

Centro de Investigación y Estudios Avanzados del IPN

Unidad Tamaulipas

Protocolo de tesis

Título: Estrategias para la exploración coordinada multi-VANT

Candidato: Luis Alberto Ballado Aradias

Asesor: Dr. José Gabriel Ramírez Torres

Co-Asesor: Dr. Eduardo Arturo Rodríguez Tello

1 de agosto de 2023

Resumen

En las últimas décadas se ha visto un aumento en el interés de los Vehículos Aéreos No Tripulados (conocidos como VANT o coloquialmente drones), a la par que se han introducido nuevas tecnologías de comunicación, sensores y computación. Estos avances han sido aplicados al control de VANT, logrando crear diversas soluciones en vigilancia ((CITAR DJI)), búsqueda y rescate ((CITAR UNO)), propuestas para el problema de la última milla ((CITAR UNO)), inclusive en espectáculos aéreos ((CITAR UNA)) 42. Dichas aplicaciones suelen carecer de autonomía. Para que un robot se considere autónomo deberá tomar decisiones y realizar tareas sin necesidad de que alguien le diga qué hacer o guiarlo paso a paso. Tener la capacidad de percibir su entorno y usar la información para decidir cómo moverse son considerados altos niveles de autonomía. Para llegar a ello el robot debe resolver primero problemas como su localización, mapeo y navegación.

Se ha demostrado que es posible dotar de autonomía a un robot (móvil o aéreo) ((CITAR)). Dichas soluciones parten de tener el problema de localización resuelto al ser aplicaciones en exteriores y poder hacer uso de sistemas de localización como el Sistema de Posicionamiento Global (GPS) o Sistema Global de Navegación por Satélite (Global Navigation Satellite System, GNSS). Los Vehículos Aéreos no Tripulados (VANT) del mañana deberán de navegar en áreas urbanas de la mejor manera posible y tener la habilidad de trabajar en coordinación multi-VANT.

El enfoque de este trabajo es la propuesta de una arquitectura de software capaz de **coordinar múltiples Vehículos Aéreos No Tripulados** con habilidades para la **exploración, mapeo** áreas desconocidas y planificación de trayectorias. Siendo la exploración y coordinación un desafío en robótica móvil buscando coordinar y optimizar el movimiento de varios robots para explorar eficientemente un área de interés. El objetivo pudiera ser maximizar la cobertura del área minimizando el tiempo requerido para completar la exploración. Este problema implica tomar decisiones complejas, como asignar tareas a los robots, evitar colisiones y planificar rutas óptimas. Factores como la comunicación entre robots, la incertidumbre del entorno y las limitaciones de recursos son considerados en este trabajo.

Resolver eficazmente este problema permitiría mejorar la eficiencia y efectividad en misiones de exploración que son necesarias en diversos campos, como la búsqueda y rescate, la inspección de infraestructuras entre otras.

Palabras claves: estrategias multi-VANT, exploración multi-VANT, planificación de rutas multi-VANT, arquitectura de software multi-VANT.

Los robots cooperativos multi-robot han tenido recientemente mucha atención debido a los avances en tecnología. Son soluciones interesantes para tareas que tienen el potencial de ser resueltas con más de un robot. Un claro ejemplo es en los escenarios de búsqueda y rescate, donde múltiples robots pueden cubrir el área de exploración para la búsqueda del objetivo en un corto tiempo. Otras aplicaciones pueden ser para inspección industrial y construcciones (Jordan et al, 2018) y cinematografía aérea.

Debido a su tamaño y peso, los VANT tienen mayor acceso donde los humanos pueden llegar. Desafortunadamente escenarios con rangos de comunicación limitados, restricciones de carga, espacios cerrados, duración de batería hacen la autonomía en VANT pequeños un problema retador.

Sistemas autónomos para VANT generalmente están compuestos por tres componentes: **mapeo, evasión de obstáculos y planificación de trayectoria.**

Los VANT dotados de autonomía generalmente son grandes teniendo aplicaciones generalmente en exteriores podemos ver aplicaciones de vigilancia y agricultura de precisión.

Aplicaciones donde los espacios son reducidos, los VANT grandes son limitados, pero siguen teniendo los mismos problemas de navegación.

Este trabajo se centra en el desarrollo de un framework proponiendo los mejores algoritmos en el estado de arte.

Permitir múltiples VANT navegar en ambientes desconocidos de manera autónoma requiere dotar de habilidades como construcción de mapas, planificador de trayectorias, evitar obstáculos.

