de estos dispositivos [106].

Una de las principales ventajas de esta metodología reside en la independencia del sincronismo entre el objetivo y las balizas, siendo únicamente necesario que exista sincronismo entre las diferentes balizas, ya sean emisoras o receptoras [82].

No obstante, a lo largo de la literatura podemos encontrar arquitecturas asíncronas basadas en el algoritmo TDOA [45]. Estas metodologías no precisan de sincronizar ningún elemento del sistema, y solo se requiere un reloj para el cálculo de la posición. Podemos distinguir dos principales arquitecturas asíncronas, la arquitectura A-TDOA (Asynchronous Time Difference of Arrival) y la arquitectura D-TDOA (Difference Time Difference of Arrival).

La arquitectura A-TDOA, cuyo funcionamiento se ilustra en la Figura 4.11, está conformada por una serie de WS (Worker-Sensor), un CS (Coordinate Sensor) y el objetivo a posicionar o TS (Target-Sensor).

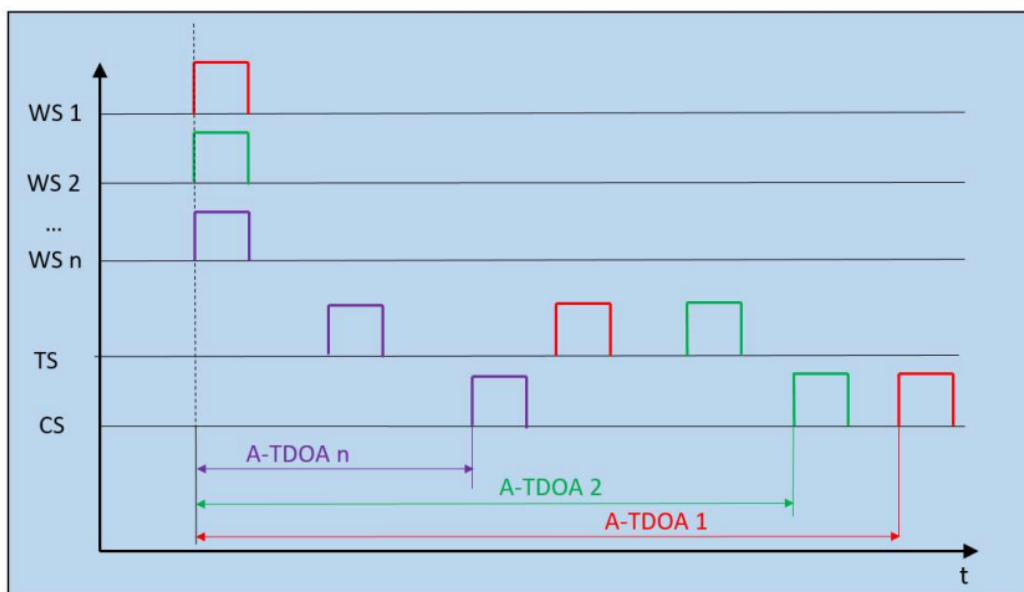


Figura 4.11. Metodología A-TDOA para el cálculo de la posición. El sistema requiere emplear un mínimo de 4 WS más un CS para el cálculo de la posición. El objetivo ha de reenviar al CS cada señal emitida por un WS (Fuente: [45]).

El sistema logra la independencia entre relojes mediante el reenvío de la señal inicial, emitida por cada WS, desde el TS al CS. Consecuentemente, el CS puede calcular la posición del TS a partir de la diferencia de tiempos desde que el CS recibió la señal de un WS hasta que recibió la señal reenviada de ese WS por el TS. La expresión por la cual se calculan los hiperboloides en esta arquitectura es la expuesta a continuación:

$$d_{c,o} - d_{i,o} = c (t_{rc_{i,TS}} - t_{e_i}) - d_{i,c} \quad (5)$$

donde $d_{c,o}$ representa la distancia entre el CS y el objetivo; $d_{i,o}$ es la distancia entre el WS y el TS; $t_{rc_{i,TS}}$ es el tiempo en el que el sensor coordinador recibe la señal del WS i reenviada por el TS; t_{e_i} es el tiempo de emisión de la señal por el WS i y $d_{i,c}$ es la distancia entre él i y el CS.

Por otra parte, la arquitectura D-TDOA logra la ausencia de la necesidad de sincronismo al reenviar cada WS al CS el pulso inicial, emitido por el TS, tal y como se muestra en la Figura 4.12.

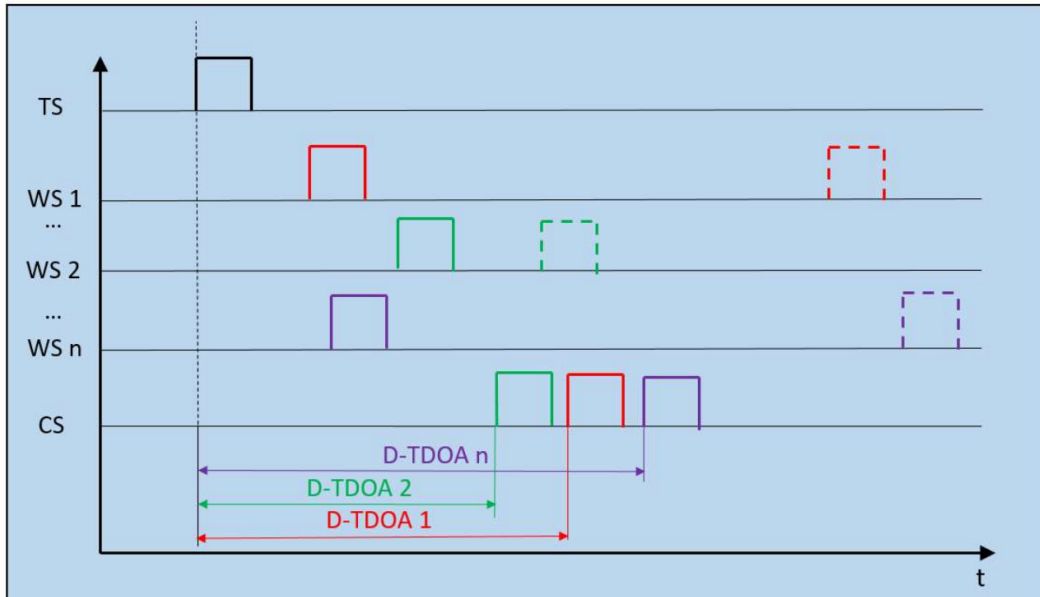


Figura 4.12. Metodología D-TDOA para el cálculo de la posición. El sistema requiere emplear un mínimo de 4 WS más un CS para el cálculo de la posición. El objetivo emite el pulso inicial, el cual ha de reenviar cada WS al CS (Fuente: [45]).

El CS mide la diferencia, entre el tiempo de recepción de la señal emitida por el TS y el tiempo de recepción de esta señal pero reenviada por cada WS. De forma análoga

a la arquitectura A-TDOA, podemos definir el hiperboloide generado entre cada WS y el CS a partir de la siguiente expresión:

$$d_{c,o} - d_{i,o} = c (t_{rc_{TS,i}} - t_{e_{TS}}) - d_{i,c} \quad (6)$$

donde $t_{rc_{TS,i}}$ es el tiempo de recepción por el coordinador de la señal del TS reenviada por el WS i y $t_{e_{TS}}$ es el tiempo de emisión de la señal inicial, emitida por el TS.

Si bien estas metodologías resultan ciertamente interesantes para lograr la independencia entre relojes, esta independencia conlleva ciertos sacrificios. Por una parte, es necesario introducir una baliza adicional, la coordinadora, para poder obtener una posición única. Esto puede suponer un problema en entornos NLOS, ya que se ha de buscar que exista LOS entre el TS, al menos 4 WS y 1 CS en todo momento.

Además, esta arquitectura depende en gran medida de la propagación de la señal, consecuentemente, es más susceptible al efecto multipath o al efecto NLOS, así como a la atenuación por propagación de la misma.

Por último, ambas técnicas dependen de que el TS reenvíe o emita pulsos para su posicionamiento. Esto puede suponer una problemática en nuestro caso de estudio, ya que fuente de energía de los UAV es limitada.

Como conclusión, si bien estas metodologías asíncronas resultan ciertamente interesantes dado que se evita la necesidad de sincronismo entre relojes, lo que supone una reducción significativa tanto de los costes de implementación como en el error asociado al sincronismo, su implementación puede resultar problemática en nuestro caso de estudio. La mayor dependencia de una propagación sin interferencias, junto a la necesidad de que el objetivo emita o reenvíe señales comprometen la viabilidad de aplicación de estas técnicas para el caso de estudio previsto, donde prima el efecto NLOS, multipath, y el objetivo a posicionar, los UAV, tienen un rango de vuelo limitado.

4.2.5. Método Híbrido

También resulta posible combinar varias metodologías de posicionamiento, combinando las fortalezas, así como aminorando las debilidades de cada una de ellas por separado [107]. No obstante, la complejidad y el coste de este tipo de arquitecturas también aumentará a la par de la exactitud [108].

4.2.6. Comparativa entre metodologías

Una vez estudiadas cada una de estas metodologías para el cálculo de la posición, podemos proceder a realizar una comparación entre todas ellas bajo el marco de estudio de nuestro caso de aplicación.

RSS y AOA son las menos indicadas de las expuestas. AOA requiere disponer de complejos sistemas de balizas. Además, la cantidad de mediciones de las que depende el cálculo de la posición compromete la exactitud de esta metodología de posicionamiento, especialmente para el posicionamiento en las tres dimensiones, como es nuestro caso [109].

Por otra parte, la arquitectura RSS es particularmente susceptible al ruido del canal de comunicaciones. Consecuentemente, estos sistemas de posicionamiento no resultan robustos en entornos donde predominen interferencias como multipath o NLOS.

Las metodologías TOA y TDOA, en cambio, resulta más robustas que las previamente planteadas. No solo permiten obtener un posicionamiento más exacto, sino que, además, gracias al ancho de banda de UWB, se ven poco condicionadas por el efecto multipath y NLOS. Sin embargo, estas metodologías pueden incurrir en errores o incertidumbres asociadas a la ausencia de sincronismo entre relojes.

Este es uno de los motivos por los que la metodología TDOA puede resultar más interesante que la TOA. Evitar la necesidad de sincronismo entre el objetivo y las balizas permite reducir los costes de diseño y la flexibilidad del sistema ante múltiples elementos a posicionar [110, 111].

En cuanto a las diferentes versiones de TDOA, podemos estipular que la que más se ajusta al caso de estudio propuesto, donde se busca posicionar UAV en entornos con alta densidad de obstáculos, la metodología más apropiada es la TDOA base, en la que las balizas emiten y el UAV recibe.

Esto permite prescindir de la necesidad de que el dron emita la señal cada vez que se realiza el posicionamiento, incrementando el rango de vuelo de la aeronave. En cuanto a las metodologías TDOA asíncronas, estas dependen en mayor medida de la propagación de la señal, por lo que entornos donde predomina el multipath y el efecto NLOS, como el propuesto, no son los más apropiados para la implementación de estas metodologías, siendo más interesante la propuesta de TDOA base.

4.3. Influencia de la Distribución del Balizado

Previamente, hemos estudiado la necesidad de emplear sistemas de posicionamiento local para entornos urbanos acotados y entornos de interiores. Hemos analizado las diferentes tecnologías y metodologías de posicionamiento de estos LPS, buscando la que nos ofrece mejores prestaciones.

Sin embargo, al basarse estos sistemas de posicionamiento en la obtención de ciertas mediciones por una serie de balizas, la posición de dichas balizas sobre el entorno influye de forma visible en las prestaciones del sistema y, por lo tanto, es un aspecto clave a considerar en el diseño de todo sistema de posicionamiento local.

La distribución del balizado influye en la cobertura y exactitud que alcanza el sistema. Una distribución inteligente permite cubrir más espacio con el mismo número de balizas, garantizando para cualquier posición un mínimo de balizas.

Por otra parte, la colocación de cada sensor afecta a la exactitud del sistema, ya que una distribución no optimizada puede incurrir en incertidumbres adicionales. Si bien hay ciertos errores inherentes al sistema, como el error de sincronismo, existen otros errores o incertidumbres asociadas a la distribución del balizado del LPS, los cuales analizaremos a continuación.

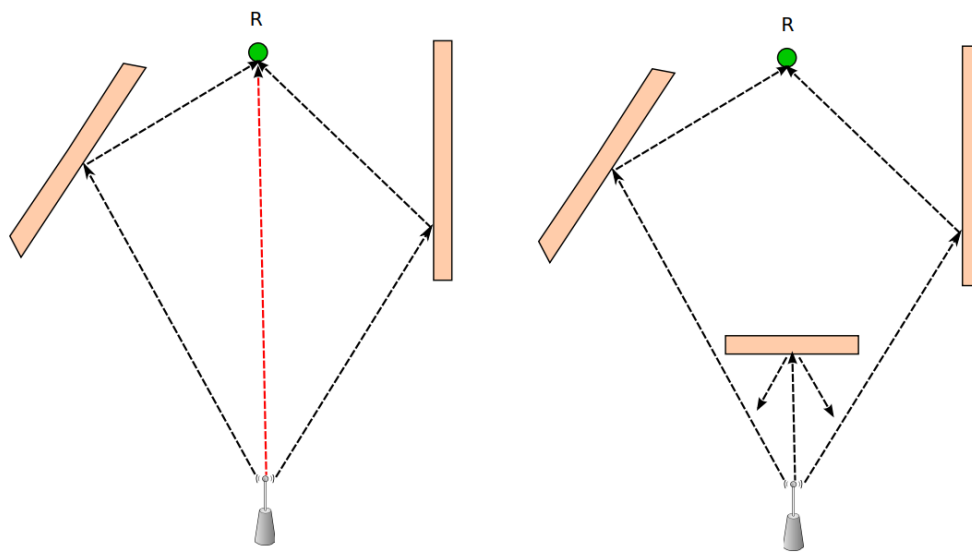


Figura 4.13. Condición LOS y NLOS junto al efecto multipath (Fuente: [82]).

4.3.1. Fuentes de Error en el Posicionamiento asociadas a la Distribución del Balizado

4.3.1.1. NLOS

Cuando no existe línea de visión entre el emisor y el receptor se establece que no se cumple LOS, y, por tanto, nos encontramos en condiciones NLOS. Distintos sucesos conducen a la propagación NLOS de la señal, entre ellos la dispersión, difracción, reflexión u obstrucción de la señal [112].

Esta obstrucción de línea de visión puede ser completa o parcial en función de su causa, pudiendo impedir la recepción de la misma, generar interferencias o multipath, como se muestra en la Figura 4.13. Ambos fenómenos perjudican severamente las prestaciones del sistema.

Este efecto es uno de los más problemáticos en los sistemas de posicionamiento, y es uno de los principales factores de ruido e interferencias de la señal. Este efecto además es predominante en el caso de estudio propuesto, objetos como edificios, paredes, árboles, muebles o similares pueden impedir o alterar notablemente la señal de posicionamiento. Además, cada objeto puede interferir de maneras diferentes a la señal, lo que dificulta

el tratamiento de la misma.

Consecuentemente, este efecto es uno de los principales impedimentos para el despliegue de sistemas de posicionamiento locales en entornos urbanos y en entornos de interiores, siendo también uno de los causantes principales de la pérdida de prestaciones o la denegación del servicio de los sistemas GNSS [113].

Analizando la literatura del problema, podemos encontrarnos metodologías que tratan de minimizar el impacto de las interferencias causadas en una arquitectura ya implementada como consecuencia de la propagación NLOS. Estas metodologías pueden englobarse en dos grupos principales [114].

El primer grupo se centra en rechazar todas las señales que hayan sufrido interferencias NLOS, realizando el posicionamiento únicamente con aquellas bajo condiciones LOS. Esto mejora significativamente las prestaciones y el posicionamiento, siempre que el número de señales LOS sea suficiente para el cálculo de la posición [115].

No obstante, esta metodología requiere poder detectar aquellas señales que hayan sido alteradas por este fenómeno. Además, puede suceder que en función del mecanismo de detección de estas señales sucedan falsos positivos o falsos negativos, resultando ambos casos indeseables [116].

El segundo grupo analiza todas las señales, aunque introduce diferentes pesos a cada una de ellas, buscando reducir la relevancia de las señales NLOS en el posicionamiento. No obstante, esta metodología resulta contraproducente, ya que las señales NLOS pueden inducir grandes errores en el posicionamiento aún con pesos relativamente escasos [117].

Sin embargo, existe una tercera vía de evitar que suceda este error. En escenarios donde los obstáculos son fijos, como los edificios en entornos urbanos, resulta posible minimizar el impacto de este fenómeno buscando evitar que suceda. Una distribución de sensores que minimice el suceso e impacto de propagaciones NLOS para cualquier punto posible permite evitar este problema de forma eficaz [118].

4.3.1.2. Multipath

La propagación multicamino o más comúnmente denominada multipath es un suceso que tiene lugar en el ámbito de las telecomunicaciones cuando una señal alcanza a una antena o receptor por más de un camino o trayectoria. Este suceso puede venir ocasionado por la reflexión, difracción, refracción u otros efectos que modifiquen o alteren el recorrido de la señal.

Estas variaciones del trayecto inicial de la señal distorsionan la señal recibida, originando errores en la medición de fase de la misma. Este fenómeno es además predominante en entornos con una alta densidad de obstáculos como edificios o paredes, lo que lo convierte en habitual en entornos urbanos y entornos de interiores [119].

Además, junto al efecto NLOS, la interferencia de la señal por multipath es una de las principales fuentes de error en el posicionamiento preciso de objetivos en este tipo de entornos.

Esta interferencia resulta especialmente problemática, ya que la caracterización de aquellas señales afectadas u originadas por el efecto multipath resulta incierta y, por lo tanto, la implementación de medidas correctivas o de mitigación, como un filtro de Kalman [120], se pueden ver comprometidas.

Por otra parte, la introducción de muchas señales degrada el canal de comunicaciones, generando interferencias destructivas que puedan comprometer la viabilidad de la arquitectura.

No obstante, de forma análoga al NLOS, podemos minimizar este tipo la influencia del efecto multipath en el posicionamiento desde el estudio de la distribución de las balizas. Una distribución del balizado que busque distanciar en el tiempo (i.e., introducir un delay spread) la señales generadas por multipath y las señales LOS facilita la detección y filtrado de estas señales problemáticas [121].

4.3.1.3. Pérdidas por Propagación

Como ya se ha tratado previamente, toda señal sufre ciertas pérdidas al propagarse. En función de las características del entorno, la atenuación con la distancia se verá afectada.

Podemos encontrarnos a lo largo de la literatura múltiples caracterizaciones de la atenuación de las señales con la distancia en función de diferentes parámetros. Estas son las metodologías más expandidas [100]:

- Modelo de propagación ideal: parte de la suposición de que tanto emisor como receptor se encuentran en LOS directo, sin obstáculos entre medias, estos modelos pueden definirse mediante la siguiente expresión:

$$P_r(d) = C_f \frac{P_t}{d^2} \quad (7)$$

donde C_f es una constante en función del transmisor.

- Modelo terrestre de dos rayos: añade el efecto de la reflexión al caso previo. Considera un segundo rayo reflejado para el cálculo de la atenuación:

$$P_r(d) = C_t \frac{P_t}{d^4} \quad (8)$$

donde C_t es una constante seleccionada en función de las características del transmisor.

- Modelo logarítmico: desarrollado a partir de datos empíricos y analíticos, también denominado Log-Normal, ya definido en apartados previos. A lo largo de la literatura podemos encontrarnos múltiples expresiones y modelos que encajan con dicha definición, no obstante, todos ellos parten de la siguiente fórmula general [122]:

$$PL(d) = PL(d_0) + 10 n \log \left(\frac{d}{d_0} \right) \quad (9)$$

donde $PL(d)$ representa las pérdidas por propagación en decibelios para una

distancia d ; n es la relación de pérdidas de propagación y $PL(d_0)$ el valor de pérdidas por propagación para una distancia de referencia d_0 , a partir de la cual se puede dar validez al modelo.

No obstante, este modelo ofrece valores de atenuación equivalentes para una misma distancia radial desde el foco de emisión, algo poco trasladable a escenarios irregulares. Como consecuencia a lo largo de la literatura podemos encontrar modelos que combinan el modelo de propagación logarítmico con cierta fluctuación estocástica, como muestra la Figura 4.14

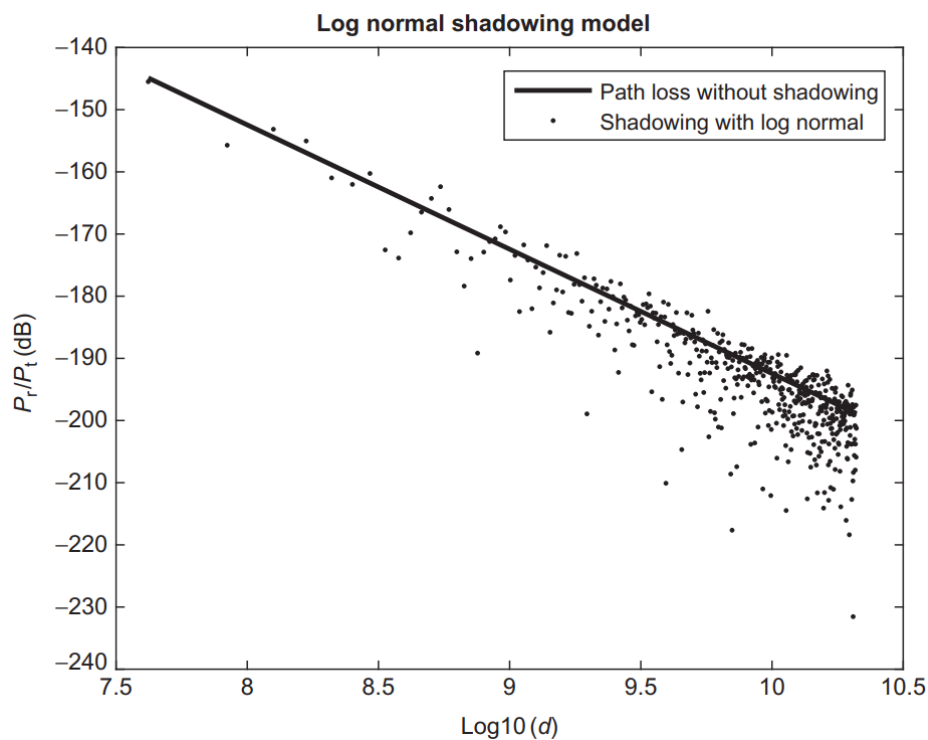


Figura 4.14. Modelo Log-Normal base y con shadowing (Fuente: [123]).

Estas fluctuaciones pueden introducirse en el modelo Log-Normal de propagación previamente expuesto a través de una distribución Gaussiana, tal que:

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

donde X_σ es una distribución Gaussiana de media nula con desviación típica σ .

Sin embargo, estas expresiones son generales y, por lo tanto, no representan necesariamente el comportamiento de las pérdidas por propagación para cada escenario

planteado. Consecuentemente, cada caso de estudio suele implementar diferentes factores de corrección ajustados en función de las necesidades o características del modelo planteado.

Por último, si bien estas pérdidas son intrínsecas al propio desplazamiento de la señal, podemos buscar minimizarlas mediante la colocación de los sensores. Una distribución que minimice la distancia entre las balizas y los diferentes puntos posibles permite reducir el impacto de estas pérdidas por propagación.

4.3.1.4. Dilución Geométrica de la Precisión

La dilución de la precisión (DOP), también denominada GDOP (Geometric-Dilution-Of-Precision), es un mecanismo de medición de las prestaciones de un sistema de posicionamiento. El GDOP se define como la raíz cuadrada de la suma de las varianzas en el error de posición, dividida por la varianza promedio de las desviaciones de las mediciones de los sensores [124].

A través del cálculo de estas varianzas, el GDOP cuantifica las prestaciones del sistema a partir de la región de incertidumbre resultante de la colocación de los sensores. Estas varianzas generan una región de incertidumbre, la intersección de todas las regiones de incertidumbre da lugar a la región de posibles posiciones. Esta región dependerá de las varianzas de cada sensor, pero también de la distribución geométrica de estos, como muestra la Figura 4.15.

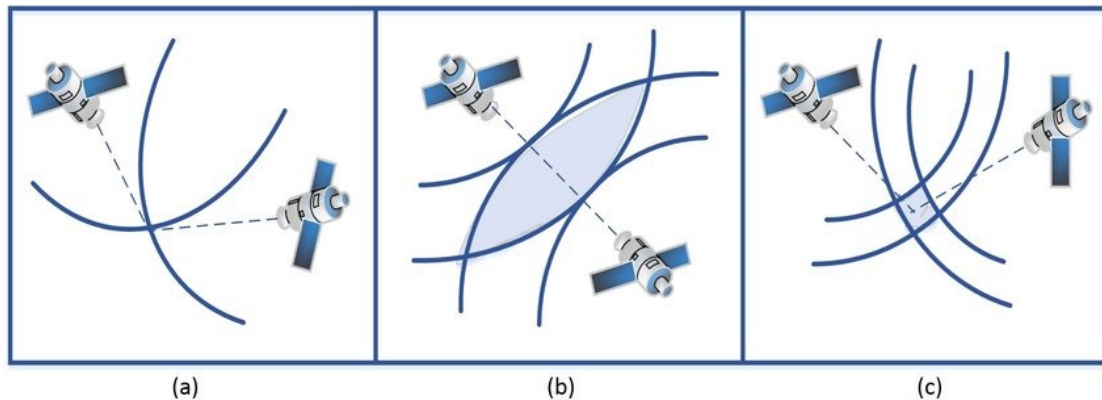


Figura 4.15. Influencia del factor geométrico en el posicionamiento. Sin varianzas en las estimaciones (a) la posición es única. En cambio, cuando las medidas cuentan con varianzas (b, c) el factor geométrico resulta determinante en la delimitación de la región de posibles posiciones (Fuente: [125]).

El uso del GDOP como indicador de las prestaciones de sistemas de posicionamientos está expandido a lo largo de la literatura. Múltiples estudios emplean este fundamento para estudiar tanto sistemas de posicionamiento local como sistemas GNSS [126, 127]. No obstante, este sistema no resulta igual de práctico para ambos casos.

El uso del GDOP como indicador principal de la bondad de una distribución presenta ciertas discrepancias en relación con dos aspectos. El primero es debido a que, en el cálculo del mismo, se desestiman las componentes fuera de la diagonal de la matriz de covarianzas en la estimación de la posición. Por otra parte, el GDOP asume que las varianzas de las mediciones permanecen constantes para los diferentes observables, es decir, todos los sensores presentan las mismas varianzas [128].

Esta suposición si bien puede ser válida para los GNSS, donde las interferencias en la ionosfera, las distancias y las consecuentes pérdidas de propagación entre otros efectos son semejantes para todos los satélites, ya que se encuentran a distancias de magnitudes similares respecto al objetivo. No obstante, esta condición de varianzas homocedásticas no resulta trasladable a los sistemas de posicionamiento local, escenarios heterocedásticos donde las distancias varían notablemente en función de la posición a evaluar [129].

Consecuentemente, si bien el efecto de la dispersión de la precisión sigue ocurriendo, entendiendo este como la influencia de la geometría de la distribución de sensores en

la determinación de la región de posibles posiciones, el uso del GDOP como indicador de prestaciones no resulta aplicable a los LPS. Otros indicadores, como el CRB (Cramer-Rao-Bound), resultan más prácticos como estimadores de las prestaciones de un sistema de posicionamiento y la determinación de la incertidumbre, sobre el cual profundizaremos en el apartado 5.1.2 [130].

4.3.2. Problema de la selección de sensores

Previamente, hemos analizado la importancia de la distribución de los sensores para mejorar las prestaciones del sistema de posicionamiento. Sin embargo, no todos los sensores han de participar en el posicionamiento de todos los puntos. En aquellos escenarios en los que existan desviaciones de las varianzas de las mediciones de cada baliza, la consideración de mayor número de mediciones, proveniente de un mayor número de balizas, no necesariamente implica una mayor exactitud [131].

Los entornos urbanos y los entornos de interiores se encuentran caracterizados por una gran influencia de los fenómenos NLOS y multipath en el cálculo de la posición. Consecuentemente, señales que sufran interferencias causadas por estos fenómenos no deben ser consideradas para la determinación de la posición.

A raíz de esto, surge el problema de obtener la mejor combinación de sensores en cobertura para cada posible posición del objetivo, también conocido como el problema de selección de sensores o SSP (Sensor Selection Problem) [132]. A lo largo de la literatura se plantea optimizar esta selección a partir de una serie de criterios como la eficiencia energética [133], la exactitud [134], así como otras métricas [135]. No obstante, la más expandida en el ámbito del posicionamiento es aquella que está centrada en maximizar la exactitud.

Este problema puede describirse como la selección de un conjunto de k sensores dentro de un conjunto de m sensores disponibles para calcular la posición con las mediciones de los sensores seleccionados, de forma que el error de dicho posicionamiento sea mínimo [136].

Este problema resulta de gran complejidad, ya que si tenemos una distribución

tal que $m = 100$ y $k = 25$, tendríamos 10^{23} posibles combinaciones. La complejidad del problema resultante se categoriza como NP-Hard dada la dimensión del espacio de posibles soluciones y dado el número de operaciones requeridas para evaluar cada posible solución [137].

Por otra parte, existen diversas formas de afrontar este problema. A lo largo de la literatura se plantea la resolución de esta selección partiendo de una distribución fija de sensores [138, 139]. No obstante, no se llega a plantear la optimización del problema de la selección de sensores durante la fase de estudio de la distribución de los mismos.

Considerarlos de forma permite obtener una solución de compromiso para ambos problemas que mejora las prestaciones globales del sistema. Esto además permite tratar cada caso de estudio de forma específica, estudiando la viabilidad del SSP durante la colocación de las balizas.

No obstante, introducir este análisis en la fase de estudio de la distribución del balizado supondría añadir más complejidad al mismo. Sin embargo, el estudio y optimización de la distribución del balizado permite obtener la combinación óptima de sensores que ofrece las mejores prestaciones en cuanto a exactitud, errores de propagación, NLOS, multipath, y selección de sensores entre otros. Lo que permite alcanzar la mejor arquitectura de posicionamiento con el menor número de sensores, optimizando el diseño y prestaciones del sistema de posicionamiento.

No obstante, la resolución de este problema con todos estos factores adicionales supone un estudio de gran complejidad, cuya definición y resolución analizaremos en la siguiente Sección.

5. Optimización de la distribución del balizado

En anteriores apartados hemos visto la necesidad de implementar sistemas de posicionamiento local para obtener un posicionamiento preciso de UAV para entornos urbanos y entornos de interiores. Hemos repasado las diferentes tecnologías y metodologías para el cálculo de la posición sobre las que se basan estos sistemas. Si bien todas estas presentan diferencias entre sí, todas ellas se ven influenciadas por la distribución del balizado.

Los sistemas de posicionamiento local se fundamentan en la disposición de una serie de nodos sobre un entorno. Estas balizas son las responsables de realizar las mediciones oportunas para el cálculo de la posición y, por lo tanto, su posición absoluta sobre el escenario y su posición relativa respecto al resto de balizas influye significativamente en las prestaciones del sistema.

También hemos estudiado los diferentes factores y fuentes de error que pueden llegar a condicionar el desempeño del LPS. Estas fuentes de error pueden llegar a minimizarse o incluso evitarse mediante una distribución inteligente del balizado. La obtención de esta distribución idónea del balizado constituye el problema de colocación de los nodos o NLP [140], el cual estudiaremos y desarrollaremos en los siguientes apartados.

5.1. Definición del problema

El problema de colocación de los sensores pretende obtener las posiciones óptimas para un número de sensores determinado, buscando distribución de balizas que optimice las prestaciones del sistema de posicionamiento local. Esta búsqueda de prestaciones puede incurrir en la minimización de la incertidumbre del sistema, la maximización de su cobertura así como otras métricas adicionales [141].

A fin de abordar este problema, resulta preciso formular matemáticamente la optimización que se plantea, así como desarrollar la función de coste que pretende minimizar o maximizar en nuestro caso, sobre la cual profundizaremos los siguientes apartados.

5.1.1. Formulación matemática

El NLP, como ya se ha mencionado previamente, pretende encontrar el subset de posiciones $\langle S_l \rangle$, que contiene las posiciones óptimas para la colocación de cada sensor, es decir:

$$\langle S_l \rangle = (P_1, P_2, \dots, P_n); \quad P_i = (x_i, y_i, z_i); \quad i \in \{1, 2, \dots, n\} \quad (11)$$

donde P_i representa las coordenadas cartesianas de la posición para el sensor i , siendo n el número de sensores totales.

Este subset se encuentra contenido en el set total de posibles posiciones $\langle S \rangle$. Estas posiciones resultan de la discretización en coordenadas cartesianas del escenario planteado. Esta serie de potenciales posiciones para la colocación de sensores recibe el nombre de NLE (Node-Location-Environment) [142].

Esta discretización debe mantener la suficiente representatividad del entorno de estudio para ofrecer resultados válidos. Por otra parte, esta discretización no solo resulta necesaria para el entorno de colocación de sensores, sino también para representar la región de posibles localizaciones del objetivo o TLE (Target-Location-Environment) [143].

La necesidad de esta discretización surge como consecuencia de la imposibilidad de derivar una solución óptima para un conjunto de puntos [144]. Consecuentemente, el NLP es un problema derivable para un único punto concreto de cobertura, pero no para un conjunto de puntos, lo que lo convierte en un problema combinatorio no derivable, donde el número de posibles soluciones puede deducirse mediante la siguiente expresión:

$$C = \prod_{i=0}^{n-1} (n_{NLE} - i) \quad (12)$$

donde C es el número de posibles combinaciones de sensores; n es el número de sensores a ubicar y n_{NLE} es el número de posibles ubicaciones para estos sensores.

A partir de estos preceptos, podemos describir el problema de colocación de los

nodos a partir de la siguiente formulación matemática [145]:

$$\begin{aligned}
& \text{Maximizar } Z = ff_{CRB} \\
& \text{Sujeto a:} \\
& x_{lim_1} \leq x_i \leq x_{lim_2}; \forall x_i \in S; S \not\subset U \\
& y_{lim_1} \leq y_i \leq y_{lim_2}; \forall y_i \in S; S \not\subset U \\
& z_{lim_1} \leq z_i \leq z_{lim_2}; \forall z_i \in S; S \not\subset U \\
& Cov_{TLE_k} \geq n_{min\ TDOA}; \forall k \in n_{TLE} \\
& Cov_{TLE_k} = \sum_{i=1}^n Cov_{TLE_{k_i}} \\
& Cov_{TLE_{k_i}} = \begin{cases} 1 & \text{si } SNR_{TLE_{k_i}} \leq SNR_{lim} \\ 0 & \text{contrario} \end{cases}
\end{aligned} \tag{13}$$

donde $x_{lim_1}, y_{lim_1}, z_{lim_1}$ son los límites inferiores y $x_{lim_2}, y_{lim_2}, z_{lim_2}$ los límites superiores del escenario discretizado; U es el subset contenido en S en el que se encuentran todas las localizaciones inválidas (e.g., zonas restringidas, interior de edificios, sobre obstáculos...); Cov_{TLE_k} representa el número de sensores en cobertura para el punto k del TLE, siendo este el conjunto de posibles localizaciones del objetivo a posicionar, en nuestro caso el UAV; $n_{min\ TDOA}$ es el número de sensores mínimo para poder realizar el posicionamiento con la arquitectura TDOA, en el caso tridimensional se precisan de un mínimo de 5 sensores [54]; n_{TLE} es el número de puntos discretizados del TLE; $Cov_{TLE_{k_i}}$ representa la cobertura específica de un sensor i sobre un punto k del TLE; $SNR_{TLE_{k_i}}$ es la relación señal-ruido (Signal-to-Noise) de la señal emitida por el sensor i y recibida por el objetivo ubicado en la posición k del TLE y SNR_{lim} es el valor límite del SNR para el cual la señal de posicionamiento resulta procesable en un sensor de la arquitectura.

Por otra parte, la función a maximizar, ff_{CRB} se corresponde con la CRB de los sensores seleccionados en cada punto, por lo tanto, podemos definir esta función mediante

la siguiente expresión [146]:

$$ff_{CRB} = \frac{1}{n_{TLE}} \sum_{k=1}^{n_{TLE}} CRB(S'_{l_k}) \quad (14)$$

donde S'_{l_k} es el subset de todos aquellos sensores en cobertura para el punto k , que han sido seleccionados para su posicionamiento. Consecuentemente $S'_{l_k} \subset S_{l_k} \subset S_l \subset S$, como se muestra en la Figura 5.1.

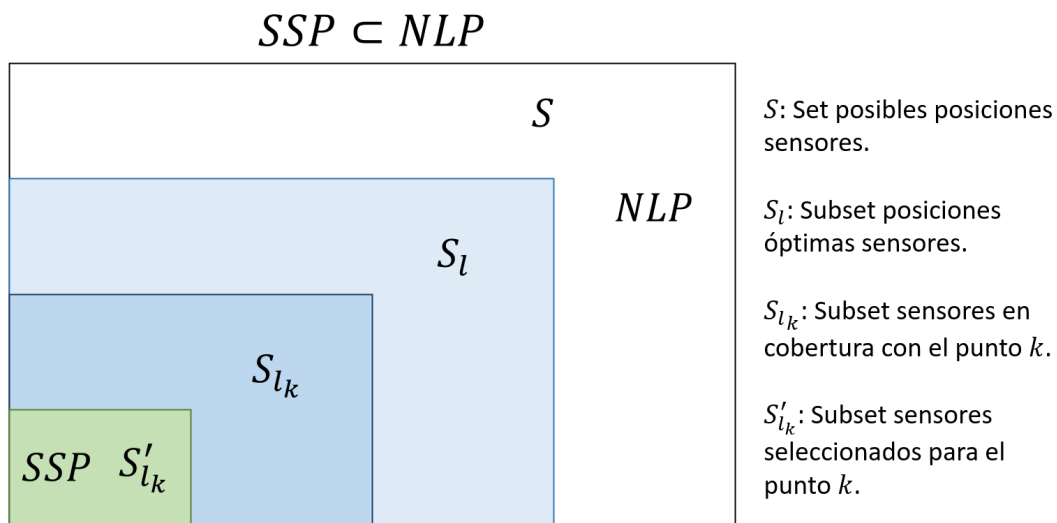


Figura 5.1. Representación de los diferentes subsets de soluciones (Fuente: Elaboración Propia).

Esta optimización se fundamenta en la maximización de la CRB, usando este indicador como estimador principal de las prestaciones del sistema, el cual describiremos en el siguiente apartado.

5.1.2. CRB

La CRB expresa la cota inferior para la varianza de un estimador no sesgado de un parámetro determinista. En los sistemas de posicionamiento resulta común el uso de este indicador para evaluar de las prestaciones y exactitud de la arquitectura propuesta [147].

La CRB establece que esta mínima varianza equivale a la inversa de la matriz de información de Fisher o FIM (Fisher-Information-Matrix). Consecuentemente, la FIM

representa en el ámbito de la localización el error mínimo alcanzable para la determinación de la posición, siendo válido para cualquier sistema o algoritmo de cálculo de la posición [148].

Esto resulta de especial interés para la evaluación de las prestaciones de los LPS, donde otros indicadores como el GDOP no siempre son aplicables, ya que se fundamentan en la consideración de varianzas homocedásticas de las mediciones [128]. No obstante, en escenarios con sistemas de posicionamiento local, la variación de la distancia de propagación de la señal varía notablemente en función de la localización del objetivo con respecto a los sensores. Consecuentemente, nos encontramos en un caso de varianzas heterocedásticas, lo cual solo tiene en consideración la CRB.

En resumen, en el ámbito de la localización la CRB sirve como indicador de la bondad de una distribución de sensores, indicando el mínimo error de posicionamiento alcanzable a través de la FIM. Analizando la literatura podemos encontrar la expresión de la FIM en su forma matricial [149]:

$$FIM_{m,n} = \left(\frac{\partial h(TS)}{\partial TS_m} \right) R^{-1}(TS) \left(\frac{\partial h(TS)}{\partial TS_n} \right) + \frac{1}{2} tr \left\{ R^{-1}(TS) \left(\frac{\partial R(TS)}{\partial TS_m} \right) R^{-1}(TS) \left(\frac{\partial R(TS)}{\partial TS_n} \right) \right\} \quad (15)$$

donde $FIM_{m,n}$ representa el término (m, n) de la matriz de información de Fisher, siendo m y n dos de las coordenadas cartesianas empleadas para el cálculo del elemento de la FIM; $h(TS)$ es un vector que contiene la trayectoria de la señal de posicionamiento desde el TS (Target-Sensor) a dos sensores de la arquitectura TDOA, lo que permite calcular el tiempo de llegada; $R(TS)$ es la matriz de covarianzas de la arquitectura para la posición del TS analizada; La derivación ∂TS_m busca calcular la FIM en función del TS, usando para ello las derivadas de la posición del TS en dos de sus coordenadas m, n .

Consecuentemente, resulta preciso particular tanto el vector $h(TS)$ como la matriz $R(TS)$ para la arquitectura TDOA propuesta. Siguiendo el fundamento de esta arqui-

ectura, podemos definir la trayectoria de la señal mediante la siguiente expresión:

$$h(TS)_{TDOA_i} = \|TS - WS_i\| - \|TS - WS_j\| \quad i, j \in [1, 2, \dots, n'_k]; i \neq j \quad (16)$$

donde $h(TS)_{TDOA}$ es el vector de distancias $h(TS)$ caracterizado para la arquitectura TDOA y n'_k es el número de sensores en cobertura para el punto TS seleccionados para su localización.

Por otra parte, a fin de implementar la CRB para la arquitectura TDOA, necesitamos desarrollar la matriz de covarianzas del sistema acorde a las características y al modelo heterocedástico de la arquitectura seleccionada. Para ello, implementaremos un modelo de pérdidas por propagación Log-Normal, ya introducido en el apartado 4.3.1.3.

También consideraremos las interferencias ocasionadas por las trayectorias NLOS, calculadas a través de un algoritmo de trazado de rayos o ray-tracing, como el expuesto en [121]. También implementaremos un modelo de error de relojes para la obtención de las varianzas de cada observable, basada en una simulación de Monte-Carlo [150]. La expresión resultante de la matriz de covarianzas se introduce a continuación:

$$\begin{aligned} \sigma_{TDOA}(k)_{i,j} = & \frac{c^2}{\frac{P_T}{P_N} B^2} PL(d_0) \left[\left(\frac{d_{i,k_{LOS}}}{d_0} \right) + \left(\frac{d_{i,k_{NLOS}}}{d_0} \right)^{\frac{n_{LOS}}{n_{NLOS}}} \right. \\ & \left. + \left(\frac{d_{j,k_{LOS}}}{d_0} \right) + \left(\frac{d_{j,k_{NLOS}}}{d_0} \right)^{\frac{n_{LOS}}{n_{NLOS}}} \right]^{n_{NLOS}} \\ & + \frac{1}{l} \sum_{m=1}^l \{|T_i - floor_{TR}(T_i + U_i - U_0 + T_0(\eta_i - \eta_0) + T_i \eta_i)|c\} \\ & + \frac{1}{l} \sum_{m=1}^l \{|T_j - floor_{TR}(T_j + U_j - U_0 + T_0(\eta_j - \eta_0) + T_j \eta_j)|c\} \end{aligned} \quad (17)$$

donde B es la banda ancha de la señal; P_T es la potencia de transmisión; P_n es el nivel de ruido promedio, obtenido a través de la ecuación de Johnson-Nyquist [151]; $d_{i,k_{LOS}}, d_{i,k_{NLOS}}, d_{j,k_{LOS}}, d_{j,k_{NLOS}}$ son las distancias recorridas por las señales bajo trayectorias LOS y NLOS desde los sensores en cobertura seleccionados WS_i y WS_j hasta el TS ubicado en el punto k respectivamente; n_{LOS} y n_{NLOS} son los exponentes de

pérdidas de propagación ajustados para entornos urbanos en el modelo Log-Normal de pérdidas por propagación; l es el número de iteraciones de Monte-Carlo; T_i y T_j es el tiempo desde el que la señal se emite en los WS i, j hasta que se recibe en el TS respectivamente; T_0 indica el tiempo ideal de emisión de la señal de posicionamiento desde el WS; $floor_{TR}$ representa el truncamiento de las mediciones a partir de la sensibilidad de los sensores; U_i y U_j representa la desviación inicial de los relojes del sensor i, j respectivamente; U_0 es la desviación inicial del reloj del TS y η_i, η_j y η_0 son las derivas de los relojes de los sensores de la arquitectura i, j y del TS respectivamente [152].