Percepción es obtener información de sensores

Toma de decisiones es el realizar decisiones a partir de la información de los sensores y el **control** aplicará la decisión a través de sus actuadores.

Los principales retos para crear sistemas cooperativos son: **ubicación, planificadores de rutas, y el sistema de control** dado que existen más de un VANT, se esperan que existan múltiples tareas, múltiples rutas.

Los robots en industrias como en la logística han incrementado la eficiencia, así como la seguridad en bodegas. Tecnologías como estas nos permiten efectuar optimizaciones y conocer los cuellos de botellas existentes. Aún así para empacar los paquetes, al ser un problema de grano fino se sigue haciendo uso de mano de obra para elaborarlos.

Cada vez muchas soluciones han salido a la luz haciendo uso de infraestructuras existentes como montacargas automatizados (**CITAR LARs**), generalmente estos sistemas tienen áreas restringidas como ((**MUELLES AUTOMATIZADOS**)),((**KIVA DU-1000 DU-3000 PEGASUS**)),((**OCADOs grocery robots**)).

Buscar la mejor solución, **optimizar** han sido importante para el progreso de una sociedad.

El hombre, único ser vivo consiente de donde vive, desde muy antiguo ha sentido la necesidad de conocer, descubrir cada lugar que pisa y mirar hacia el horizonte. Desarrollar el sentido de la orientación a partir de los elementos que le rodean, desde el momento que el hombre comienza a representar las superficies nacen lo que hoy conocemos como mapas.(Fragmentos del documental de divulgación del Instituto de Estadística y Cartografía de Andalucía)

COSAS DE ESTADO DEL ARTE

Estos problemas ya se han resuelto en varios robots terrestres llegando a tener soluciones distribuidas o resueltos los problemas de colisión, navegación, mapeo y se han propuesto buenos algoritmos que formarán parte de la arquitectura de software para resolver.

Trabajos como el de **Marco Hutter et al.** han logrado optimizar problemas de alta dimensionalidad con el control de navegación para un robot con cuatro patas, haciendo uso de aprendizaje por refuerzo con ayuda de simulaciones corriendo en paralelo en un cuarto simulado, logrando obtener los pesos que le ayudan a resolver el problema de navegación, pero al momento de pasar a efectuar un despliegue de software el robot no pudo hacer un paso correcto. Los huecos entre la simulación y la realidad debido a los anchos de banda que sufren las lecturas de sensores, teniendo una comunicación deficiente en la arquitectura.

Tomando en cuenta los ruidos estocásticos y realizando simulaciones híbridas han logrado ganar el DARPA CHALLENGE usando una exploración basada en grafos y un mapa de ocupación (OctoMap) para simular el entorno tridimensional.

Navegaciones interesantes como de la ETH Learning High-Speed Flight in the Wild que propone una arquitectura con capas de proyección, decisión y control posterior a un procesamiento de imagen con segmentaciones de profundidad con uso de algoritmos Semi-global matching para la estimación de un mapa de disparidad denso lograron demostrar que pueden navegar en entornos extremadamente complejos a altas velocidades haciendo uso de arquitecturas de tipo sensor, mapear, planear ya que han demostrado buenos resultados en velocidades moderadas con ayuda de una red convolucional entrenada con una muestra previa imitando al experto.

Autonomous Drone Racing with Deep Reinforcement Learning Propone algoritmos para el control de navegación de un drone con uso de aprendizaje por refuerzo siendo soluciones perfectas para un simple robot ya que en su trabajo buscan viajar a más de 60 km/h

Otras propuestas novedosas de control parten del uso de técnicas de optimización que acercan a Modelos de control predictivos, pero son demasiado costosas computacionalmente, otras soluciones de control como Aprendizaje por refuerzo, permiten un control rápido y eficiente pero no tan bueno que el control MCP, pero para situaciones donde el tiempo real es necesario se proponen soluciones **Training Efficient Controllers via Analytic Policy Gradient** tomando ventaja de la simulación del robot y poder probar infinitas ocasiones minimizando el error con descenso de gradiente mostrando resultados similares al control tipo MCP (Model Predictive Control).

Revisar

MADER: Decentralized and Asynchronous Multiagent Trajectory Planner

Panther: Perception-Aware Trajectory Planner in Dynamic

CoSLAM: Collaborative Visual SLAM in Dynamic Scenes.