Esta expresión de la matriz de covarianzas, al resto de elementos, introducidos en la Ecuación 15, nos permiten obtener la FIM de la arquitectura. A partir de la traza de la inversa de dicha matriz podemos calcular la mínima varianza buscada. Este es el estimador buscado para evaluar las prestaciones de la arquitectura. Para poder cuantificarlo y representarlo, podemos emplear el RMSE (Root-Mean-Square-Error) de esta varianza para cada punto posible del TS, es decir:

$$RMSE(TS) = \sqrt{tr(FIM^{-1})} = \sqrt{\sigma(\widehat{TS})} \quad (18)$$

donde $\sigma(\widehat{TS})$ es la mínima varianza de la posición del TS, representando el RMSE de esta posición el error medio cuadrático en el posicionamiento del objetivo para ese punto del escenario siguiendo el mejor algoritmo de cálculo de la posición posible.

Consecuentemente, el RMSE cuantifica el error obtenido por la arquitectura para un punto concreto del TLE. Este error depende de factores relativos a la señal (e.g., interferencias, pérdidas por propagación), factores relativos a los relojes (e.g., desviación inicial, deriva) pero también depende del número y de la selección de sensores empleados para el cálculo de la posición en ese punto.

Previamente, hemos introducido el problema de selección de sensores, el cual busca encontrar la mejor combinación de sensores para realizar el posicionamiento en cada punto. Este estudio se ha integrado dentro de la optimización del NLP, realizando el cálculo del RMSE de cada punto con la combinación de sensores que resulta en el mínimo RMSE. Esta metodología de selección es una de las más expandidas en la literatura para determinar la mejor combinación de sensores bajo criterios de localización

y mínima incertidumbre [153].

En esta metodología se realiza el cálculo de la RMSE para cada TS con todas las posibles combinaciones de sensores en cobertura. Cada combinación ha de contar con un mínimo de 5 sensores para garantizar la localización unívoca del objetivo. Tras calcular el RMSE de cada combinación, se seleccionan los sensores que resultan en el menor RMSE, siendo estos los empleados para el cálculo de la función de coste de dicho TS [146].

Como conclusión, esta metodología nos permite evaluar las prestaciones del sistema en función de su arquitectura, características, las posiciones de los sensores y otros parámetros. El cálculo del RMSE resultante de plantear la CRB nos aporta el error medio cuadrático del objetivo para cada punto del TLE, un indicador de gran interés para evaluar la capacidad del sistema de posicionamiento para lograr una navegación de precisión, siendo este el objetivo buscado.

Bajo este valor de RMSE para cada TS se fundamenta además la función de coste del problema previamente definido, la cual describiremos en el apartado 6.3.2. No obstante, como podemos apreciar, la función que calcula este término no es lineal y contiene múltiples operadores de inversas de matrices, así como un gran número de operaciones entre las posibles posiciones del NLE y las potenciales localizaciones del TLE. Consecuentemente, resulta preciso evaluar posibles formas de afrontar este problema de optimización en vista de la complejidad de su función de coste, lo cual desarrollaremos en el siguiente apartado.

5.2. Metodologías para la resolución del problema

En el anterior apartado, hemos estudiado el problema de colocación de sensores, el cual busca obtener las coordenadas cartesianas de cada sensor que resulta en la distribución del balizado óptima, optimizando, por tanto, las prestaciones de la arquitectura.

No obstante, la función de optimización sobre la que se basa este problema se fundamenta en el estimador de la CRB. Este estimador tiene en consideración numerosas variables y precisa de operadores no lineales como inversas de matrices. Consecuente-

mente, la resolución del problema mediante técnicas lineales no resulta viable.

Por otra parte, si bien el problema y la función de coste es derivable, esta no permite resolver el problema de optimización global, es decir, el problema es derivable para un único punto de cobertura, pero no para un conjunto de puntos (i.e., TLE). En la aplicación, esto se traduce en que podemos buscar la distribución ideal de sensores para un punto concreto del TLE, sin embargo, no podemos deducir la distribución óptima para el conjunto de puntos que conforman esta región [144].

Además, el número de posibles posiciones de los sensores (i.e., NLE) conlleva un gran número de potenciales soluciones, donde cada solución representa una distribución del balizado. Adicionalmente, la evaluación de una distribución a través de la CRB requiere evaluar la RMSE para cada punto posible de localización del objetivo (i.e., TLE), lo que eleva el número de operaciones necesarias de forma significativa.

El número de operaciones necesarias unido a la dimensión del espacio de posibles soluciones resulta en un problema cuya complejidad se ha caracterizado como NP-Hard [154, 155]. En los diferentes niveles de complejidad existentes, el NP-Hard representa el set de problemas cuya resolución se ve notoriamente comprometida conforme el número de posibles soluciones aumenta, como se muestra en la Figura 5.2.

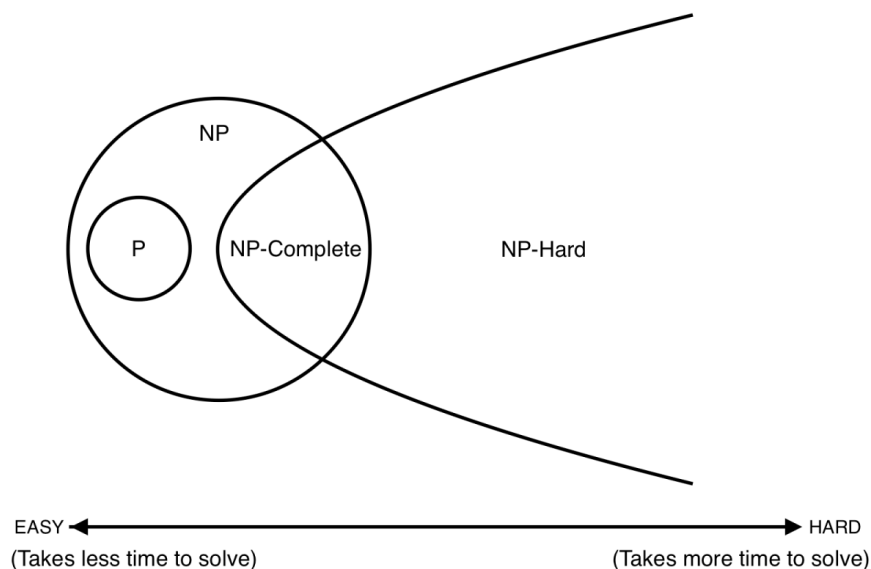


Figura 5.2. Diferentes categorías de complejidad computacional (Fuente: [156]).

Consecuentemente, la resolución del NLP resulta inviable desde un enfoque de búsqueda directa de la solución óptima por evaluación de todas las posibles combinaciones. Por otra parte, si bien podemos encontrar metodologías de resolución exactas, estas se fundamentan en simplificaciones que comprometen la viabilidad de los resultados [157, 158]. Consecuentemente, no resulta aplicable ninguna metodología exacta o directa para obtener una solución viable de este problema en un tiempo polinomial o admisible.

A partir de esta problemática, surge la necesidad y utilidad de las técnicas meta-heurísticas. Estas metodologías son algoritmos probabilísticos que, siguiendo la definición de heurística de inventar o descubrir, hallan la solución del problema que se les plantea. Entre los diferentes tipos de algoritmos, los más expandidos por su robustez y resiliencia son los algoritmos evolutivos, los cuales basan en la evolución su proceso de optimización.

Analizando la literatura, podemos encontrarnos diferentes metodologías heurísticas para la resolución del NLP. Algoritmos heurísticos como el recocido simulado [159] y algoritmos evolutivos como la optimización por colonia de hormigas [160] y la optimización del lobo gris [161] son algunos ejemplos de las propuestas para este problema entre otros [162, 163, 164].

Sin embargo, entre las diferentes metodologías heurísticas existentes, una de las más expandidas para problemas de elevada complejidad por sus prestaciones, su balance y flexibilidad entre diversificación e intensificación y su robustez general es el caso de los Algoritmos Genéticos (GA), lo que los convierte en una metodología con gran potencial para afrontar el NLP [143, 165].

Esta metodología es especialmente interesante para resolver problemas de optimización estáticos. Su fundamento reside en la generación de un entorno simulado que induce cierta presión selectiva a una población de individuos, la cual busca adaptarse al entorno planteado. Bajo este símil, los GA consiguen la adaptación (i.e., optimización) de unos individuos creados (i.e., variables) al entorno (i.e., función coste).

Finalmente, buscando ofrecer una metodología para resolver el caso de estudio

planteado, en este Trabajo de Fin de Máster se propone el diseño y desarrollo de un algoritmo genético para optimizar la distribución del balizado de un sistema de posicionamiento local con el objetivo de localizar drones en entornos urbanos. No obstante, el desarrollo de esta metodología comprende ciertos aspectos clave a considerar, los cuales analizaremos en el siguiente apartado.

5.3. Algoritmos Genéticos

En la década de 1970, John Henry Holland desarrolló un marco teórico para resolver problemas de elevada complejidad mediante algoritmos de búsqueda estocástica, dando lugar a los algoritmos genéticos [166]. Estos algoritmos están basados en los fundamentos de la evolución de las especies, trasladando los principios de adaptación y supervivencia a la computación y optimización.

Más adelante, en 1989, su estudiante David E. Goldberg continuó la línea de su mentor perfeccionando estos algoritmos [167]. Sin embargo, la expansión de estas metodologías llegó dos décadas después, donde los avances en la capacidad de procesamiento habilitaron la aplicación del marco teórico desarrollado por estos investigadores.

Los algoritmos genéticos forman parte de la rama de la inteligencia artificial centrada en la heurística y la optimización. Representan una de las metodologías más expandidas de algoritmos evolutivos, los cuales se caracterizan por aplicar comportamientos de especies o fundamentos evolutivos para la optimización de diversos problemas [168].

No obstante, entre las diferentes metodologías de búsqueda, los GA destacan por su resiliencia, su robustez, su capacidad de exploración e intensificación y por sus prestaciones generales [169].

En estos algoritmos, se simula un entorno biológico en el que una población de individuos se ha de adaptar para poder prevalecer. Bajo este símil, podemos configurar este entorno para que se asemeje a las condiciones y características del problema a resolver y a los individuos para que estos contengan las variables de decisión del problema de optimización.

La evolución de estos individuos para adaptarse al medio representa la optimización de las variables respecto a una función de coste. Esta evolución se persigue a través de una serie de operadores genéticos que constituyen la estructura principal de un algoritmo genético, la cual analizaremos en el siguiente apartado.

5.3.1. Fundamento y Esquema de un Algoritmo Genético

Los algoritmos genéticos buscan optimizar una serie de individuos, que representan posibles soluciones al problema, forzando su adaptación a un medio, el cual representa el problema a resolver, buscando así el individuo mejor adaptado, el cual sería la solución óptima.

Esta adaptación al medio se mide a través de las características genéticas de cada individuo, las cuales representan las variables principales de las que depende la solución. En nuestro caso de estudio, cada individuo contendría en su codificación genética las coordenadas de cada baliza sobre el escenario, representando, por lo tanto, cada individuo una distribución concreta.

El entorno estudia el nivel de adaptación de cada individuo, cuantificando su adaptación al medio. En los GA, esta fase se desarrolla en la función de adaptación la cual se fundamenta en la función de coste del problema en cuestión. Por lo tanto, en este algoritmo, una función de adaptación evalúa la bondad de cada distribución del balizado, otorgando a cada individuo de la población un valor de adaptación [143].

Una vez hayan sido evaluados todos los individuos, el GA aplica una serie de operadores genéticos que buscan la evolución de los individuos hacia la solución óptima. Estos operadores basan su funcionamiento en aspectos evolutivos y junto al diseño de la función de adaptación son la base de la metodología de optimización de un algoritmo genético. En la Figura 5.3 se muestra un diagrama de flujo sobre el funcionamiento de un GA así como las diferentes fases que comprende.

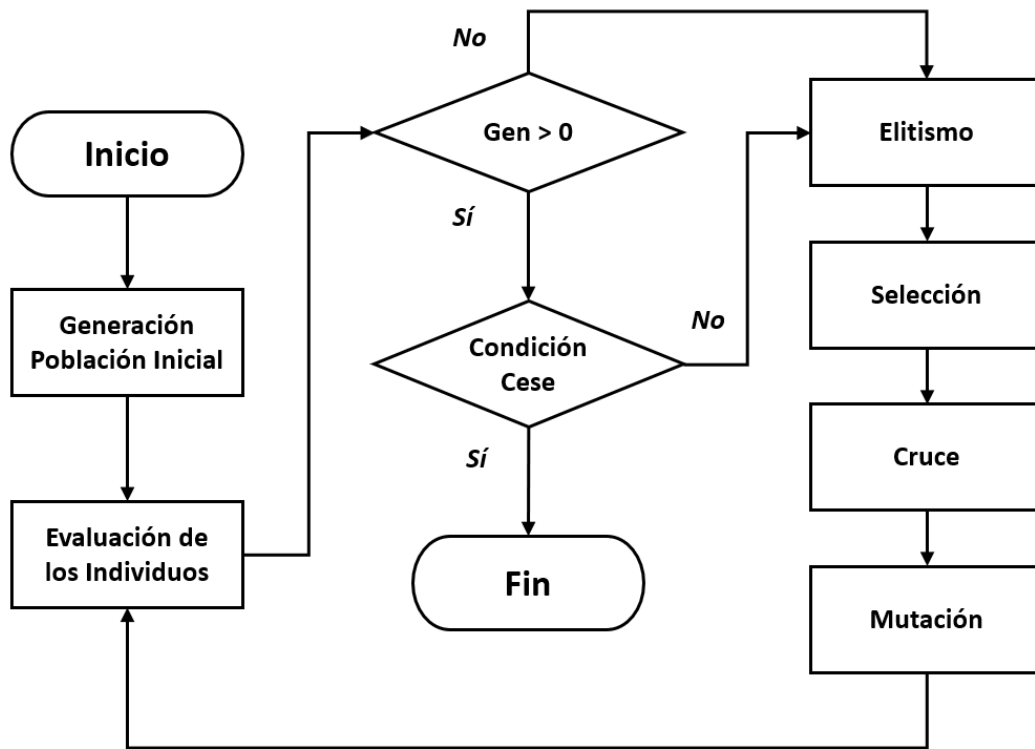


Figura 5.3. Diagrama de flujo del funcionamiento de un GA (Fuente: Elaboración Propia).

Como se puede apreciar en el diagrama, el algoritmo comienza con la generación de la población inicial. Esto puede realizarse de forma aleatoria o siguiendo cierto patrón [170]. El objetivo de esta fase es inicializar la población de individuos de forma que cada individuo represente una distribución del balizado.

Una vez inicializada la población, el algoritmo genético entra en el ciclo de evolución de la población hacia la solución óptima, en el que se realiza una serie de procesos de forma iterativa durante varias iteraciones o generaciones.

El primero de estos procesos es la evaluación de población, otorgando un valor de adaptación a cada distribución o individuo acorde a las prestaciones del sistema de posicionamiento que representa.

Tras la evaluación, el algoritmo genético da lugar al operador de elitismo. Esta fase del algoritmo busca preservar a los mejores individuos de cada generación, asegurando su prevalencia en la siguiente generación [171].

En la selección, los individuos son ordenados de acuerdo a diversas estrategias, siendo el orden de gran importancia para las siguientes fases del GA [172]. Todas las estrategias de selección basan su criterio en el valor de adaptación, no obstante, también incorporan cierta componente estocástica en la metodología de selección. En función de la metodología, el balance entre estos dos aspectos se verá influenciado.

Una vez ordenados los individuos, da comienzo la fase de cruce. El objetivo de esta fase consiste en cruzar los individuos para dar lugar a una nueva generación de la población. De esta forma, cada par de individuos da lugar a dos descendientes que los sustituyan.

Estos descendientes se generan a partir de la codificación genética de sus progenitores. Consecuentemente, la información contenida en la distribución del balizado de los padres se transmite en cierta forma a los hijos. En función de la metodología de cruce, la mezcla genética que reciben los descendientes es más o menos similar respecto a la presente en los progenitores [173].

El último operador ejecutado cada generación es el de mutación. Esta fase del GA busca mutar ciertos genes de ciertos individuos, introduciendo cierta componente estocástica en la búsqueda de la solución. En función del diseño del operador de mutación, la selección de los genes a mutar así como de los individuos mutados puede variar.

Tras este operador, finaliza la iteración o generación del GA, comenzando la siguiente de nuevo por la fase de evaluación, contemplando los posibles cambios introducidos por los operadores de cruce y mutación. Tras esta evaluación, el GA reemplaza a los individuos peor adaptados por los seleccionados por el operador de elitismo, asegurando la prevalencia a lo largo de las generaciones de los mejores individuos.

Este proceso se repite durante múltiples iteraciones, y finaliza cuando las condiciones de cese se satisfacen. Criterios comunes suelen ser la definición de un número máximo de generaciones o de un criterio de convergencia hacia una solución. No obstante, la convergencia a una solución así como la adecuación de la solución alcanzada depende significativamente del diseño del algoritmo genético, sobre lo que profundizaremos a continuación.

5.3.2. Intensificación, Exploración y Convergencia

Previamente, hemos estudiado las diferentes fases y operadores que constituyen un GA. A través de estos operadores se desarrolla el proceso de optimización o adaptación hacia una solución. No obstante, la solución alcanzada así como la convergencia a la misma varían notablemente en función de las características y combinación de hiperparámetros del GA. Estos hiperparámetros representan el conjunto de valores que influyen en el proceso de optimización del genético y que se ajustan experimentalmente.

El desempeño del GA depende del balance entre intensificación y exploración, el cual depende tanto de los hiperparámetros seleccionados como de la configuración del genético. Este balance condiciona tanto la velocidad de convergencia hacia una solución como la adecuación de dicha solución [174].

La intensificación se introduce a través de todos aquellos operadores que imponen presión selectiva. Un alto elitismo, que favorece a los mejor adaptados, una selección que se base en gran medida en el valor de adaptación o un cruce que mantenga prácticamente intacto la cadena genética de sus progenitores son mecánicas que introducen intensificación al proceso de convergencia [175, 176].

La intensificación se caracteriza por su influencia en la velocidad de convergencia. Una mayor intensificación acelera la convergencia del GA, alcanzando una solución en pocas iteraciones. No obstante, la calidad de esta solución alcanzada puede verse seriamente comprometida de tratarse de un máximo local.

Como consecuencia, surge la necesidad de introducir una mecánica de exploración al proceso de optimización. Mediante la exploración, el GA es capaz de recorrer el espacio de soluciones en busca de la mejor solución, evitando así caer en máximos locales. Esta exploración se logra en el GA a través de la introducción de una componente estocástica en la optimización del GA.

Esta componente estocástica se consigue con la aleatoriedad de operadores como el de mutación, así como criterios mixtos entre intensificación y exploración en los operadores de selección y cruce [177]. No obstante, una componente estocástica excesiva

puede volver inestable la convergencia, impidiendo al GA alcanzar una solución.

Como conclusión, la intensificación facilita la convergencia a una solución y se introduce a través de la presión selectiva en los operadores mientras que la exploración garantiza que la solución alcanzada sea lo suficientemente buena y se introduce como una componente estocástica en los procedimientos del GA.

Todo esto permite al GA alcanzar una solución factible en problemas de gran complejidad dentro de un tiempo polinomial o admisible. No obstante, esta solución no es necesariamente la óptima. Dado que los GA son algoritmos probabilistas, es habitual que diferentes ejecuciones aporten diferentes resultados. Esto se debe a que dentro del espacio de posibles soluciones, la convergencia a la solución óptima global puede verse comprometida en función de las características del problema [178].

No obstante, el balance entre exploración e intensificación de estos algoritmos es capaz de alcanzar soluciones que si bien no son necesariamente la óptima, son lo suficientemente próximas como para resultar igual de válidas [179].

Una vez estudiados los fundamentos del problema de la colocación de los sensores, así como las bases de la metodología para resolución, podemos proceder al diseño de la arquitectura propuesta para el caso de estudio planteado, expuesta en la siguiente Sección.

6. Diseño y optimización de un Sistema de Posicionamiento Local para localizar drones en un entorno urbano

En anteriores apartados hemos estudiado el estado del arte del problema del posicionamiento de los UAV. Si bien la implementación de sistemas de posicionamiento globales resulta muy interesante, su viabilidad se ve comprometida en ciertos casos.

Los entornos urbanos representan un escenario problemático para el posicionamiento mediante sistemas GNSS. La gran densidad de obstáculos existente ocasiona una predominancia de trayectorias NLOS de la señal, lo que introduce interferencias y errores en las mediciones del sistema.

A partir de esta necesidad, se propone el diseño de un sistema de posicionamiento local como alternativa para la localización de drones. Los LPS destacan por su capacidad de adaptación a cada entorno y mediante una distribución optimizada del balizado ad-hoc, resulta posible minimizar el impacto de los aspectos más críticos de estos escenarios.

Consecuentemente, en esta Sección se pretende realizar una síntesis de todos los aspectos previamente analizados en este Trabajo de Fin de Máster para diseñar un sistema de posicionamiento viable y adecuado para el posicionamiento de drones, cuya configuración se detalla en el apartado 6.1.

Además, a fin de probar la arquitectura diseñada, se implementará el LPS propuesto sobre un entorno urbano simulado, cuyo diseño y discretización se detalla en el apartado 6.2. A fin de maximizar las prestaciones del sistema sobre el escenario propuesto, se desarrollará un algoritmo genético para resolver el problema de colocación de los nodos para la arquitectura seleccionada, cuyo planteamiento se expone en el apartado 6.3. Finalmente, en la Sección 7 se encuentran los resultados asociados a la aplicación del GA desarrollado para optimizar la distribución del balizado de la arquitectura LPS propuesta.

6.1. Configuración Seleccionada

La localización y navegación en entornos urbanos es un caso de estudio ciertamente problemático. La gran densidad de obstáculos y la presencia de edificios induce interferencias en la señal de posicionamiento. Trayectorias NLOS así como la recepción de señales por multicamino alteran las prestaciones del sistema, pudiendo llegar a hacer inviable la implementación de tecnologías o arquitecturas susceptibles a estos casos.

Los sistemas de posicionamiento satelital, como hemos visto en este Trabajo de Fin de Máster, resultan de gran interés para un gran número de aplicaciones, sin embargo, sus prestaciones se ven especialmente comprometidas en este tipo de entornos. Una alternativa viable es el uso de sistemas de posicionamientos locales. El despliegue de balizas sobre los que se basan estos sistemas de posicionamiento permite adaptar su funcionamiento a las necesidades del entorno, lo que los convierte en una elección muy interesante para escenario urbanos.

No obstante estos sistemas son muy amplios y engloban muchas tecnologías y arquitecturas, las cuales ya hemos comentado y descrito en previos apartados. Dentro de las tecnologías sobre las que se basa el sistema, podemos destacar la tecnología UWB por sus características de la señal, que reducen la influencia de las interferencias presentes en entornos urbanos [87]. El uso de esta tecnología se encuentra muy expandido en la literatura tanto para entornos urbanos como de interiores y representa una base para sistemas de posicionamiento local robusta y fiable [85, 86].

No obstante, UWB es el tipo de señal sobre la que se basan las mediciones del sistema, por lo tanto, junto a la tecnología UWB es preciso seleccionar una metodología del cálculo de la posición o arquitectura de posicionamiento. Entre las diferentes arquitecturas disponibles para UWB, las más interesantes son las basadas en mediciones temporales (i.e., TOA, TDOA). Estas arquitecturas permiten obtener un posicionamiento estable y constituyen un sistema robusto y fiable, encontrándose entre las arquitecturas más expandidas a lo largo de la literatura.

Además, estas arquitecturas son las más apropiadas para entornos urbanos, ya que se encuentran entre las menos afectadas por las interferencias presentes en estas

aplicaciones. Entre los sistemas temporales, la arquitectura TDOA evita la necesidad de sincronismo entre el dron y las balizas, por lo que simplifica y flexibiliza las necesidades de la arquitectura de posicionamiento desde el punto de vista del usuario [111].

Consecuentemente, para el diseño planteado en este trabajo se ha optado por la configuración de un sistema de posicionamiento local de UWB con una arquitectura de posicionamiento TDOA. Analizando la literatura, podemos comprobar la validez de la configuración planteada, siendo esta arquitectura común para la localización de drones en entornos donde la señal GNSS se ve comprometida [180, 181, 182].

No obstante, estos artículos se centran en la implementación de esta configuración, omitiendo el estudio y optimización de la distribución del balizado para la maximización de las prestaciones sobre el escenario propuesto, lo cual busca resolver este Trabajo de Fin de Máster.

Como conclusión, se ofrece una tabla a modo de resumen de la configuración seleccionada y las características de la arquitectura. Los parámetros de la tecnología UWB, así como de los exponentes de propagación LOS y NLOS se han escogido basándose en la literatura disponible [45, 183, 184].

Tabla 1. Resumen de la configuración del sistema de posicionamiento local.

	Parámetro	Valor
Características UWB	Ancho de banda	500 MHz
	Frecuencia de emisión	7 GHz
Arquitectura TDOA	Potencia de transmisión	1 W
	Potencia del ruido promedio	-94 dBm
	Sensibilidad del receptor	-100 dBm
	Frecuencia del reloj	1 GHz
	Deriva de la frecuencia del reloj	U {-10, 10} ppm
	Desajuste inicial de la frecuencia del reloj	U {15, 30} ns
	Tiempo desde la sincronización	1 μ s
	Exponente pérdidas propagación LOS	1.77
Exponente pérdidas propagación NLOS	2.2	

6.2. Escenario de Prueba y Discretización del Espacio

Como marco de estudio del sistema de posicionamiento propuesto, se ha optado por el análisis de su implementación sobre un entorno urbano, siendo este uno de los casos más problemático para la localización de los UAV.

El entorno urbano diseñado, el cual se muestra en la Figura 6.1, consiste en una intersección de tres calles. Este entorno de 2.3 hectáreas cuenta con una predominancia de trayectorias NLOS al estar poblado de edificios, los cuales interrumpen la línea de visión de las señales que los atraviesen.

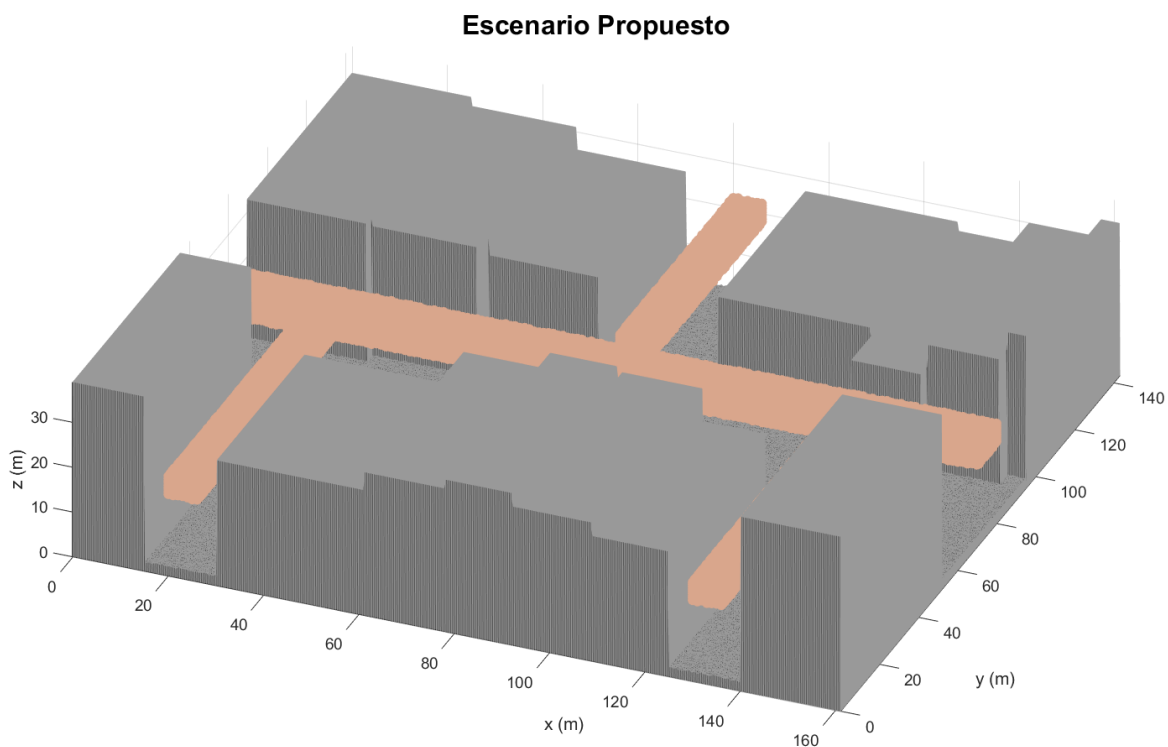


Figura 6.1. Escenario urbano diseñado para la prueba del sistema de posicionamiento local propuesto para la localización de drones (Fuente: Elaboración Propia).

Los edificios se han generado de forma procedural a través de la definición de las coordenadas que delimitan su forma en planta y su altura sobre el escenario de referencia. Con esta metodología, resulta posible modelar el entorno urbano mostrado en la Figura 6.1. Además, en el cálculo del algoritmo de trazado de rayos de la CRB, esta definición de obstáculos por coordenadas facilita el cálculo de la intersección de la trayectoria de la señal por los diversos edificios [121].

Una vez planteada la superficie del escenario, resulta preciso estipular la región de puntos que se corresponde con las posibles posiciones de los UAV. A fin de reducir la carga computacional, así como mejorar las prestaciones del posicionamiento, se ha decidido limitar el recorrido de estos drones a un tramo acotado, o aerovía.

Este modelo de regulación del vuelo de drones en tránsito urbano ya ha sido planteado en la literatura [185, 186], y resulta conveniente para guardar cierta separación entre tránsito de vehículos y personas y el tránsito de UAV.

Por lo tanto, el TLE (i.e., la región de puntos que constituye la aerovía), recorre las diferentes calles existentes en el escenario propuesto. Sin embargo, la altura de vuelo respecto al suelo se ha acotado entre 14 y 20 metros. Esta decisión, además de seguir el planteamiento previo de reducción de carga computacional y mejora de prestaciones, se ha tomado con el objetivo de cumplir con la legislación vigente. El RD 1036/2017 recoge que el vuelo de drones está permitido en entornos urbanos con aglomeraciones de edificios y con tránsito libre de personas para las aeronaves de hasta 250 gramos siempre que su altura máxima de vuelo sea inferior a 20 metros [187].

En cuanto al NLE (i.e., la región de puntos donde se pueden colocar las balizas), no se ha estipulado ninguna zona restringida sobre el entorno, permitiendo la colocación de los sensores sobre los edificios. Por otra parte, se ha optado por acotar la elevación de las balizas sobre el terreno de forma que su altura se encuentre entre 5 y 6 metros, a fin de garantizar la libertad de paso de vehículos.

Una vez definido el entorno y la configuración seleccionada, podemos proceder a evaluar las prestaciones del sistema. Para ello, es necesario determinar una distribución del balizado sobre el NLE. En la Figura 6.2 se muestra el error de posicionamiento (RMSE) para los diferentes puntos que constituye el TLE para una distribución del balizado sin optimizar, trazada experimentalmente.

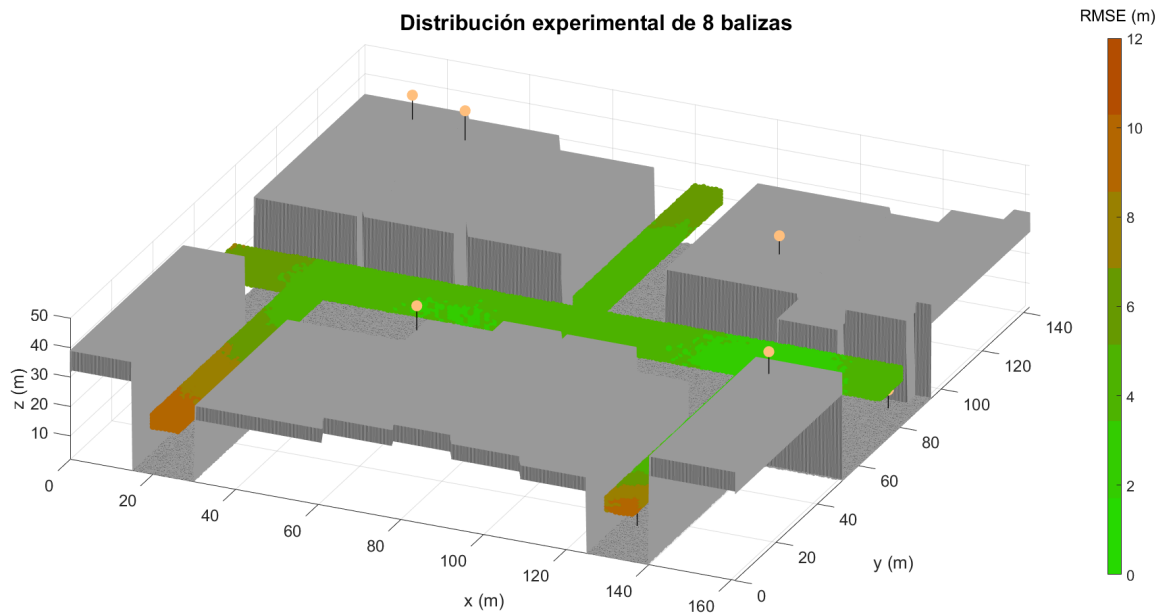


Figura 6.2. RMSE de la localización del TLE de la arquitectura propuesta bajo una distribución de sensores trazada experimentalmente (Fuente: Elaboración Propia).

Como se puede apreciar, las prestaciones de la arquitectura bajo una distribución experimental resultan insuficientes para la navegación y localización de UAV en el entorno urbano. Esto se debe a que la distribución inicial propuesta no optimiza las coordenadas de las balizas respecto al entorno para minimizar el error de posicionamiento.

Esta optimización, como ya hemos estudiado en apartados previos resulta inviable de realizar por metodologías exactas, y su resolución directa resulta inalcanzable en un tiempo admisible o polinomial dada la complejidad NP-Hard del problema planteado.

Por este motivo se decide la utilización de algoritmos genéticos para la resolución óptima del NLP, cuyo desarrollo e implementación se describe en el siguiente apartado.

Finalmente, se ofrece una tabla para resumir las características del entorno urbano generado, la dimensión así como la discretización de los puntos del NLE y del TLE.

Tabla 2. Resumen de las características del entorno urbano generado y de las regiones de puntos del TLE y NLE. La discretización del TLE ha sido ajustada para representar adecuadamente la región del espacio sin incurrir en un excesivo coste computacional.

Parámetro	Valor
Área Escenario	2.3 hectáreas
Dimensiones del Escenario	$x \in [0, 143]$ metros
	$y \in [0, 161]$ metros
	$z^* \in [0, 2.5]$ metros
Altitud Edificios	$z_{obs} \in [29, 37]$ metros
Discretización TLE	$\Delta x = \Delta y = 1$ metro; $\Delta z = 0.5$ metros
Altura Aerovía	$z_{UAV} \in [16, 20]$ metros
Número puntos TLE	28701 puntos
z^* : altura del relieve del escenario generado	

6.3. Optimización mediante Algoritmos Genéticos

Como ya hemos analizado en previos apartados, la optimización de las prestaciones de los LPS precisa de un estudio de la distribución del balizado. Esto cobra especial relevancia en entornos donde predominan las interferencias por trayectorias NLOS, como se trata del caso propuesto.

Para esta optimización, debido a la complejidad NP-Hard del NLP, resulta común la utilización de metodologías metaheurísticas. Si bien existen un gran número de algoritmos de optimización [159, 161], la metodología más expandida en la literatura por su robustez general es el uso de algoritmos genéticos [143, 165].

Consecuentemente, en este trabajo se propone el desarrollo de un algoritmo genético para la optimización del NLP. En los siguientes apartados, estudiaremos los puntos críticos en el diseño del algoritmo, buscando su implementación para el escenario urbano diseñado.

6.3.1. Codificación de la población

El fundamento de los algoritmos genéticos se basa en la generación de una población de individuos y un entorno sobre el que residen. A lo largo de múltiples generaciones, el algoritmo introduce una presión de selección para fomentar la adaptación de los individuos al entorno.

La clave de este símil reside en que los individuos representan una posible solución, el entorno representa el problema y la adaptación a él es la bondad de la solución.

Cada individuo contiene en su información genética las variables de decisión que representan una solución válida del problema. La definición de la estructura del individuo, y cómo se encuentran las variables de decisión en el código genético del mismo se denomina en la literatura codificación [188].

La codificación seleccionada para nuestro caso de estudio es la representada en la Figura 6.3.

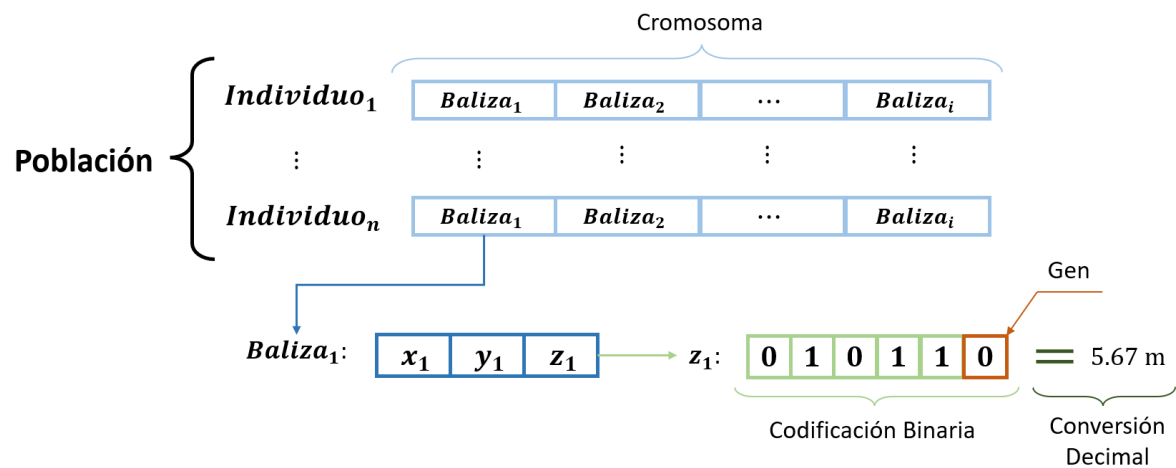


Figura 6.3. Esquema de la codificación diseñada para el algoritmo genético (Fuente: Elaboración Propia).

La población del GA está compuesta por una serie de individuos o cromosomas. Cada individuo contiene las coordenadas de cada baliza que el algoritmo busca posicionar, consecuentemente, cada individuo representa una distribución del balizado concreta y, por tanto, una solución al NLP.

La posición de cada baliza está descompuesta en sus tres coordenadas. En cuanto al valor de cada coordenada, en los algoritmos genéticos es común emplear una codificación binaria de las variables. Esta elección del diseño persigue facilitar el intercambio de genes en los futuros operadores genéticos [168, 189].

No obstante, el valor binario de los diferentes genes que constituyen cada coordenada puede convertirse al valor decimal correspondiente sobre el escenario y viceversa.

En cuanto a esta conversión al sistema decimal, el valor decimal de la posición no necesariamente se corresponde con el valor almacenado en binario. Esto se representa en la Figura 6.3, donde la coordenada z_1 tiene un valor binario de $(010110)_2$ al que le corresponde un valor en el sistema decimal de 22_{10} , sin embargo, el valor de la posición expuesto es de 5.67 metros respecto al nivel de referencia.

Por lo tanto, en la conversión del valor binario a la posición en coordenadas cartesianas existe un escalamiento intermedio. Este escalamiento persigue tres objetivos fundamentales. El primer objetivo de su implementación es eliminar la necesidad de emplear un número de bits condicionado por las dimensiones del entorno.

Esto nos permite emplear discretizaciones del espacio diferentes de un metro, pudiendo escoger una discretización con menor paso en entornos reducidos y con más paso en entornos de mayores dimensiones. Esto resulta de especial interés para restringir el número de posibles posiciones a un valor que sea acorde a las necesidades del problema.

Por otra parte, el segundo objetivo de este escalamiento es evitar la generación de distribuciones inválidas. En entornos con terreno irregular o con obstáculos considerables, resulta posible que a lo largo de la optimización del GA se generen individuos con balizas ubicadas en posiciones inválidas (i.e., dentro de edificios, bajo el nivel del suelo...). Esto supone un problema para la convergencia del GA, ya que estamos perdiendo información e individuos, necesarios para obtener la solución deseada.

No obstante, este problema viene al concretar una función de escalado fija (e.g., $1_{10} = 1_{real}$). Sin embargo, a partir del sistema de escalamiento propuesto, es posible trabajar con un escalamiento variable para cada punto. De esta forma, en el caso de la coordenada z , esta puede representar la altura a la que se encuentra la baliza

respecto a cierto nivel (e.g., el nivel del suelo en esa posición más una altura mínima de separación). Consecuentemente, este sistema impide la generación de distribuciones inválidas bajo estas condiciones.

Finalmente, el tercer objetivo buscado es alcanzar una mayor exactitud. Es posible que en ciertas variables, como la coordenada z , busquemos una mayor discretización del espacio que en otras coordenadas. En el caso de la coordenada vertical, la justificación reside en la influencia de este valor en la trayectoria LOS/NLOS con ciertos puntos para las balizas ubicadas sobre los edificios [190].

Al emplear un sistema de escalamiento variable para cada coordenada, podemos alcanzar una discretización en las coordenadas x, y de alrededor de un metro y en la coordenada z un valor de centímetros, lo que nos permite moldear las discretizaciones de las coordenadas según las necesidades del problema.

Finalmente, se ofrece una tabla a modo de resumen sobre los parámetros clave relacionados con la codificación binaria propuesta.

Tabla 3. Tabla resumen de los configuración seleccionada en la codificación de la población y su implicación sobre el escenario planteado. La discretización del NLE se ha realizado en búsqueda de un compromiso entre la representatividad del entorno y el coste computacional asociado. El número de posibles combinaciones se deduce de la Ecuación 12, el cual imposibilita la resolución directa.

Parámetro	Valor
Longitud Binaria Coordenada x	8
Longitud Binaria Coordenada y	8
Longitud Binaria Coordenada z	6
Discretización NLE Coordenada x	1.11 metros
Discretización NLE Coordenada y	1.25 metros
Discretización NLE Coordenada z	3 centímetros
Puntos NLE	549153 puntos
Número de posibles combinaciones	$2.494 \cdot 10^{57}$ posibles soluciones

Una vez analizada la codificación del GA, podemos proceder al desarrollo de la función de adaptación para evaluar las distintas distribuciones del balizado.