Decentralized Multi-Agent Visual SLAM

Probabilistic Traversability Model for Risk-Aware Motion Planning

Mientras no tengamos controles confiables, la problemática es fuerte. Soluciones mecánicas para la amortiguación de golpes con paredes ayudan a dar un punto que es posible de controlar y evitar dañar el VANT. **Collision-inclusive motion planning for an impact-resilient aerial robot.**

Matemáticamente el problema de encontrar rutas es resuelto con grafos, siendo un grafo una representación matemática de vértices y aristas. Siendo el vértice la posición del robot y las aristas un camino donde encontramos algoritmos lineales ...

En recientes aportes de Cieslewski [2021] han demostrado descentralizar la tarea de SLAM para la creación de mapas

Datos Generales

Título de proyecto

Estrategias para la exploración coordinada multi-VANT

Datos del alumno

Nombre: Luis Alberto Ballado Aradias
Matrícula: 220229860003
Dirección: Juan José de La Garza #909
Colonia: Guadalupe Mainero C.P. 87130
Teléfono (casa): +52 (833) 2126651
Teléfono (lugar de trabajo): +52 (834) 107 0220 + Ext
Dirección electrónica: luis.ballado@cinvestav.mx
URL: <https://luis.madlab.mx>

Institución

Nombre: CINVESTAV-IPN
Departamento: Unidad Tamaulipas
Dirección: Km 5.5 carretera Cd. Victoria - Soto la Marina.
Parque Científico y Tecnológico TECNOTAM,
Ciudad Victoria, Tamaulipas, C.P. 87130
Teléfono: (+52) (834) 107 0220

Beca de tesis

Institución otorgante: CONAHCYT
Tipo de beca: Maestría Nacional
Vigencia: Septiembre 2022 - Agosto 2024

Datos del asesor

Nombre: Dr. José Gabriel Ramírez Torres
Dirección: Km. 5.5 carretera Cd. Victoria - Soto la Marina
Parque Científico y Tecnológico TECNOTAM
Ciudad Victoria, Tamaulipas, C.P. 87130
Teléfono (oficina): (+52) (834) 107 0220 Ext. 1014
Institución: CINVESTAV-IPN
Departamento adscripción: Unidad Tamaulipas
Grado académico: Doctorado en Ciencias

Nombre: Dr. Eduardo Arturo Rodríguez Tello
Dirección: Km. 5.5 carretera Cd. Victoria - Soto la Marina
Parque Científico y Tecnológico TECNOTAM
Ciudad Victoria, Tamaulipas, C.P. 87130
Teléfono (oficina): (+52) (834) 107 0220 Ext. 1100
Institución: CINVESTAV-IPN
Departamento adscripción: Unidad Tamaulipas
Grado académico: Doctorado en Ciencias

Descripción del proyecto

El proyecto de estrategias para la exploración coordinada multi-VANT se centra en las ventajas de tener múltiples VANT trabajando en conjunto para mejorar la eficiencia y cobertura de la exploración proponiendo una arquitectura de software descentralizada que permita la coordinación eficiente de multi-VANT para tareas de exploración en entornos desconocidos y cambiantes.

Crear una arquitectura de software con algoritmos eficientes y rápidos capaces de completar una tarea complicada como lo es la exploración y coordinación.

Antecedentes y motivación para el proyecto

Con la llegada de las primeras cámaras 3D capaces de obtener valores de profundidad (RGB-D), mayores capacidades de almacenamiento en menos espacio nos permiten ver el entorno como realmente es \mathbb{R}^3 .

Con la propuesta de estructura de datos basada en grafos **octrees** por Meagher [1982], esta estructura de software ha sido ampliamente usado en gráficos 3D y motores de simuladores por tener una baja complejidad en el orden logarítmico.

En 2013 se introdujo un nuevo concepto para la representación de mapas 3D basados en los principios de los trabajos de Meagher [1982], haciendo que la representación de ocupación en entornos 3D se realice de manera eficiente para aplicaciones en robótica donde se necesitan algoritmos rápidos.

Los Mapas Volumetricos Probabilisticos (PVM) representan un entorno 3D usado para tareas de navegación autónoma. Los trabajos de Hornung et al. [2013] (OctoMap) es una extensión específica del Octree que se utiliza principalmente para representar mapas tridimensionales ocupados y desconocidos en entornos de robótica y navegación. En lugar de simplemente dividir el espacio en octantes, el OctoMap utiliza el Octree para modelar la probabilidad de ocupación en diferentes regiones del espacio. En recientes trabajos Min et al. [2020] proponen dar solución a los cuellos de botella que se presentan en el OctoMap para determinar la ocupación en el grid de voxel volumetricos mostrando acelerar el tiempo de computo en la construcción de mapas con la implementación de Aceleradores Gráficos GPU.