6.3.2. Función de adaptación

La función de adaptación de un GA evalúa la bondad o adaptación al medio de cada individuo de la población. Por lo tanto, el diseño de esta fase constituye un marco común para evaluar y cuantificar la bondad de cada distribución del balizado. Esto resulta un aspecto crítico, ya que este es el único criterio de adecuación de cada solución que el algoritmo genético posee. Consecuentemente, es imperativo que esta función represente las necesidades del problema y que exista una correlación entre la adecuación de las distribuciones en la realidad y en esta función evaluadora [191].

Sin embargo, el diseño de estas funciones también ha de considerar otros aspectos a mayores de las métricas deseadas (e.g., RMSE de localización para el NLP). Estas funciones han de colaborar con el proceso de optimización y han de favorecer la convergencia hacia la solución óptima [192].

Para lograr esto, la función de adaptación ha de ser capaz de valorar cambios positivos o negativos en una escala proporcional a su relevancia. Esto persigue diferenciar aquellas mutaciones que repercutan a las prestaciones del sistema, promoviéndolas o penalizándolas en función de dichos cambios. Además, ciertas metodologías proponen el diseño de funciones de adaptación que ponderen estas mejoras bajo diversas escalas, en función del estado de la optimización [193].

En el problema de colocación de los sensores, el indicador más efectivo para cuantificar las prestaciones de una distribución de sensores es la CRB, tal y como se describe en el apartado 5.1.2. El uso de este estimador resulta esencial para valorar los LPS, ya que permite considerar varianzas heterocedásticas, comunes en estos sistemas, ya que en función de la localización del UAV, las condiciones a las que se ve expuesta la señal varían notablemente [194].

Desarrollando la CRB para la arquitectura propuesta, podemos llegar a una expresión del RMSE de la localización del UAV para un punto determinado. Esto constituye una métrica de gran interés para evaluar la exactitud de la localización para un punto. Si buscamos evaluar las prestaciones de la arquitectura para un escenario propuesto, podemos trabajar con el RMSE de cada punto del TLE.

Consecuentemente, la función de adaptación propuesta se fundamenta en la métrica del RMSE. Sin embargo, resulta interesante introducir un RMSE de referencia $RMSE_{ref}$ a fin de lograr una función de adaptación que pondere mejoras sutiles en el RMSE. Por lo tanto, podemos plantear la siguiente función de adaptación a partir de estos dos parámetros:

$$ff = \begin{cases} \left(1 - \frac{\overline{RMSE}}{RMSE_{ref}}\right)^2 & \text{si } \overline{RMSE} \leq RMSE_{ref} \\ 0 & \text{si } \overline{RMSE} > RMSE_{ref} \end{cases} \quad (19)$$

donde \overline{RMSE} es el promedio del RMSE para cada punto del TLE.

La maximización de la función de adaptación planteada en la Ecuación 19 equivale a minimizar el RMSE promedio. Sin embargo, la introducción el RMSE de referencia permite intensificar la solución del RMSE entre el intervalo de $[0, RMSE_{ref}]$. Consecuentemente, el ajuste de este parámetro nos permite focalizar la región de interés de la exactitud deseada [121].

Por otra parte, la función de adaptación planteada está acotada, siendo su valor mínimo, 0, el correspondiente a un RMSE promedio superior al de referencia y su valor máximo, 1, el correspondiente a un RMSE nulo. Esto es un intervalo de valores comunes en el ámbito de la optimización mediante algoritmo genéticos [168].

6.3.3. Operadores Genéticos

Una vez analizada la codificación de la población y definida la función de adaptación de la misma, el último punto a tratar sobre el GA es la combinación de operadores genéticos que conlleva. Como ya analizamos en el apartado 5.3.1, los GA comúnmente aplican los siguientes operadores genéticos [168]:

1. Operador de Elitismo.
2. Operador de Selección.
3. Operador de Cruce.

4. Operador de Mutación

A continuación, veremos los fundamentos de cada operador, los diversos tipos existentes, así como la combinación escogida para nuestro diseño.

6.3.3.1. Operador de Elitismo

El operador de elitismo busca favorecer la convergencia hacia una solución al conservar entre generaciones un porcentaje de los individuos mejor adaptados. El elitismo implementado comúnmente suele ser destructivo, es decir, los mejor adaptados reemplazan a cierta parte de la población tras la mutación o la reevaluación de la función de adaptación [195].

La metodología tras este algoritmo es simple. Los individuos se ordenan en función de su valor de adaptación y el algoritmo escoge a un número concreto de aquellos individuos con mayor valor de adaptación para preservarlos. No obstante, los individuos siguen estando presentes en la población para poder participar en el resto de operadores.

6.3.3.2. Operador de Selección

Este operador persigue agrupar los individuos en un orden concreto, el cual determinará las parejas de cruce del GA. Este orden se basa en la función de adaptación aunque también se aplica cierta componente estocástica en la selección. Analizando la literatura, si bien existen múltiples metodologías de selección, la mayoría de estas se fundamentan en dos algoritmos de selección, descritos a continuación [196]:

- Ruleta: En esta metodología, se plantea una ruleta ficticia en la cual se encuentran inicialmente todos los individuos. Sin embargo, el área o porción de la ruleta asignada a cada individuo varía en función de su valor de adaptación, tal y como muestra la Figura 6.4

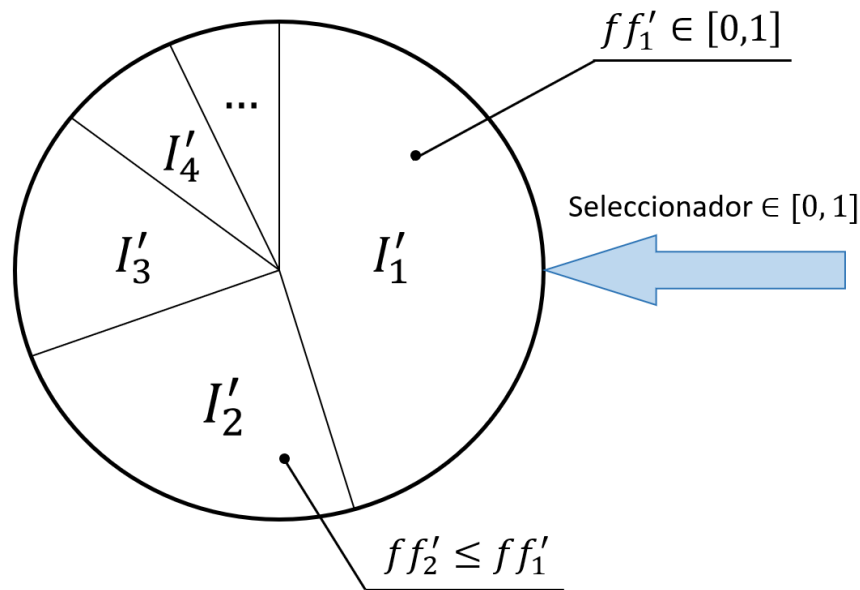


Figura 6.4. Representación operador de selección de la ruleta proporcional (Fuente: Elaboración Propia).

En función del cálculo de esta área de cada individuo, ff'_1 para el individuo 1 en la Figura 6.4, podemos encontrarnos diversas metodologías. La más expandida es la ruleta proporcional, la cual asigna el valor de cada porción mediante la siguiente expresión:

$$ff'_i = \frac{ff_i}{\sum_{j=1}^n ff_j} \quad (20)$$

donde ff_i es el valor de adaptación del individuo i ; n el número de individuos y ff'_i es el peso del individuo i .

Esta función asigna un peso a cada individuo proporcional a su valor de adaptación respecto a la suma de valores de adaptación de la población. Este peso estará comprendido entre 0, si tiene una ff nula o 1, de tener el resto de individuos una función de adaptación nula.

El algoritmo de la ruleta luego generará un seleccionador, comprendido entre 0 y 1 y escogerá a aquel individuo en cuyo rango de pesos se encuentre el seleccionador.

Una vez seleccionado un individuo, este sale de la ruleta y se vuelven a ponderar los pesos con los individuos restantes. Una vez finaliza el procedimiento, se vuelve a seleccionar otro individuo, repitiéndose este proceso hasta que no quede ningún individuo. El orden de selección por la ruleta es el orden asignado por

este operador.

Si bien esta metodología puede parecer que ofrece una excesiva componente aleatoria, su aplicación resulta más elitista que estocástica. Dado que los pesos se computan por promedio, los individuos que más destaquen de la población tienen muchas probabilidades de salir siempre los primeros. A raíz de esto, surgen otras metodologías, como la ruleta por rangos, que varían el procedimiento de ajuste de pesos [197].

- Torneo: Esta metodología de selección ordena los individuos a partir de cierto número de comparaciones. El fundamento del algoritmo consiste en escoger un número n de individuos aleatorios, se compara el valor de adaptación de cada uno de ellos y se selecciona a aquel que tenga mayor valor de adaptación. El resto de individuos no seleccionados vuelven a la lista inicial de torneo.

Esta metodología se repite hasta que no queden individuos en la lista de torneo, siendo el orden del operador el correspondiente al orden de los ganadores de torneo.

La selección por torneo alcanza un buen compromiso entre explotación, resultante de seleccionar individuos aleatorios e intensificación, resultante de comparar únicamente por valor de adaptación [198]. En la literatura se clasifica este algoritmo en función del número de participantes en el torneo, pudiendo encontrar Torneo-2 o torneo binario con dos participantes, Torneo-3 con tres participantes etc.

Para el algoritmo genético propuesto, buscando el equilibrio entre intensificación y exploración, se ha seleccionado la metodología de Torneo 2 [199].

6.3.3.3. Operador de Cruce

El objetivo del operador de cruce es generar la siguiente generación de individuos a partir de la información genética de sus progenitores. Este operador es uno de los

más relevantes, ya que es el responsable de guiar a las siguientes poblaciones hacia la solución óptima.

En cuanto a las metodologías existentes, existen múltiples operadores en función de la naturaleza del problema y de la codificación de los individuos. Para problemas con variables binarias, como es nuestro caso, las diversas metodologías se fundamentan en la generación de puntos de corte [200]. Estos puntos de corte determinan el destino de la información genética de los progenitores, tal y como muestra la Figura 6.5.

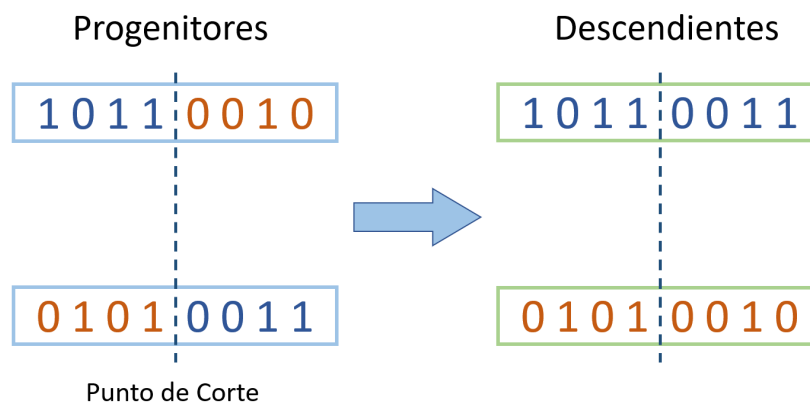


Figura 6.5. Representación de la metodología de cruce basada en puntos de corte para cromosomas binarios (Fuente: Elaboración Propia).

En función del número y metodología de generación de los puntos de corte o puntos de cruce podemos diferenciar las siguientes metodologías:

- Cruce Monopunto: Un único punto de cruce. Metodología simple aunque poco efectiva para cromosomas de gran dimensión, ya que los descendientes serían muy similares a los progenitores, pudiendo desencadenar una convergencia prematura [201].
- Cruce Multipunto: Metodología basada en la generación de un número n de puntos de corte. Es una de las más expandidas en la literatura, pudiendo ajustar el número de puntos de corte en función de la longitud de las cadenas [202].
- Cruce Uniforme: Este operador guarda ciertas diferencias respecto a los ya planteados. La mayor diferencia consiste en que en el cruce uniforme el número de puntos de corte no está fijado y además es variable, ya que algoritmo determina

de forma aleatoria la dimensión y el número de puntos de corte. Otra forma de visualizarlo es que cada bit tiene un 50 % de probabilidades de ir a cada uno de los dos descendientes.

Esta metodología introduce una gran componente estocástica a la optimización, ya que la información genética de los progenitores se mezcla homogéneamente antes de llegar a los descendientes. Como consecuencia, su aplicación en problemas donde es necesaria una gran presión de selección puede comprometer la convergencia hacia la solución óptima [173].

Consecuentemente, se ha optado para el desarrollo del GA propuesto la metodología de cruce multipunto, empleando un punto de corte para cada coordenada de cada baliza, lo que resulta en un compromiso entre intensificación y exploración.

6.3.3.4. Operador de Mutación

El operador de mutación busca alterar ciertos bits de ciertos individuos de la población, buscando introducir una componente estocástica en el proceso de optimización del GA. Analizando la literatura, podemos encontrar diversas metodologías de mutación en función de las características del problema y de la codificación de los individuos [203].

Para codificaciones binarias, una de las metodologías de mutación más expandida se trata del algoritmo de mutación uniforme. Esta metodología muta un porcentaje de genes de un porcentaje de individuos prefijado. De forma análoga al cruce uniforme, estos se seleccionan de forma aleatoria. Los genes se alteran generalmente negándolos, convirtiendo el 1 en 0 y el 0 en 1. No obstante, existen otras metodologías que intercambian posiciones de genes en lugar de negarlos [204].

A raíz de esto, se ha seleccionado la metodología de mutación uniforme para el desarrollo del algoritmo genético propuesto, ya que esta técnica ofrece un buen balance entre intensificación y exploración y es una de las más expandidas en la literatura.

6.3.3.5. Configuración de Operadores e Hiperparámetros Seleccionada

Como conclusión, se ofrece una tabla resumen con la configuración del algoritmo genético utilizado para el NLP. Esta selección se ha realizado a partir de las conclusiones previamente desarrolladas y fundamentadas en la literatura del problema, así como a partir de trabajos previos [205].

Tabla 4. Tabla resumen de la configuración del algoritmo genético utilizado para optimizar la distribución del balizado sobre el escenario propuesto.

Parámetro	Valor
$RMSE_{ref}$	8 metros
Número de Individuos	80
Porcentaje de Elitismo	5 %
Operador de Selección	Torneo 2
Operador de Cruce	Multipunto
Porcentaje de Mutación	5 % Población 5 % Genes
Criterio de Cese	120 Generaciones o 90 % Individuos Iguales

Una vez descrito el funcionamiento del mismo, podemos estudiar su desempeño en el escenario propuesto, lo cual analizaremos en la Sección de resultados de este Trabajo de Fin de Máster, expuesta a continuación.

7. Resultados

En esta sección implementaremos el algoritmo genético previamente descrito sobre el escenario urbano propuesto. El objetivo de esta simulación es probar la capacidad de este GA para colocar los sensores de forma óptima para la localización de drones.

Las características e hiperparámetros de las simulaciones mostradas a continuación se encuentran disponibles en las Tablas 1, 2, 3, 4. Estos parámetros se han ajustado experimentalmente a partir de simulaciones previas y a trabajos previos [205].

Se han realizado múltiples simulaciones, variando el número de balizas de la arquitectura en pos de analizar la variación de las prestaciones en función del número de sensores disponibles. Todas las simulaciones se han realizado en el lenguaje de programación M, en el entorno de programación MATLAB[®], y en un equipo compuesto por un procesador Intel[®] i7 2.4 GHz de CPU y 16 GB de memoria RAM.

La distribución obtenida para la configuración de 8 balizas se muestra en la Figura 7.1.

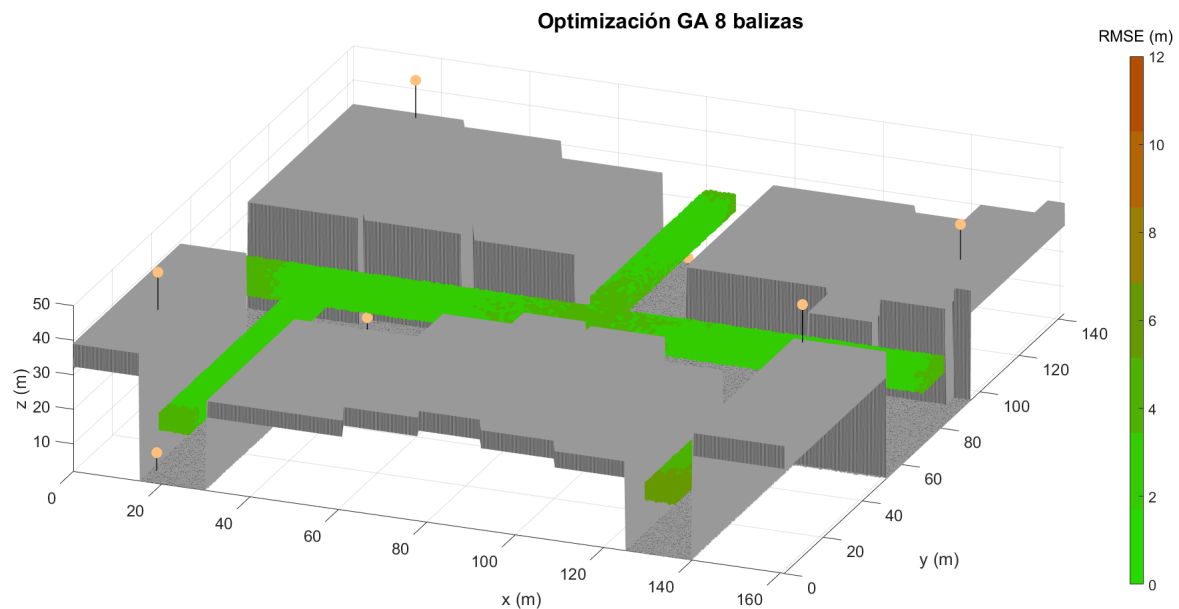


Figura 7.1. Distribución óptima alcanzada por el algoritmo genético para 8 balizas sobre el escenario propuesto (Fuente: Elaboración Propia).

Como se puede apreciar, la distribución optimizada por el GA mejora significativa-

mente las prestaciones del sistema respecto a la distribución trazada experimentalmente para un mismo número de balizas. Además, el sistema de posicionamiento logra una buena cobertura y unas prestaciones mínimas para la mayoría de puntos del entorno. Por otra parte, realizar la optimización para un número mayor de balizas nos permitiría idealmente mejorar las prestaciones, pudiendo colocar las balizas menos dispersas, mejorando la exactitud de localización en los puntos del TLE.

Consecuentemente, se ha vuelto a ejecutar el algoritmo para obtener la distribución óptima equivalente a 10 balizas, la cual se muestra en la Figura 7.2.

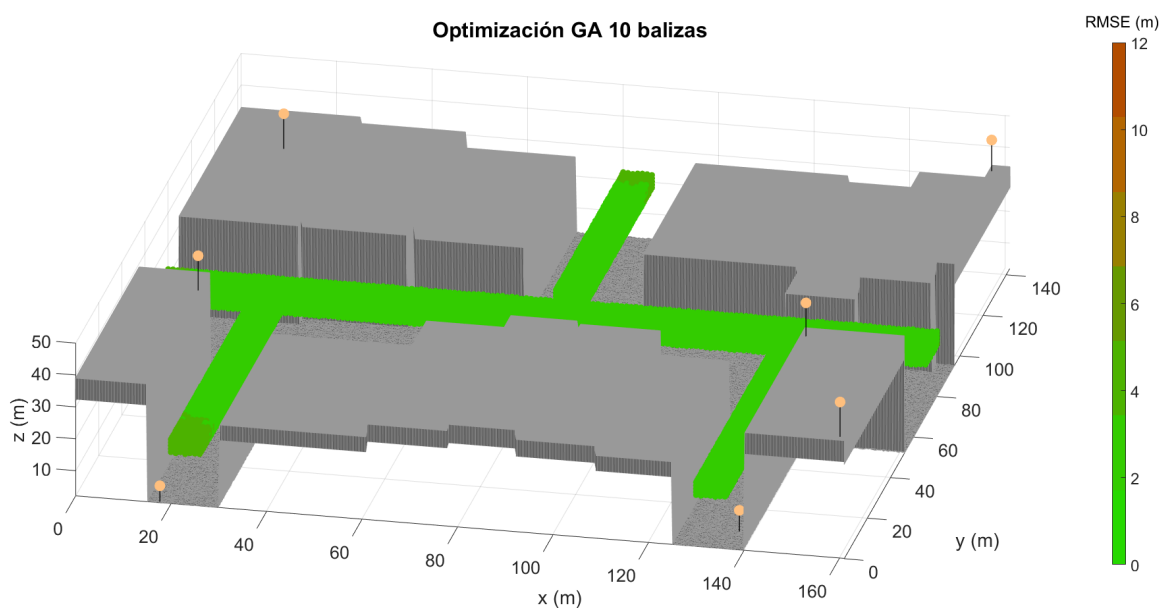


Figura 7.2. Distribución óptima alcanzada por el algoritmo genético para 10 balizas sobre el escenario propuesto (Fuente: Elaboración Propia).

Como podemos apreciar en la Figura 7.2, incorporar más balizas en la optimización permite reducir la incertidumbre en el posicionamiento. Esta reducción se debe a la determinación óptima de la posición de cada sensor por la optimización del GA, alcanzando la mejor combinación para 10 balizas que resulta en la menor incertidumbre de posicionamiento.

A partir de estas simulaciones podemos observar que los puntos con mayor incertidumbre son los ubicados en los bordes del escenario. Esto se debe a que el GA evalúa las distribuciones a partir del RMSE medio, por lo tanto, las regiones con una menor densidad de puntos se verán más desfavorecidas, este es el caso de las esquinas del

escenario.

Por otra parte, en la Figura 7.3 se muestra la evolución del valor de adaptación de la simulación del algoritmo genético para 10 balizas. Como se puede apreciar, la presión selectiva introducida por el algoritmo genético induce una mejora en el valor de adaptación significativa en las primeras generaciones. Esto resulta coherente, ya que al generarse la población inicial de forma aleatoria, el potencial de mejora es substancial. Conforme el número de generaciones aumenta, la población converge hacia la solución finalmente mostrada, donde a través de la mecánica de exploración, el GA llega a alcanzar una solución adecuada.

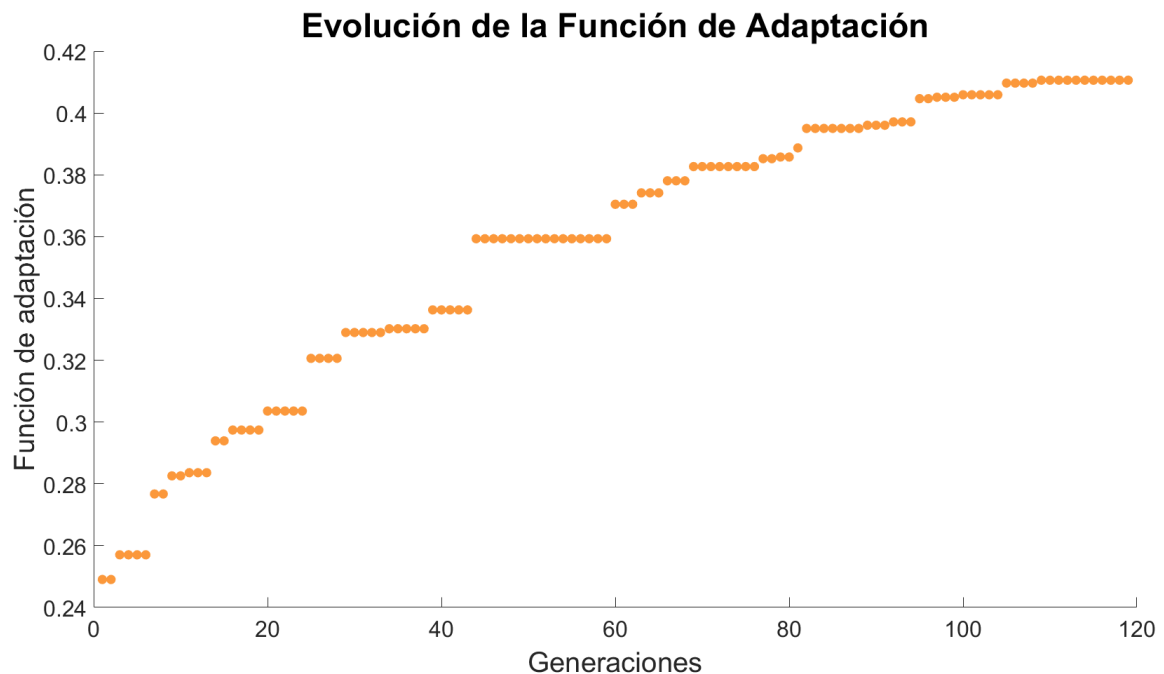


Figura 7.3. Convergencia de la población hacia la distribución optimizada (Fuente: Elaboración Propia).

En la Tabla 5, se indican y comparan las diferentes métricas obtenidas por ambas simulaciones del GA, así como las obtenidas por la distribución trazada experimentalmente.

Tabla 5. Resultados obtenidos por las distintas estrategias implementadas en este Trabajo de Fin de Máster.

Estrategias	RMSE (metros)			σ_{RMSE}
	Media	Max	Min	
Experimental 8 Balizas	4.50	10.15	2.87	1.56
GA 8 Balizas	3.31	6.16	2.56	0.51
GA 10 Balizas	2.80	4.35	2.21	0.33

Como se puede apreciar, la implementación del algoritmo genético mejora significativamente las prestaciones de la arquitectura, reduciendo de forma notable el RMSE promedio para el mismo número de balizas. Este error también se consigue reducir al incorporar más balizas con esta metodología, habiendo otra mejora notable entre el caso de optimización de 8 y 10 balizas. Cabe destacar que las mejoras de esta optimización y de añadir más balizas afectan tanto a la exactitud promedio del posicionamiento como a la estabilidad del sistema, habiendo menos variación entre valores.

Los valores obtenidos son similares a los que podemos encontrar en la literatura para estudios sobre la implementación de sistemas de posicionamiento local UWB en entornos urbanos [206, 207, 208].

Si bien estos niveles de incertidumbre pueden parecer algo elevados para la localización de drones, estos resultados suponen una mejora significativa respecto a los sistemas GNSS. Analizando la literatura, podemos encontrar estudios que implementan diversas metodologías, buscando mejorar las prestaciones de estos sistemas en entornos urbanos [209, 210]. Estas mejoras alcanzan errores promedio de entre 4 y 8 metros en este tipo de entornos, mientras que el GNSS por defecto alcanzaría errores promedio superiores a 20 metros [211].

Además, la incertidumbre del posicionamiento de los GNSS fluctúa notablemente en estos entornos, habiendo ciertas iteraciones en las que estos sistemas alcanzarían errores de hasta 30 metros incluso con la mejora implementada [211]. Por otra parte, los LPS implementados, especialmente los optimizados por el GA, denotan una mayor estabilidad en el posicionamiento, tal y como se representa en la Tabla 6.

Tabla 6. Porcentaje de puntos de la región del TLE sobre distintos intervalos de incertidumbre en el posicionamiento.

Estrategias	Porcentaje de puntos del TLE para		
	RMSE < 3 m	RMSE < 4 m	RMSE < 5 m
Experimental 8 Balizas	5.6 %	53.6 %	73.4 %
GA 8 Balizas	26.6 %	92.5 %	97.5 %
GA 10 Balizas	69.0 %	99.6 %	100 %

No obstante, la incertidumbre del posicionamiento alcanzada por los LPS dependen del número de balizas. Una arquitectura con un mayor número de balizas podría reducir esta incertidumbre de posicionamiento. Sin embargo, un mayor número de balizas conlleva un mayor coste de implementación y un mayor consumo de la red, por lo que es preciso realizar un estudio u optimización del número de balizas ideal para alcanzar este compromiso entre prestaciones y coste.

Por otra parte, los errores obtenidos en las simulaciones son los debidos a una localización inicial, sin previo conocimiento de la trayectoria del objetivo. Este error puede reducirse notablemente complementando el cálculo de la posición con ciertos datos referidos a posiciones previas [212, 213].

Como conclusión, los resultados obtenidos denotan la viabilidad de la implementación de sistemas de posicionamiento local para la localización de drones en entornos urbanos. La incertidumbre del posicionamiento alcanzada supone una mejora significativa respecto a los sistemas GNSS y respecto a los sistemas LPS sin optimización de la distribución del balizado. Esto nos revela la relevancia de desarrollar este estudio u optimización de la posición de los sensores en función de la orografía y las características del entorno.

Además, la metodología propuesta resulta fácilmente trasladable a otros escenarios, de mayor o menor dimensión y de otras potenciales características. Además, el algoritmo genético desarrollado también habilita el estudio de optimizaciones multiobjetivo, teniendo en consideración otros criterios como la eficiencia energética, o la relación coste de implementación respecto a prestaciones del sistema.

Finalmente, podemos concluir que los resultados obtenidos cumplen el objetivo principal de este Trabajo de Fin de Máster, siendo este el diseño de un sistema de posicionamiento eficaz y estable para la localización de drones en entornos acotados.

8. Conclusiones y Líneas Futuras

El uso de los drones o UAV ha crecido significativamente en la última década. Si bien la aplicación militar de estos dispositivos representa un segmento fundamental de la industria, este crecimiento repentino se debe a su entrada en el sector civil.

Estas aeronaves comprenden un gran potencial para diversas aplicaciones, su flexibilidad de diseño, su libertad de movimiento así como su disponibilidad las convierte en dispositivos ideales para aplicaciones automatizables, como su uso en sistemas de vigilancia o para reparto y entrega.

Estas aplicaciones resultan de especial interés por su capacidad de automatización, donde un dron puede desempeñar una tarea tediosa sin supervisión humana, como operaciones agrícolas o de vigilancia. En estos casos, al no existir un controlador o supervisor humano, los UAV han de contar con un sistema de navegación autónomo válido.

Los modelos actuales incorporan en su mayoría receptores de sistemas de posicionamiento satelital o GNSS, sin embargo, las prestaciones de estos sistemas no resultan suficientes para ciertas aplicaciones o para ciertos entornos. Además, la aplicación de las metodologías de aumentación para los GNSS se ve limitada en entornos donde la recepción de la señal de los satélites se ve comprometida, como es el caso de los entornos urbanos o los entornos de interiores, lo que compromete su viabilidad en estos escenarios.

A partir de esta problemática, surge la necesidad de desarrollar sistemas de posicionamiento que capaciten la navegación de precisión en regiones acotadas, especialmente en entornos donde los GNSS resultan insuficientes. Estos sistemas de posicionamiento local (LPS) engloban un gran abanico de tecnologías aunque todos ellos se constituyen a partir de la distribución de un número de balizas o sensores sobre un escenario acotado.

Esta libertad de distribución otorga a los LPS una gran adaptabilidad a distintos entornos. Lo que es más, a través de una distribución optimizada del balizado resulta

posible minimizar e incluso anular ciertas fuentes de incertidumbre en la localización, como es el caso de trayectorias NLOS o señales multicamino. Esto los convierte en una tecnología de gran interés para el posicionamiento en entornos urbanos y entornos de interiores.

No obstante, la libertad que ofrece la libre colocación de los sensores supone un problema de optimización cuando se pretende obtener la distribución que maximice las prestaciones de la arquitectura. La complejidad computacional de este problema, denominado NLP (Node-Location-Problem) en la literatura, ha sido categorizado como NP-Hard como consecuencia del elevado número de posibles soluciones así como el número de operaciones necesario para evaluar cada distribución.

Como consecuencia de esta complejidad, en la literatura se proponen diferentes metodologías metaheurísticas para la resolución de este problema. Entre estos algoritmos, podemos destacar el uso de algoritmos genéticos por sus prestaciones, su capacidad de adaptación y el balance entre diversificación e intensificación que ofrece, lo cual supone una aproximación ideal para este tipo de problemas.

Tras este breve preámbulo que supone el punto de partida de esta investigación, en este Trabajo de Fin de Máster se ha profundizado en las técnicas de posicionamiento para UAV, haciendo especial hincapié en aquellas técnicas que permiten la navegación de precisión en entornos donde los sistemas GNSS no resultan viables. Se ha analizado la literatura en busca de las técnicas más aplicables al caso de estudio propuesto, comparando las diferentes metodologías y tecnologías encontradas, destacando la aplicación de LPS UWB con arquitecturas de mediciones temporales TOA y TDOA.

Más adelante, se ha realizado un estudio sobre las fuentes de error de los sistemas de posicionamiento local, estudiando su dependencia con el entorno y concluyendo que una distribución optimizada del balizado permite minimizar significativamente estas fuentes de error.

Buscando elaborar una metodología para el diseño óptimo de estos sistemas, se ha profundizado sobre el problema de colocación de los nodos, estudiando la formulación y dependencias del problema, analizando los diferentes estimadores viables para su eva-

luación y optimización, así como las diferentes metodologías de resolución disponibles para resolver el problema conforme a su complejidad, pudiendo concluir en que el uso de técnicas metaheurísticas, como los GA, resulta esencial para poder abordar este problema.

Una vez estudiados todos estos aspectos, se ha propuesto una síntesis de todo este conocimiento en forma de una aplicación práctica de este diseño óptimo de sistemas de posicionamiento local. Se ha generado un entorno urbano que representa las problemáticas más comunes en el posicionamiento sobre estos escenarios, con edificios que favorecen las trayectorias de señal NLOS y la generación de señales multicamino. Las distribuciones trazadas experimentalmente sobre este entorno sufrieron pérdidas de prestaciones significativas como consecuencia de estos fenómenos, por lo que podemos concluir que la viabilidad de estos sistemas depende notablemente de su distribución óptima.

La metodología de diseño propuesta en este Trabajo de Fin de Máster consiste en un algoritmo genético específicamente diseñado para resolver el NLP para la localización de UAV. Esta aplicación, que representa una innovación en estudios de implementación de sistemas de posicionamiento para drones en la literatura, además resulta viable para cualquier escenario que se presente, una vez se programe y se introduzca al algoritmo.

Los resultados obtenidos resaltan la importancia de realizar este estudio de la distribución del balizado en el diseño de estos sistemas de posicionamiento local. Las prestaciones de posicionamiento optimizado superan notablemente a las prestaciones de las distribuciones trazadas experimentalmente y a las implementaciones y diseños no optimizados propuestos en la literatura. A raíz de esto podemos concluir que el estudio de la colocación de los sensores depende notablemente de la orografía del sistema y de las características del entorno, siendo un estudio de gran importancia para alcanzar las prestaciones de posicionamiento deseadas.

Además, la incertidumbre alcanzada por esta metodología mejora de forma especialmente significativa a la incertidumbre alcanzada por los sistemas GNSS en este tipo de entornos urbanos, llegando a obtener errores en el cálculo de la posición de incluso un orden de magnitud menor que el equivalente al GNSS base, lo que denota la validez

de la metodología propuesta.

Como conclusión, en este Trabajo de Fin de Máster se ha generado un entorno urbano como caso práctico para el diseño óptimo de un sistema de posicionamiento para drones. Para ello, se ha desarrollado un algoritmo genético buscando obtener la distribución de sensores que maximiza las prestaciones del sistema. Los resultados obtenidos mejoran notablemente a los obtenibles mediante GNSS y también los obtenibles por LPS equivalentes sin un estudio de la distribución del balizado. Consecuentemente, podemos concluir que este estudio resulta de especial importancia para garantizar la viabilidad del sistema, mejorar la exactitud del posicionamiento y reducir los costes de implementación, al requerir menos balizas para obtener ciertas prestaciones.

Estos resultados avalan la metodología propuesta, la cual aún no se encuentra en la literatura, y, por tanto, satisfacen los objetivos planteados para este Trabajo de Fin de Máster.

La finalización de este trabajo abre camino al desarrollo de posibles líneas futuras. Por una parte, la metodología planteada resulta trasladable a diferentes escenarios siendo interesante realizar un estudio de diseño y optimización de esta tecnología en entornos de interiores para drones, lo cual no se ha propuesto en la literatura.

Además, el diseño de la función de adaptación del algoritmo permite incorporar otros elementos a la optimización (e.g., consumo eléctrico de la red, análisis de estabilidad en caso de fallo de un sensor), resultando en un problema de optimización multiobjetivo, asumible con estas metodologías y que también resulta innovador.

Por último, también se podría plantear un análisis de optimización de un entorno de dimensiones significativo, como podría ser una ciudad entera. Esta optimización si bien podría realizarse con el algoritmo actualmente propuesto, podría resultar más interesante para reducir la carga computacional reducir este escenario a subescenarios de optimización (i.e., manzanas de la ciudad). La definición de la interacción entre distritos adyacentes resulta de gran interés y habilita la implementación de estos sistemas a gran escala, un problema aún por resolver en la literatura.

Agradecimientos

La culminación de este Trabajo de Fin de Máster supone el cierre de una etapa muy importante de mi vida. Esta etapa de estudio en la universidad de León, donde he realizado el grado en ingeniería aeroespacial y seguidamente el máster en ingeniería aeronáutica ha resultado de gran valor personal y académico.

Las experiencias y la formación que he recibido en estos años me acompañarán en el resto de mi vida, por lo que estoy gratamente agradecido. Por este motivo, en los siguientes párrafos pretendo agradecer la labor de diferentes personas, que me han acompañado en este viaje hasta el final.

Lo primero de todo, quiero agradecer a mi familia. Gracias a mis padres, he llegado a donde estoy, pues son ellos los que me han educado y los que me han motivado a seguir adelante. También agradecer a mi hermana, siempre cercana aún en la distancia, por todos los buenos momentos y el más sincero apoyo que me ha dado en estos años.

También quiero agradecer a los amigos con los que he compartido tanto el grado como el máster, especialmente a Daniel, Sergio, Javier y Nerea. Son incontables los momentos que hemos vivido juntos, y son partícipes de las mejores experiencias que me he llevado de esta etapa de mi vida.

Quiero dar las gracias a Nerea, mi pareja y mi amiga por todo su apoyo en este trayecto. Son muchos los momentos que hemos compartido en este trayecto y espero que así lo sigan siendo en el futuro.

Quiero también agradecer a Javier, tutor de este trabajo, pero también mentor y amigo. El Trabajo de Fin Grado, el cual hice con él supuso un punto de partida para el desarrollo personal y académico de estos últimos años. También agradecer a Paula, cotutora de este trabajo, pero también una amiga. Gracias por todo el apoyo en estos años, el cual ha resultado en la realización de este trabajo.

Por último, pero no menos importante, quiero dar las gracias a los miembros del grupo de investigación SINFAB. Son varios los años que he estado aprendiendo y tra-

bajando con vosotros y puedo decir que me llevo mucho de vosotros, en lo personal y en lo académico. Son muchos los momentos que hemos tenido y espero que sean más los que tengamos en los siguientes años. Gracias a Hilde, mentora y figura a la que aspirar y gracias a Alberto y Rubén, compañeros y amigos con los que he aprendido mucho.

Referencias

- [1] S. Leal, *E-Renovarse o morir*. Editorial Almuzara, 2015.
- [2] S. G. Gupta, M. M. Ghonge, P. M. Jawandhiya, *et al.*, “Review of unmanned aircraft system (uas),” *International journal of advanced research in computer engineering & technology (IJARCET)*, vol. 2, no. 4, pp. 1646–1658, 2013.
- [3] M. A. Akhloufi, A. Couturier, and N. A. Castro, “Unmanned aerial vehicles for wildland fires: Sensing, perception, cooperation and assistance,” *Drones*, vol. 5, no. 1, p. 15, 2021.
- [4] J. H. Lee, K. W. Jun, and B. H. Jun, “Application of drones for the analysis of hazard areas in mountainous disaster,” *Journal of the Korean Society of Safety*, vol. 33, no. 3, pp. 65–70, 2018.
- [5] J. Braun, S. D. Gertz, A. Furer, T. Bader, H. Frenkel, J. Chen, E. Glassberg, and D. Nachman, “The promising future of drones in prehospital medical care and its application to battlefield medicine,” *Journal of trauma and acute care surgery*, vol. 87, no. 1S, pp. S28–S34, 2019.
- [6] T. M. Cullen, *The MQ-9 Reaper remotely piloted aircraft: Humans and machines in action*. PhD thesis, Massachusetts Institute of Technology, 2011.
- [7] P. Boucher, “Domesticating the drone: the demilitarisation of unmanned aircraft for civil markets,” *Science and engineering ethics*, vol. 21, no. 6, pp. 1393–1412, 2015.
- [8] “LaVoz - Audi suma más tecnología en su fábrica.” <https://www.lavoz.com.ar/espacio-de-marca/audi-suma-mas-tecnologia-en-su-fabrica/>. Accedido: 19-10-2021.
- [9] “SEAT - Drones: el volante que llega del cielo.” <https://www.seat-mediacenter.es/storiespage/newstories/Drones-el-volante-que-llega-del-cielo.html#>. Accedido: 19-10-2021.

- [10] A. Bappy, M. Asfak-Ur-Rafi, M. Islam, A. Sajjad, K. N. Imran, *et al.*, *Design and development of unmanned aerial vehicle (Drone) for civil applications*. PhD thesis, BRAC University, 2015.
- [11] “FAA Aerospace Forecasts - UAS.” https://www.faa.gov/data_research/aviation/aerospace_forecasts/. Accedido: 18-10-2021.
- [12] “AESA - Registro de operador de drones/UAS.” <https://www.seguridadaerea.gob.es/es/ambitos/drones/registro-de-operador-de-drones-uas>. Accedido: 20-10-2021.
- [13] “(UE) Normas y procedimientos aplicables a la utilización de aeronaves no tripuladas.” EUR-Lex, 24 de mayo de 2019. L152, páginas 1-40.
- [14] M. Saqib, S. D. Khan, N. Sharma, and M. Blumenstein, “A study on detecting drones using deep convolutional neural networks,” in *2017 14th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance (AVSS)*, pp. 1–5, IEEE, 2017.
- [15] S. Sciancalepore, O. A. Ibrahim, G. Oligeri, and R. Di Pietro, “Detecting drones status via encrypted traffic analysis,” in *Proceedings of the ACM Workshop on Wireless Security and Machine Learning*, pp. 67–72, 2019.
- [16] X. Chang, C. Yang, J. Wu, X. Shi, and Z. Shi, “A surveillance system for drone localization and tracking using acoustic arrays,” in *2018 IEEE 10th Sensor Array and Multichannel Signal Processing Workshop (SAM)*, pp. 573–577, IEEE, 2018.
- [17] J. A. Paredes, F. J. Álvarez, T. Aguilera, and F. J. Aranda, “Precise drone location and tracking by adaptive matched filtering from a top-view of camera,” *Expert Systems with Applications*, vol. 141, p. 112989, 2020.
- [18] F. Zimmermann, C. Eling, L. Klingbeil, and H. Kuhlmann, “Precise positioning of uavs-dealing with challenging rtk-gps measurement conditions during automated uav flights.,” *ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing & Spatial Information Sciences*, vol. 4, 2017.