Obteniendo los siguientes resultados cuando el tamaño del voxel es de 10 cm, OctoMap-RT es 49.3x rápido que OctoMap y 8.7x rápido que SuperRay Variantes de OctoMap: SuperRay, **OctoMap-RT**

La colaboración entre robots de manera coordinada ofrece ventajas en comparación con el uso de un solo robot como la distribución de tareas, redundancia de información, cubrir mayores áreas. Pero la coordinación y comunicación entre ellos puede aumentar la complejidad del sistema, para ello debemos de dotarlos de algoritmos rápidos para garantizar una operación eficiente.

El éxito de sus misiones dependen de alcanzar un determinado lugar para que puedan realizar ciertas acciones.

Buscamos una arquitectura que funcione multi-robot buscando el éxito de sus misiones de una forma segura y confiable

Algunas aplicaciones multi-robot Cai and Yang [2012]:

- Almacenes automatizados
- Logística colaborativa
- Inspección de Infraestructuras
- Vigilancia de Áreas de interés

- Búsqueda y rescate
- Agricultura de precisión
- Limpieza y saneamiento
- Monitoreo Ambiental

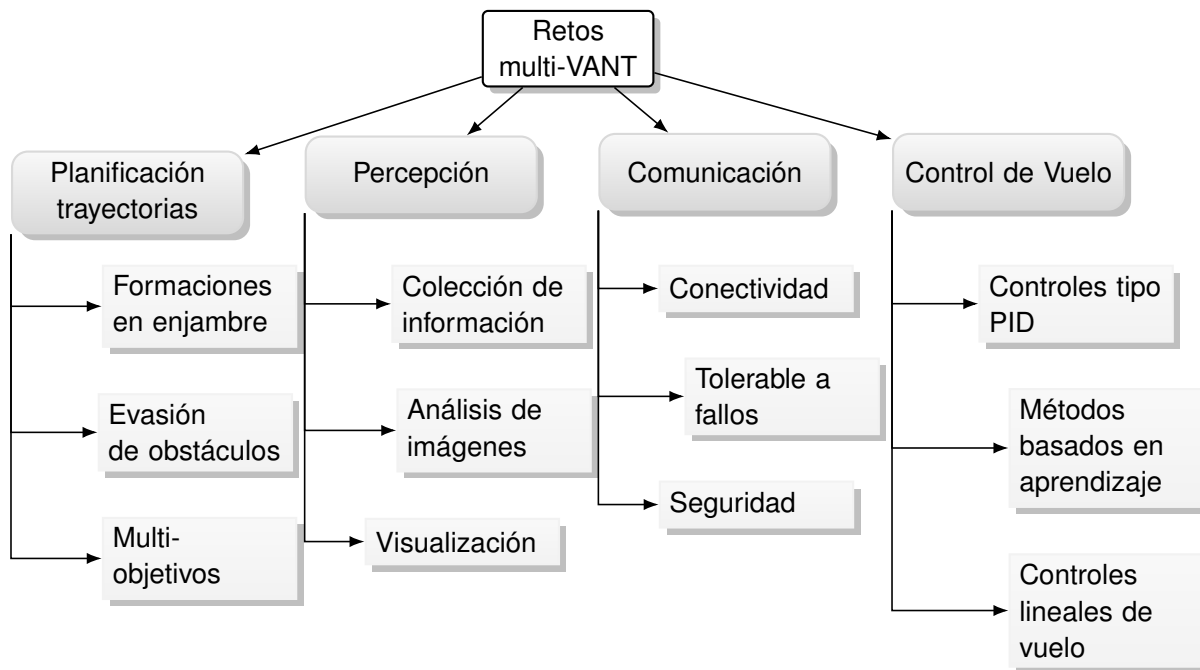
¿Qué es un robot? Podemos definir un robot como una máquina que sensa, piensa y actúa Bekey [2005]. Es por ello que debe de contar con sensores, poder procesar la información y actuadores que lo ayuden a su movilidad. Los sensores son necesarios para la obtención de información de su entorno. Comportamientos reactivos que no requieran procesar cierta información y una inteligencia para resolver diversos retos que se puedan presentar.