- [19] B. Hofmann-Wellenhof, H. Lichtenegger, and E. Wasle, *GNSS—global navigation satellite systems: GPS, GLONASS, Galileo, and more*. Springer Science & Business Media, 2007.
- [20] “ESA Galileo.” <https://www.esa.int/Applications/Navigation/Galileo>. Accedido: 22-10-2021.
- [21] “Brexit is breaking up Europe’s €10 billion plan to launch a new constellation of satellites.” <https://qz.com/1264365/brexit-is-breaking-up-galileo-europes-e10-billion-plan-to-launch-new-satellites/>. Accedido: 22-10-2021.
- [22] M. A. Sturza, “Gps navigation using three satellites and a precise clock,” *Navigation*, vol. 30, no. 2, pp. 146–156, 1983.
- [23] “SEAHELP News - GNSS (Global Navigation Satellite System).” <https://www.sea-help.eu/en/exclamation-test-technology/satellite-navigation-system-gnss-egnos-gps-bds-glonass/>. Accedido: 22-10-2021.
- [24] A. Ruegamer, D. Kowalewski, *et al.*, “Jamming and spoofing of gnss signals—an underestimated risk?!” *Proc. Wisdom Ages Challenges Modern World*, vol. 3, pp. 17–21, 2015.
- [25] Z. Wu, Y. Zhang, Y. Yang, C. Liang, and R. Liu, “Spoofing and anti-spoofing technologies of global navigation satellite system: A survey,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 165444–165496, 2020.
- [26] S. Bijjahalli, A. Gardi, and R. Sabatini, “Gnss performance modelling for positioning and navigation in urban environments,” in *2018 5th IEEE International Workshop on Metrology for AeroSpace (MetroAeroSpace)*, pp. 521–526, IEEE, 2018.
- [27] S. Choy, J. Kuckartz, A. G. Dempster, C. Rizos, and M. Higgins, “Gnss satellite-based augmentation systems for australia,” *GPS solutions*, vol. 21, no. 3, pp. 835–848, 2017.

- [28] X. Zhao, G. Wang, and S. S. Ge, “Cooperative localization based on robust gps and radar fusion for multiple aerial vehicles,” *International Journal of Control, Automation and Systems*, vol. 15, no. 2, pp. 732–742, 2017.
- [29] K. Amer, M. Samy, R. ElHakim, M. Shaker, and M. ElHelw, “Convolutional neural network-based deep urban signatures with application to drone localization,” in *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision Workshops*, pp. 2138–2145, 2017.
- [30] “Spirent - Reliable GNSS Positioning in Urban Areas: A Key Technical Challenge for Drones and Self-Driving Cars.” <https://www.spirent.com/blogs/reliable-gnss-positioning-in-urban-areas-a-key-technical-challenge-for-drones-and-self-driving-cars>. Accedido: 28-10-2021.
- [31] “Spirent Blog - Multipath GNSS signals are a threat to timing receivers in 4G and 5G networks.” <https://rntfnd.org/2020/11/09/multipath-gnss-signals-are-a-threat-to-timing-receivers-in-4g-and-5g-networks-spirent-blog/>. Accedido: 28-10-2021.
- [32] V. Vidal, L. Honório, M. Santos, M. Silva, A. Cerqueira, and E. Oliveira, “Uav vision aided positioning system for location and landing,” in *2017 18th international carpathian control conference (ICCC)*, pp. 228–233, IEEE, 2017.
- [33] N. Dijkshoorn, “Simultaneous localization and mapping with the ar. drone,” *PhD diss., Masters thesis, Universiteit van Amsterdam*, 2012.
- [34] E. T. Dill, S. D. Young, and K. J. Hayhurst, “Safeguard: An assured safety net technology for uas,” in *2016 IEEE/AIAA 35th digital avionics systems conference (DASC)*, pp. 1–10, IEEE, 2016.
- [35] A. Moore, S. Balachandran, S. D. Young, E. T. Dill, M. J. Logan, L. J. Glaab, C. Munoz, and M. Consiglio, “Testing enabling technologies for safe uas urban operations,” in *2018 Aviation Technology, Integration, and Operations Conference*, p. 3200, 2018.
- [36] M. Arifin, Y. Nazaruddin, T. Tamba, R. Santosa, and A. Widyotriatmo, “Experimental modeling of a quadrotor uav using an indoor local positioning system,”

- in *2018 5th International Conference on Electric Vehicular Technology (ICEVT)*, pp. 25–30, IEEE, 2018.
- [37] C. Wargo, C. Snipes, A. Roy, and R. Kerczewski, “Uas industry growth: Forecasting impact on regional infrastructure, environment, and economy,” in *2016 IEEE/AIAA 35th Digital Avionics Systems Conference (DASC)*, pp. 1–5, IEEE, 2016.
- [38] E. Kim and Y. Shin, “Analysis of the signals of opportunity and cooperative based positioning for uas navigation in deep urban area,” in *2019 Integrated Communications, Navigation and Surveillance Conference (ICNS)*, pp. 1–8, IEEE, 2019.
- [39] G. Brunner, B. Szebedy, S. Tanner, and R. Wattenhofer, “The urban last mile problem: Autonomous drone delivery to your balcony,” in *2019 international conference on unmanned aircraft systems (icuas)*, pp. 1005–1012, IEEE, 2019.
- [40] C.-Y. Lee, “Cooperative drone positioning measuring in internet-of-drones,” in *2020 IEEE 17th Annual Consumer Communications & Networking Conference (CCNC)*, pp. 1–3, IEEE, 2020.
- [41] L. Abualigah, A. Diabat, P. Sumari, and A. H. Gandomi, “Applications, deployments, and integration of internet of drones (iod): a review,” *IEEE Sensors Journal*, 2021.
- [42] T. Long, M. Ozger, O. Cetinkaya, and O. B. Akan, “Energy neutral internet of drones,” *IEEE Communications Magazine*, vol. 56, no. 1, pp. 22–28, 2018.
- [43] G. Choudhary, V. Sharma, T. Gupta, J. Kim, and I. You, “Internet of drones (iod): threats, vulnerability, and security perspectives,” *arXiv preprint arXiv:1808.00203*, 2018.
- [44] C. Cristodaro, F. Dovis, G. Falco, and M. Pini, “Gnss receiver performance in urban environment: Challenges and test approaches for automotive applications,” in *2017 International Conference of Electrical and Electronic Technologies for Automotive*, pp. 1–6, IEEE, 2017.

- [45] R. Álvarez, J. Díez-González, E. Alonso, L. Fernández-Robles, M. Castejón-Limas, and H. Perez, “Accuracy analysis in sensor networks for asynchronous positioning methods,” *Sensors*, vol. 19, no. 13, p. 3024, 2019.
- [46] H. S. Hasan, M. Hussein, S. M. Saad, and M. A. M. Dzahir, “An overview of local positioning system: Technologies, techniques and applications,” *International Journal of Engineering & Technology*, vol. 7, no. 3.25, pp. 1–5, 2018.
- [47] M. Caris, W. Johannes, S. Stanko, and N. Pohl, “Millimeter wave radar for perimeter surveillance and detection of mavs (micro aerial vehicles),” in *2015 16th International Radar Symposium (IRS)*, pp. 284–287, IEEE, 2015.
- [48] P. Nguyen, M. Ravindranatha, A. Nguyen, R. Han, and T. Vu, “Investigating cost-effective rf-based detection of drones,” in *Proceedings of the 2nd workshop on micro aerial vehicle networks, systems, and applications for civilian use*, pp. 17–22, 2016.
- [49] A. Bernardini, F. Mangiatordi, E. Pallotti, and L. Capodiferro, “Drone detection by acoustic signature identification,” *Electronic Imaging*, vol. 2017, no. 10, pp. 60–64, 2017.
- [50] W. Kong, D. Zhou, D. Zhang, and J. Zhang, “Vision-based autonomous landing system for unmanned aerial vehicle: A survey,” in *2014 international conference on multisensor fusion and information integration for intelligent systems (MFI)*, pp. 1–8, IEEE, 2014.
- [51] G. Fantin, *UWB localization system for partially GPS-denied robotic applications*. PhD thesis, Politecnico di Torino, 2019.
- [52] L. Barrett, *UWB radiolocation technology: Applications in relative positioning algorithms for autonomous aerial vehicles*. PhD thesis, Murdoch University, 2018.
- [53] J. Tiemann, F. Schweikowski, and C. Wietfeld, “Design of an uwb indoor-positioning system for uav navigation in gnss-denied environments,” in *2015 international conference on indoor positioning and indoor navigation (IPIN)*, pp. 1–7, IEEE, 2015.

- [54] J. Díez-González, R. Álvarez, L. Sánchez-González, L. Fernández-Robles, H. Pérez, and M. Castejón-Limas, “3d tdoa problem solution with four receiving nodes,” *Sensors*, vol. 19, no. 13, p. 2892, 2019.
- [55] M. Khalaf-Allah, “Particle filtering for three-dimensional tdoa-based positioning using four anchor nodes,” *Sensors*, vol. 20, no. 16, p. 4516, 2020.
- [56] J. Tiemann and C. Wietfeld, “Scalable and precise multi-uav indoor navigation using tdoa-based uwb localization,” in *2017 international conference on indoor positioning and indoor navigation (IPIN)*, pp. 1–7, IEEE, 2017.
- [57] S. Bottigliero, D. Milanesio, M. Saccani, and R. Maggiora, “A low-cost indoor real-time locating system based on tdoa estimation of uwb pulse sequences,” *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 70, pp. 1–11, 2021.
- [58] J. Collin, O. Mezentsev, and G. Lachapelle, “Indoor positioning system using accelerometry and high accuracy heading sensors,” in *Proceedings of the 16th International Technical Meeting of the Satellite Division of the Institute of Navigation (ION GPS/GNSS 2003)*, pp. 1164–1170, 2003.
- [59] R. Mautz, *Indoor positioning technologies*. PhD thesis, ETH Zurich, Zurich, 2012.
- [60] K. Al Nuaimi and H. Kamel, “A survey of indoor positioning systems and algorithms,” in *2011 international conference on innovations in information technology*, pp. 185–190, IEEE, 2011.
- [61] Y. Gu, A. Lo, and I. Niemegeers, “A survey of indoor positioning systems for wireless personal networks,” *IEEE Communications surveys & tutorials*, vol. 11, no. 1, pp. 13–32, 2009.
- [62] R. Casas, D. Cuartiellas, A. Marco, H. J. Gracia, and J. L. Falco, “Hidden issues in deploying an indoor location system,” *IEEE Pervasive Computing*, vol. 6, no. 2, pp. 62–69, 2007.
- [63] A. Mandal, C. V. Lopes, T. Givargis, A. Haghighat, R. Jurdak, and P. Baldi, “Beep: 3d indoor positioning using audible sound,” in *Second IEEE Consumer*

- Communications and Networking Conference, 2005. CCNC. 2005*, pp. 348–353, IEEE, 2005.
- [64] M. Basiri, F. Schill, P. Lima, and D. Floreano, “On-board relative bearing estimation for teams of drones using sound,” *IEEE Robotics and Automation letters*, vol. 1, no. 2, pp. 820–827, 2016.
- [65] L. Ni, Y. Liu, Y. Lau, and A. Patil, “Indoor location sensing using active rfid.”
- [66] Y. Wang, X. Jia, H. K. Lee, and G. Li, “An indoors wireless positioning system based on wireless local area network infrastructure,” in *6th Int. Symp. on Satellite Navigation Technology Including Mobile Positioning & Location Services*, vol. 54, 2003.
- [67] P. Prasithsangaree, P. Krishnamurthy, and P. Chrysanthis, “On indoor position location with wireless lans,” in *The 13th IEEE international symposium on personal, indoor and mobile radio communications*, vol. 2, pp. 720–724, IEEE, 2002.
- [68] D. Niculescu, “Positioning in ad hoc sensor networks,” *IEEE network*, vol. 18, no. 4, pp. 24–29, 2004.
- [69] M. S. Svalastog, “Indoor positioning-technologies, services and architectures,” Master’s thesis, University of Oslo, 2007.
- [70] P. Dabove, V. Di Pietra, M. Piras, A. A. Jabbar, and S. A. Kazim, “Indoor positioning using ultra-wide band (uwb) technologies: Positioning accuracies and sensors’ performances,” in *2018 IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium (PLANS)*, pp. 175–184, IEEE, 2018.
- [71] A. Bastida-Castillo, C. D. Gómez-Carmona, E. De La Cruz Sánchez, and J. Pino-Ortega, “Comparing accuracy between global positioning systems and ultra-wideband-based position tracking systems used for tactical analyses in soccer,” *European Journal of Sport Science*, vol. 19, no. 9, pp. 1157–1165, 2019.
- [72] S. Ingram, D. Harmer, and M. Quinlan, “Ultrawideband indoor positioning systems and their use in emergencies,” in *PLANS 2004. Position Location and Navigation Symposium (IEEE Cat. No. 04CH37556)*, pp. 706–715, IEEE, 2004.

- [73] J. Rapinski and M. Smieja, “Zigbee ranging using phase shift measurements,” *The Journal of Navigation*, vol. 68, no. 4, pp. 665–677, 2015.
- [74] F. H. Raab, E. B. Blood, T. O. Steiner, and H. R. Jones, “Magnetic position and orientation tracking system,” *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic systems*, no. 5, pp. 709–718, 1979.
- [75] R. Mautz and S. Tilch, “Survey of optical indoor positioning systems,” in *2011 international conference on indoor positioning and indoor navigation*, pp. 1–7, IEEE, 2011.
- [76] J. Wang *et al.*, “Pseudolite applications in positioning and navigation: Progress and problems,” *Positioning*, vol. 1, no. 03, 2002.
- [77] A. Mohammed, A. Mehmood, F.-N. Pavlidou, and M. Mohorcic, “The role of high-altitude platforms (haps) in the global wireless connectivity,” *Proceedings of the IEEE*, vol. 99, no. 11, pp. 1939–1953, 2011.
- [78] G. K. Kurt, M. G. Khoshkholgh, S. Alfattani, A. Ibrahim, T. S. Darwish, M. S. Alam, H. Yanikomeroğlu, and A. Yongacoglu, “A vision and framework for the high altitude platform station (haps) networks of the future,” *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 23, no. 2, pp. 729–779, 2021.
- [79] T. Tsujii, C. Rizos, J. Wang, L. Dai, C. Roberts, and M. Harigae, “A navigation/positioning service based on pseudolites installed on stratospheric airships,” in *5th Int. Symp. on Satellite Navigation Technology & Applications*, pp. 24–27, Citeseer, 2001.
- [80] P. Huang, *Airborne GNSS PPP Based Pseudolite System*. PhD thesis, University of New South Wales, Sydney, Australia, 2019.
- [81] J. Gonzalo, D. López, D. Domínguez, A. García, and A. Escapa, “On the capabilities and limitations of high altitude pseudo-satellites,” *Progress in Aerospace Sciences*, vol. 98, pp. 37–56, 2018.

- [82] A. Alarifi, A. Al-Salman, M. Alsaleh, A. Alnafessah, S. Al-Hadhrami, M. A. Al-Ammar, and H. S. Al-Khalifa, “Ultra wideband indoor positioning technologies: Analysis and recent advances,” *Sensors*, vol. 16, no. 5, p. 707, 2016.
- [83] G. De Angelis, G. Baruffa, and S. Cacopardi, “Gnss/cellular hybrid positioning system for mobile users in urban scenarios,” *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 14, no. 1, pp. 313–321, 2012.
- [84] X. Guo, N. Ansari, L. Li, and L. Duan, “A hybrid positioning system for location-based services: design and implementation,” *IEEE Communications Magazine*, vol. 58, no. 5, pp. 90–96, 2020.
- [85] P. P. Shome, T. Khan, and R. H. Laskar, “A state-of-art review on band-notch characteristics in uwb antennas,” *International Journal of RF and Microwave Computer-Aided Engineering*, vol. 29, no. 2, p. e21518, 2019.
- [86] J. San Martín, A. Cortés, L. Zamora-Cadenas, and B. J. Svensson, “Precise positioning of autonomous vehicles combining uwb ranging estimations with on-board sensors,” *Electronics*, vol. 9, no. 8, p. 1238, 2020.
- [87] Y. Xianjia, L. Qingqing, J. P. Queralta, J. Heikkonen, and T. Westerlund, “Applications of uwb networks and positioning to autonomous robots and industrial systems,” in *2021 10th Mediterranean Conference on Embedded Computing (MECO)*, pp. 1–6, IEEE, 2021.
- [88] J. P. Queralta, C. M. Almansa, F. Schiano, D. Floreano, and T. Westerlund, “Uwb-based system for uav localization in gnss-denied environments: Characterization and dataset,” in *2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pp. 4521–4528, IEEE, 2020.
- [89] C. M. Almansa and T. Westerlund, *A Study on UWB-Aided Localization for Multi-UAV Systems in GNSS-Denied Environments*. PhD thesis, University of Turku, 2020.
- [90] J. R. Foerster, “The effects of multipath interference on the performance of uwb systems in an indoor wireless channel,” in *IEEE VTS 53rd Vehicular Technology*

- Conference, Spring 2001. Proceedings (Cat. No. 01CH37202)*, vol. 2, pp. 1176–1180, IEEE, 2001.
- [91] C.-C. Chong, F. Watanabe, and M. Z. Win, “Effect of bandwidth on uwb ranging error,” in *2007 IEEE Wireless Communications and Networking Conference*, pp. 1559–1564, IEEE, 2007.
- [92] J. Chóliz, M. Eguizábal, Á. Hernández-Solana, and A. Valdovinos, “Comparison of algorithms for uwb indoor location and tracking systems,” in *2011 IEEE 73rd Vehicular Technology Conference (VTC Spring)*, pp. 1–5, IEEE, 2011.
- [93] F. Daum, “Nonlinear filters: beyond the kalman filter,” *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, vol. 20, no. 8, pp. 57–69, 2005.
- [94] A. Alma’aitah, B. Alsaify, R. Bani-Hani, *et al.*, “Three-dimensional empirical aoa localization technique for indoor applications,” *Sensors*, vol. 19, no. 24, p. 5544, 2019.
- [95] S. O. Al-Jazzar and Y. Jaradat, “Aoa-based drone localization using wireless sensor-doublets,” *Physical Communication*, vol. 42, p. 101160, 2020.
- [96] Y. U. Lee, “Weighted-average based aoa parameter estimations for lr-uwb wireless positioning system,” *IEICE transactions on communications*, vol. 94, no. 12, pp. 3599–3602, 2011.
- [97] S. Xu, K. Doğançay, and H. Hmam, “Distributed pseudolinear estimation and uav path optimization for 3d aoa target tracking,” *Signal Processing*, vol. 133, pp. 64–78, 2017.
- [98] P. Deng and P. Fan, “An aoa assisted toa positioning system,” in *WCC 2000-ICCT 2000. 2000 International Conference on Communication Technology Proceedings (Cat. No. 00EX420)*, vol. 2, pp. 1501–1504, IEEE, 2000.
- [99] X. Wei, N. Palleit, and T. Weber, “Aod/aoa/toa-based 3d positioning in nlos multipath environments,” in *2011 IEEE 22nd International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications*, pp. 1289–1293, IEEE, 2011.

- [100] K. Benkic, M. Malajner, P. Planinsic, and Z. Cucej, "Using rssi value for distance estimation in wireless sensor networks based on zigbee," in *2008 15th international conference on systems, signals and image processing*, pp. 303–306, IEEE, 2008.
- [101] P. Santi, "Topology control in wireless ad hoc and sensor networks," *ACM computing surveys (CSUR)*, vol. 37, no. 2, pp. 164–194, 2005.
- [102] S. Wang, A. Waadt, A. Burnic, D. Xu, C. Kocks, G. H. Bruck, and P. Jung, "System implementation study on rssi based positioning in uwb networks," in *2010 7th International Symposium on Wireless Communication Systems*, pp. 36–40, IEEE, 2010.
- [103] N. Kodippili and D. Dias, "Integration of fingerprinting and trilateration techniques for improved indoor localization," in *2010 Seventh International Conference on Wireless and Optical Communications Networks-(WOCN)*, pp. 1–6, IEEE, 2010.
- [104] X.-m. Yu, H.-q. Wang, and J.-q. Wu, "A method of fingerprint indoor localization based on received signal strength difference by using compressive sensing," *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, vol. 2020, no. 1, pp. 1–13, 2020.
- [105] S. C. Herath and P. N. Pathirana, "Robust localization with minimum number of tdoa measurements," *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 20, no. 10, pp. 949–951, 2013.
- [106] N. Reddy and B. Sujatha, "Tdoa computation using multicarrier modulation for sensor networks," *Int. J. Comput. Sci. Commun. Netw*, vol. 1, no. 1, pp. 85–90, 2011.
- [107] L. Jiang, L. N. Hoe, and L. L. Loon, "Integrated uwb and gps location sensing system in hospital environment," in *2010 5th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications*, pp. 286–289, IEEE, 2010.

- [108] L. Cong and W. Zhuang, “Hybrid tdoa/aoa mobile user location for wideband cdma cellular systems,” *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 1, no. 3, pp. 439–447, 2002.
- [109] A. Mallat, J. Louveaux, and L. Vandendorpe, “Uwb based positioning: Cramer rao bound for angle of arrival and comparison with time of arrival,” in *2006 Symposium on Communications and Vehicular Technology*, pp. 65–68, IEEE, 2006.
- [110] J. Díez-Gonzalez, L. Sánchez-González, H. Perez, *et al.*, “Combined noise and clock crlb error model for the optimization of node location in time positioning systems,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 31910–31919, 2020.
- [111] G. Shen, R. Zetik, and R. S. Thoma, “Performance comparison of toa and tdoa based location estimation algorithms in los environment,” in *2008 5th Workshop on Positioning, Navigation and Communication*, pp. 71–78, IEEE, 2008.
- [112] B. Denis, J. Keignart, and N. Daniele, “Impact of nlos propagation upon ranging precision in uwb systems,” in *IEEE conference on Ultra Wideband Systems and Technologies, 2003*, pp. 379–383, IEEE, 2003.
- [113] S. Gezici, H. Kobayashi, and H. V. Poor, “Nonparametric nonline-of-sight identification,” in *2003 IEEE 58th Vehicular Technology Conference. VTC 2003-Fall (IEEE Cat. No. 03CH37484)*, vol. 4, pp. 2544–2548, IEEE, 2003.
- [114] Y. Wang, K. Gu, Y. Wu, W. Dai, and Y. Shen, “Nlos effect mitigation via spatial geometry exploitation in cooperative localization,” *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 19, no. 9, pp. 6037–6049, 2020.
- [115] Y.-T. Chan, W.-Y. Tsui, H.-C. So, and P.-c. Ching, “Time-of-arrival based localization under nlos conditions,” *IEEE Transactions on vehicular technology*, vol. 55, no. 1, pp. 17–24, 2006.
- [116] S. Bartoletti, A. Giorgetti, M. Z. Win, and A. Conti, “Blind selection of representative observations for sensor radar networks,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 64, no. 4, pp. 1388–1400, 2015.