Existen tres preguntas en Robótica Móvil:

- ¿Dónde estoy?
- ¿A dónde voy?
- ¿Cómo llego ahí?

Para responder, el robot debe tener un modelo del ambiente, percibir y analizar el ambiente, planear y ejecutar sus movimientos.

El siguiente diagrama ilustra los retos multi-VANT a desarrollar en esta tesis.



Los robots autónomos son máquinas inteligentes capaces de ejecutar diversas tareas en un ambiente por si mismos sin que alguien guíe sus movimientos Bekey [2005].

Frecuentemente definimos a un robot como una máquina capaz de sensar, pensar y actuar. En Inteligencia Artificial dichos sistemas se les conoce como **agentes**. Los robots se distinguen de los agentes ya que su implementación se lleva a cabo en el mundo real recibiendo información del exterior a través de sensores. Estando sujetos a las leyes que rigen el mundo físico (ya que tienen masa e inercia). Parte esencial de un robot hoy en día, es el uso de computadoras que incrementan la velocidad de procesamiento con funciones cognitivas complejas Zouganeli and Lentzas [2022].

La autonomía de los robots se ha ampliado en diversos aspectos y no es extraño tener uno que ayuden en la limpieza del hogar.

¿Qué es la autonomía?

Autonomía es referente a sistemas capaces de operar en el mundo como lo conocemos sin un control que lo gobierne, siendo este un campo activo de investigación lo que ha causado que la autonomía de los robots se vea incrementada así como su inteligencia.

Problemas de control

Existen diversas capas de control. En niveles bajos de control queremos que los movimientos del robot sean estables sin oscilaciones, que no colisionen con obstáculos al mismo tiempo tener una estabilidad en sus movimientos. Esperamos que el comportamiento autónomo resuelva aspectos como moverse al mismo tiempo evadir obstáculos. Arquitecturas de software que permiten este tipo de control regularmente se ejecutan en paralelo y son conocidas como behavior-based architectures Arkin [1998].

La organización de software asociada con los niveles de control tiene el nombre de **Arquitectura Software de control** de un robot.

Los controles de bajo nivel responden muy bien a técnicas de teoría de control Ramirez and Zeghloul [2001]. Considerando como entrada del sistema la posición que deseamos y su orientación. El error será la diferencia entre la posición deseada y la posición actual

Es necesario que la retroalimentación de este tipo de controles sea de alta velocidad para evitar que los errores aumenten a lo largo del tiempo evitando la inestabilidad.

Es común pensar que el control en ingeniería y el control biológico presentan diversas similitudes. Por un lado los sistemas en ingeniería tienen un valor de referencia pudiendo describirlos como sistemas lineales, los controles biológicos no son lineales.

A lo largo del desarrollo de la robótica móvil se han demostrado que estrategias de control basadas en comportamientos (behavior-based) presentan mejores desempeños Brooks [1986]. Factores como estos aumentan la autonomía y solucionan los problemas comunes como el de evitar obstáculos.

Sensores

Percibir información del entorno es una tarea que deben realizar constantemente los robots y la implementación de diversos sensores es necesaria. Diversos robots cuentan con sensores para detectar obstáculos en su camino siendo los sensores de tipo ultrasonico o lasers los mas implementados, en los años recientes la incorporación y uso de cámaras son ampliamente utilizados buscando disminuir la cantidad de sensores que deba contar un robot autónomo.

Inteligencia

Decimos que un robot es una máquina que sensa, piensa y actúa. Las computadoras son el cerebro de los robots, convirtiéndose en elementos esenciales. Los avances en la tecnología han logrado disminuir los tamaños de los microprocesadores así como incrementado su velocidad y memoria.

La RAE define Inteligencia como la capacidad de resolver problemas, para considerar un robot inteligente este debe cumplir diversos puntos:

1. **Procesar Informacion (Sensor)** Las lecturas provenientes de un sensor no son utiles para el control de un robot, sera necesaria una capa de procesamiento que reduzca la carga del control principal.
2. **Reflejos** Sistemas vivientes presentan un nivel alto de reaccion (reflejos) que no involucran el procesar lo que esta sucediendo.
3. **Programas con propositos especificos** Soluciones para la navegacion, localizacion y evasión de obstáculos deben de ser considerados en el software de un robot inteligente.
4. **Funciones Cognitivas** La inteligencia aritficial esta proviendo un gran numero de funciones cognitivas como aprender y planear Zouganeli and Lentzas [2022].