- [117] K. Yu and Y. J. Guo, “Improved positioning algorithms for nonline-of-sight environments,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 57, no. 4, pp. 2342–2353, 2008.
- [118] R. Álvarez, J. Díez-González, P. Verde, and H. Perez, “Comparative performance analysis of time local positioning architectures in nlos urban scenarios,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 225258–225271, 2020.
- [119] M. S. Braasch, “Multipath,” in *Springer handbook of global navigation satellite systems*, pp. 443–468, Springer, 2017.
- [120] J. He, Y. Geng, F. Liu, and C. Xu, “Cc-kf: Enhanced toa performance in multipath and nlos indoor extreme environment,” *IEEE Sensors Journal*, vol. 14, no. 11, pp. 3766–3774, 2014.
- [121] R. Alvarez, J. Diez-Gonzalez, N. Strisciuglio, and H. Perez, “Multi-objective optimization for asynchronous positioning systems based on a complete characterization of ranging errors in 3d complex environments,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 43046–43056, 2020.
- [122] S. Kurt and B. Tavli, “Path-loss modeling for wireless sensor networks: A review of models and comparative evaluations.,” *IEEE Antennas and Propagation Magazine*, vol. 59, no. 1, pp. 18–37, 2017.
- [123] D. Zhang, S. Mumtaz, and K. Huq, “Chapter 2 - siso to mmwave massive mimo,” in *mmWave Massive MIMO* (S. Mumtaz, J. Rodriguez, and L. Dai, eds.), pp. 19–38, Academic Press, 2017.
- [124] R. Yarlagadda, I. Ali, N. Al-Dhahir, and J. Hershey, “Gps gdop metric,” *IEE Proceedings-radar, sonar and navigation*, vol. 147, no. 5, pp. 259–264, 2000.
- [125] M. Elazab, *Integrated cooperative localization in vanets for gps denied environments*. PhD thesis, Queen’s University, 2015.
- [126] C.-H. Wu, W.-H. Su, and Y.-W. Ho, “A study on gps gdop approximation using support-vector machines,” *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 60, no. 1, pp. 137–145, 2010.

- [127] G.-M. Hoang, B. Denis, J. Härrri, and D. T. Slock, “Mitigating unbalanced gdop effects in range-based vehicular cooperative localization,” in *2017 IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC Workshops)*, pp. 659–664, IEEE, 2017.
- [128] W. Li, T. Yuan, B. Wang, Q. Tang, Y. Li, and H. Liao, “Gdop and the crb for positioning systems,” *IEICE Transactions on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences*, vol. 100, no. 2, pp. 733–737, 2017.
- [129] M. G. Burke and N. Bos, “Optimal placement of range-only beacons for mobile robot localisation,” in *4th Robotics and Mechatronics Conference of South Africa (RobMech 2011)*, 2011.
- [130] X. Li, “Rss-based location estimation with unknown pathloss model,” *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 5, no. 12, pp. 3626–3633, 2006.
- [131] J. Gribben, A. Boukerche, and R. W. N. Pazzi, “Scheduling for scalable energy-efficient localization in mobile ad hoc networks,” in *2010 7th Annual IEEE Communications Society Conference on Sensor, Mesh and Ad Hoc Communications and Networks (SECON)*, pp. 1–9, IEEE, 2010.
- [132] Y. Zhao, Z. Li, B. Hao, P. Wan, and L. Wang, “How to select the best sensors for tdoa and tdoa/aoa localization?,” *China Communications*, vol. 16, no. 2, pp. 134–145, 2019.
- [133] H. Jamali-Rad, A. Simonetto, and G. Leus, “Sparsity-aware sensor selection: Centralized and distributed algorithms,” *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 21, no. 2, pp. 217–220, 2014.
- [134] S. Liu, S. P. Chepuri, M. Fardad, E. Maşazade, G. Leus, and P. K. Varshney, “Sensor selection for estimation with correlated measurement noise,” *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 64, no. 13, pp. 3509–3522, 2016.
- [135] H. Wang, K. Yao, G. Pottie, and D. Estrin, “Entropy-based sensor selection heuristic for target localization,” in *Proceedings of the 3rd international symposium on Information processing in sensor networks*, pp. 36–45, 2004.

- [136] S. Joshi and S. Boyd, “Sensor selection via convex optimization,” *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 57, no. 2, pp. 451–462, 2008.
- [137] F. Bian, D. Kempe, and R. Govindan, “Utility based sensor selection,” in *Proceedings of the 5th international conference on Information processing in sensor networks*, pp. 11–18, 2006.
- [138] Z. Deng, H. Wang, X. Zheng, and L. Yin, “Base station selection for hybrid tdoa/rtt/doa positioning in mixed los/nlos environment,” *Sensors*, vol. 20, no. 15, p. 4132, 2020.
- [139] Z. Dai, G. Wang, and H. Chen, “Sensor selection for tdoa-based source localization using angle and range information,” *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 57, no. 4, pp. 2597–2604, 2021.
- [140] J. Díez-González, R. Álvarez, P. Verde, R. Ferrero-Guillén, and H. Perez, “Analysis of reliable deployment of tdoa local positioning architectures,” *Neurocomputing*, 2021.
- [141] G. Wang and K. Yang, “A new approach to sensor node localization using rss measurements in wireless sensor networks,” *IEEE transactions on wireless communications*, vol. 10, no. 5, pp. 1389–1395, 2011.
- [142] A. Al-Qaisi, A. Alhasanat, A. Mesleh, B. S. Sharif, C. C. Tsimenidis, and J. A. Neasham, “Quantized lower bounds on grid-based localization algorithm for wireless sensor networks,” *Annals of Telecommunications*, vol. 71, no. 5, pp. 239–249, 2016.
- [143] J. Díez-González, R. Álvarez, D. González-Bárcena, L. Sánchez-González, M. Castejón-Limas, and H. Perez, “Genetic algorithm approach to the 3d node localization in tdoa systems,” *Sensors*, vol. 19, no. 18, p. 3880, 2019.
- [144] D. Moreno-Salinas, A. Pascoal, and J. Aranda, “Sensor networks for optimal target localization with bearings-only measurements in constrained three-dimensional scenarios,” *Sensors*, vol. 13, no. 8, pp. 10386–10417, 2013.

- [145] P. Verde, J. Díez-González, R. Ferrero-Guillén, A. Martínez-Gutiérrez, and H. Perez, “Memetic chains for improving the local wireless sensor networks localization in urban scenarios,” *Sensors*, vol. 21, no. 7, p. 2458, 2021.
- [146] J. Díez-González, R. Álvarez, P. Verde, R. Ferrero-Guillén, A. Martínez-Gutiérrez, and H. Perez, “Optimal node distribution in wireless sensor networks considering sensor selection,” in *International Workshop on Soft Computing Models in Industrial and Environmental Applications*, pp. 512–522, Springer, 2021.
- [147] S. Cavassila, S. Deval, C. Huegen, D. Van Ormondt, and D. Graveron-Demilly, “Cramér–rao bounds: an evaluation tool for quantitation,” *NMR in Biomedicine: An International Journal Devoted to the Development and Application of Magnetic Resonance In Vivo*, vol. 14, no. 4, pp. 278–283, 2001.
- [148] C. Chang and A. Sahai, “Cramér-rao-type bounds for localization,” *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, vol. 2006, pp. 1–13, 2006.
- [149] R. Kaune, J. Hörst, and W. Koch, “Accuracy analysis for tdoa localization in sensor networks,” in *14th international conference on information fusion*, pp. 1–8, IEEE, 2011.
- [150] R. Álvarez, J. Díez-Gonzalez, L. Sánchez-González, H. Perez, *et al.*, “Combined noise and clock crlb error model for the optimization of node location in time positioning systems,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 31910–31919, 2020.
- [151] J. Díez-Gonzalez, R. Álvarez, and H. Perez, “Optimized cost-effective node deployments in asynchronous time local positioning systems,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 154671–154682, 2020.
- [152] J. Zhou, L. Shen, and Z. Sun, “A new method of d-tdoa time measurement based on rtt,” in *MATEC Web of Conferences*, vol. 207, p. 03018, EDP Sciences, 2018.
- [153] B. Hao, Y. Zhao, Z. Li, and P. Wan, “A sensor selection method for tdoa and aoa localization in the presence of sensor errors,” in *2017 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC)*, pp. 1–6, IEEE, 2017.

- [154] O. Tekdas and V. Isler, “Sensor placement for triangulation-based localization,” *IEEE transactions on Automation Science and Engineering*, vol. 7, no. 3, pp. 681–685, 2010.
- [155] Y. Yoon and Y.-H. Kim, “An efficient genetic algorithm for maximum coverage deployment in wireless sensor networks,” *IEEE Transactions on Cybernetics*, vol. 43, no. 5, pp. 1473–1483, 2013.
- [156] “William’s: P, NP, NP Complete, NP Hard.” https://www.faa.gov/data-research/aviation/aerospace_forecasts/. Accedido: 27-12-2021.
- [157] C. Yang, “Sensor placement for structural health monitoring using hybrid optimization algorithm based on sensor distribution index and fe grids,” *Structural Control and Health Monitoring*, vol. 25, no. 6, p. e2160, 2018.
- [158] T.-K. Le and N. Ono, “Closed-form and near closed-form solutions for tdoa-based joint source and sensor localization,” *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 65, no. 5, pp. 1207–1221, 2016.
- [159] M. Vecchio, R. López-Valcarce, and F. Marcelloni, “A two-objective evolutionary approach based on topological constraints for node localization in wireless sensor networks,” *Applied Soft Computing*, vol. 12, no. 7, pp. 1891–1901, 2012.
- [160] K.-C. Chu, D.-J. Horng, and K.-C. Chang, “Numerical optimization of the energy consumption for wireless sensor networks based on an improved ant colony algorithm,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 105562–105571, 2019.
- [161] R. Rajakumar, J. Amudhavel, P. Dhavachelvan, and T. Vengattaraman, “Gwo-lpwsn: Grey wolf optimization algorithm for node localization problem in wireless sensor networks,” *Journal of computer networks and communications*, vol. 2017, 2017.
- [162] S. Arora and S. Singh, “Node localization in wireless sensor networks using butterfly optimization algorithm,” *Arabian Journal for Science and Engineering*, vol. 42, no. 8, pp. 3325–3335, 2017.

- [163] A. Céspedes-Mota, G. Castañón, A. F. Martínez-Herrera, and L. E. Cárdenas-Barrón, “Optimization of the distribution and localization of wireless sensor networks based on differential evolution approach,” *Mathematical Problems in Engineering*, vol. 2016, 2016.
- [164] S. Goyal and M. S. Patterh, “Modified bat algorithm for localization of wireless sensor network,” *Wireless Personal Communications*, vol. 86, no. 2, pp. 657–670, 2016.
- [165] F. Domingo-Perez, J. L. Lazaro-Galilea, A. Wieser, E. Martin-Gorostiza, D. Salido-Monzu, and A. de la Llana, “Sensor placement determination for range-difference positioning using evolutionary multi-objective optimization,” *Expert Systems with Applications*, vol. 47, pp. 95–105, 2016.
- [166] J. H. Holland, “Genetic algorithms and the optimal allocation of trials,” *SIAM journal on computing*, vol. 2, no. 2, pp. 88–105, 1973.
- [167] D. E. Goldberg, “Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning/david e,” *Goldberg.-[USA]: Addison-Wesley*, 1989.
- [168] L. Davis, *Handbook of genetic algorithms*. CumInCAD, 1991.
- [169] Y. Qingli and C. Jianfeng, “Node placement optimization for distributed sensor network using adaptive genetic algorithm,” in *2016 IEEE International Conference on Signal Processing, Communications and Computing (ICSPCC)*, pp. 1–4, IEEE, 2016.
- [170] V. Toğan and A. T. Daloğlu, “An improved genetic algorithm with initial population strategy and self-adaptive member grouping,” *Computers & Structures*, vol. 86, no. 11-12, pp. 1204–1218, 2008.
- [171] C. W. Ahn and R. S. Ramakrishna, “Elitism-based compact genetic algorithms,” *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 7, no. 4, pp. 367–385, 2003.

- [172] International Association of Engineers Hong Kong, China, *Genetic algorithm performance with different selection strategies in solving TSP*, vol. 2 Issue 1, 2011.
- [173] G. Syswerda *et al.*, “Uniform crossover in genetic algorithms.,” in *ICGA*, vol. 3, pp. 2–9, 1989.
- [174] P. M. Reed, B. S. Minsker, and D. E. Goldberg, “The practitioner’s role in competent search and optimization using genetic algorithms,” in *Bridging the Gap: Meeting the World’s Water and Environmental Resources Challenges*, pp. 1–9, 2001.
- [175] L. D. Whitley *et al.*, *The GENITOR algorithm and selection pressure: why rank-based allocation of reproductive trials is best*. Citeseer, 1989.
- [176] W. M. Spears and K. A. De Jong, “An analysis of multi-point crossover,” in *Foundations of genetic algorithms*, vol. 1, pp. 301–315, Elsevier, 1991.
- [177] A. Rogers and A. Prugel-Bennett, “Genetic drift in genetic algorithm selection schemes,” *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 3, no. 4, pp. 298–303, 1999.
- [178] P. Larranaga, C. M. H. Kuijpers, R. H. Murga, I. Inza, and S. Dizdarevic, “Genetic algorithms for the travelling salesman problem: A review of representations and operators,” *Artificial intelligence review*, vol. 13, no. 2, pp. 129–170, 1999.
- [179] S. Sivanandam and S. Deepa, “Genetic algorithm optimization problems,” in *Introduction to genetic algorithms*, pp. 165–209, Springer, 2008.
- [180] C. Xu, Z. Wang, Y. Wang, Z. Wang, and L. Yu, “Three passive tdoa-aoa receivers-based flying-uav positioning in extreme environments,” *IEEE Sensors Journal*, vol. 20, no. 16, pp. 9589–9595, 2020.
- [181] B. Yang, E. Yang, L. Yu, and A. Loeliger, “High-precision uwb-based localisation for uav in extremely confined environments,” *IEEE Sensors Journal*, vol. 22, no. 1, pp. 1020–1029, 2021.

- [182] L. A. Arellano-Cruz, G. M. Galvan-Tejada, and R. Lozano-Leal, "Performance comparison of positioning algorithms for uav navigation purposes based on estimated distances," in *2020 17th International Conference on Electrical Engineering, Computing Science and Automatic Control (CCE)*, pp. 1–8, IEEE, 2020.
- [183] H. Fernández, V. M. Rodrigo-Penarrocha, L. Rubio, and J. Reig, "Path loss characterization in vehicular environments under los and nlos conditions at 5.9 ghz," in *The 8th European Conference on Antennas and Propagation (EuCAP 2014)*, pp. 3044–3048, IEEE, 2014.
- [184] T. S. Rappaport *et al.*, *Wireless communications: principles and practice*, vol. 2. prentice hall PTR New Jersey, 1996.
- [185] M. Gharibi, R. Boutaba, and S. L. Waslander, "Internet of drones," *IEEE Access*, vol. 4, pp. 1148–1162, 2016.
- [186] L. M. Bine, A. Boukerche, L. B. Ruiz, and A. A. Loureiro, "Iodagr: An airway-based geocast routing protocol for internet of drones," in *ICC 2021-IEEE International Conference on Communications*, pp. 1–6, IEEE, 2021.
- [187] Real Decreto 1036/2017, de 15 de diciembre, por el que se regula la utilización civil de las aeronaves pilotadas por control remoto, y se modifican el Real Decreto 552/2014, de 27 de junio, por el que se desarrolla el Reglamento del aire y disposiciones operativas comunes para los servicios y procedimientos de navegación aérea y el Real Decreto 57/2002, de 18 de enero, por el que se aprueba el Reglamento de Circulación Aérea. Boletín Oficial del Estado. Madrid, 29 de diciembre de 2017, núm. 316, pp. 129609 - 129642.
- [188] I. J. Ramirez-Rosado and J. L. Bernal-Agustin, "Genetic algorithms applied to the design of large power distribution systems," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 13, no. 2, pp. 696–703, 1998.
- [189] X.-B. Hu and E. Di Paolo, "Binary-representation-based genetic algorithm for aircraft arrival sequencing and scheduling," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 9, no. 2, pp. 301–310, 2008.

- [190] Y.-P. Lei, F.-X. Gong, and Y.-Q. Ma, "Optimal distribution for four-station tdoa location system," in *2010 3rd International Conference on Biomedical Engineering and Informatics*, vol. 7, pp. 2858–2862, IEEE, 2010.
- [191] L. Bottaci, "A genetic algorithm fitness function for mutation testing," in *Proceedings of the SEMINALL-workshop at the 23rd international conference on software engineering, Toronto, Canada*, Citeseer, 2001.
- [192] V. Kreinovich, C. Quintana, and O. Fuentes, "Genetic algorithms: what fitness scaling is optimal?," *Cybernetics and Systems*, vol. 24, no. 1, pp. 9–26, 1993.
- [193] M. Batool, F. Shahnia, and S. M. Islam, "Impact of scaled fitness functions on a floating-point genetic algorithm to optimise the operation of standalone microgrids," *IET Renewable Power Generation*, vol. 13, no. 8, pp. 1280–1290, 2019.
- [194] U.-S. Suh, S.-K. Han, and W.-S. Ra, "Optimal formation of uav swarm for tdoa-based passive target tracking," *Journal of Electrical Engineering & Technology*, vol. 17, no. 1, pp. 551–564, 2022.
- [195] B. Chakraborty and P. Chaudhuri, "On the use of genetic algorithm with elitism in robust and nonparametric multivariate analysis," *Austrian Journal of statistics*, vol. 32, no. 1&2, pp. 13–27, 2003.
- [196] A. Shukla, H. M. Pandey, and D. Mehrotra, "Comparative review of selection techniques in genetic algorithm," in *2015 international conference on futuristic trends on computational analysis and knowledge management (ABLAZE)*, pp. 515–519, IEEE, 2015.
- [197] F. Yu, X. Fu, H. Li, and G. Dong, "Improved roulette wheel selection-based genetic algorithm for tsp," in *2016 International conference on network and information systems for computers (ICNISC)*, pp. 151–154, IEEE, 2016.
- [198] D. Thierens and D. Goldberg, "Convergence models of genetic algorithm selection schemes," in *International conference on parallel problem solving from nature*, pp. 119–129, Springer, 1994.

- [199] J. Yang and C. K. Soh, “Structural optimization by genetic algorithms with tournament selection,” *Journal of computing in civil engineering*, vol. 11, no. 3, pp. 195–200, 1997.
- [200] H. Nazif and L. S. Lee, “Optimised crossover genetic algorithm for capacitated vehicle routing problem,” *Applied Mathematical Modelling*, vol. 36, no. 5, pp. 2110–2117, 2012.
- [201] K. A. De Jong, *An analysis of the behavior of a class of genetic adaptive systems*. University of Michigan, 1975.
- [202] K. A. De Jong and W. M. Spears, “A formal analysis of the role of multi-point crossover in genetic algorithms,” *Annals of mathematics and Artificial intelligence*, vol. 5, no. 1, pp. 1–26, 1992.
- [203] V. Patil and D. Pawar, “The optimal crossover or mutation rates in genetic algorithm: a review,” *International Journal of Applied Engineering and Technology*, vol. 5, no. 3, pp. 38–41, 2015.
- [204] I. De Falco, A. Della Cioppa, and E. Tarantino, “Mutation-based genetic algorithm: performance evaluation,” *Applied Soft Computing*, vol. 1, no. 4, pp. 285–299, 2002.
- [205] R. Ferrero-Guillén, J. Díez-González, R. Álvarez, and H. Pérez, “Analysis of the genetic algorithm operators for the node location problem in local positioning systems,” in *International Conference on Hybrid Artificial Intelligence Systems*, pp. 273–283, Springer, 2020.
- [206] H. Gao and X. Li, “Tightly-coupled vehicle positioning method at intersections aided by uwb,” *Sensors*, vol. 19, no. 13, p. 2867, 2019.
- [207] J.-H. Song and G.-I. Jee, “Performance enhancement of land vehicle positioning using multiple gps receivers in an urban area,” *Sensors*, vol. 16, no. 10, p. 1688, 2016.
- [208] M. Bouloukou, A. Masiero, A. Vettore, and V. Gikas, “Uav uwb positioning close to building facades: a case study,” *The International Archives of Photogram-*

- metry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, vol. 43, pp. 97–102, 2021.
- [209] P. D. Groves, “Shadow matching: A new gnss positioning technique for urban canyons,” *The journal of Navigation*, vol. 64, no. 3, pp. 417–430, 2011.
- [210] N. Viandier, D. Nahimana, J. Marais, and E. Duflos, “Gnss performance enhancement in urban environment based on pseudo-range error model,” in *2008 IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium*, pp. 377–382, IEEE, 2008.
- [211] L. Wang, P. D. Groves, and M. K. Ziebart, “Gnss shadow matching: Improving urban positioning accuracy using a 3d city model with optimized visibility scoring scheme,” *NAVIGATION, Journal of the Institute of Navigation*, vol. 60, no. 3, pp. 195–207, 2013.
- [212] M. Obst, S. Bauer, and G. Wanielik, “Urban multipath detection and mitigation with dynamic 3d maps for reliable land vehicle localization,” in *Proceedings of the 2012 IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium*, pp. 685–691, IEEE, 2012.
- [213] D. Fox, W. Burgard, F. Dellaert, and S. Thrun, “Monte carlo localization: Efficient position estimation for mobile robots,” *AAAI/IAAI*, vol. 1999, no. 343-349, pp. 2–2, 1999.