La organizacion de estos componentes de control se conoce como **Arquitectura de Software de un Robot**. Generalmente en una estructura gerarquica con una capa de componentes reactivos en su capa de nivel mas baja y componentes que involucran planificacion y aprendizaje en su nivel mas alto.

¿Qué es Planificación? Es encontrar una secuencia de configuración válidas para mover al robot de un punto $A \rightarrow B$

Dados los siguientes parámetros:

- Configuración inicial
- Configuración del robot
- Modelo del robot (Cinematica, Geometria del robot)
- Mapa del ambiente

la salida será la ruta que conectan los dos puntos.

Analógicamente, es como ir al supermercado con el carrito de compras evitando chocar con cosas mientras navegamos dentro de la tienda. Esto es fácil para nosotros los humanos, pero para los robots es complicado.

Revisar este Good path planning technology of mobile robot can not only save a lot of time, but also reduce the wear and capital investment of mobile robot. Several methodologies have been proposed and reported in the literature for the path planning of mobile robot. Although these methodologies do not guarantee an optimal solution, they have been successfully applied in their works. The purpose of this paper is to review the modeling, optimization criteria and solution algorithms for the path planning of mobile robot. The survey shows GA (genetic algorithm), PSO (particle swarm optimization algorithm), APF (artificial potential field), and ACO (ant colony optimization algorithm) are the most used approaches to solve the path planning of mobile robot. Finally, future research is discussed which could provide reference for the path planning of mobile robot. Zhang et al. [2018]

La planificación está en términos de la configuración del robot. Siendo la configuración el mínimo conjunto de parámetros que necesitamos respecto a los Grados de Libertad del robot o dada una configuración podemos saber donde esta.

Configuración del robot q especifica todos los puntos del robot en relación con un sistema de coordenadas fijo.

Espacio de configuraciones: Es el espacio de todas las posibles configuraciones.

Es el espacio de configuraciones esta compuesto por los espacios libres (C_{free}) y espacios ocupado (con obstaculos) C_{obs} .

Sea $\mathcal{W} = \mathbb{R}^m$, $\mathcal{O} \in \mathcal{W}$ el conjunto de obstaculos, $\mathcal{A}(q)$ las configuraciones del robot $q \in \mathcal{C}$

- $C_{free} = \{q \in \mathcal{C} | \mathcal{A}(q) \cap \mathcal{O} = \emptyset\}$
- $C_{obs} = \mathcal{C} / C_{free}$

donde $\mathcal{W} = \mathbb{R}^m$ es el espacio de trabajo del robot, $\mathcal{O} \in \mathcal{W}$ es el conjunto de obstaculos, y $\mathcal{A}(q)$ son las configuraciones del robot $q \in \mathcal{C}$.

Comúnmente se relaciona al problema de planificación de rutas con el problema del mover un piano (**piano movement problem**). Es un problema difícil ya que el piano es un objeto en \mathbb{R}^3 que puede rotar y trasladarse. La **planificación de rutas**, es similar. Ya que queremos mover al robot a un punto específico.

En problemas clásicos de planificación de rutas decimos que el camino óptimo es el camino más corto, hay distintas formas cualitativas de poder ver un camino corto (Minimizando la energía en la trayectoria ..etc).

Nuestra solución se centra en buscar la posible manera más rápida de llegar de un punto al otro.

La planificación de rutas presenta diversos retos:

- Restricciones físicas del robot (su geometría o forma)
- Dinámica del robot
- Incertidumbres de lecturas de sensores (ruido)

Para crear rutas seguras, debemos respetar las restricciones para que el robot pueda ejecutar los movimientos en el mundo real.

Entonces, si le ordenamos al robot que ejecute una acción particular a través de su interfaz de control, ¿qué tan seguros estaremos de que el robot realmente llegó a ese punto sin estar observándolo?

Los problemas que emergen de la planificación de trayectorias es la **escalabilidad y eficiencia computacional**.

Considerando mover un VANT en 3D que puede trasladarse y rotar. El problema será en optimizar varios parametros por los 6 DoF (Grados de libertad) que cuenta y si queremos algoritmos que corran en tiempo real (que se ejecuten rápido) dentro de dispositivos computacionales limitados.

Finalmente habrá obstáculos o otros robots en el ambiente que nuestra solución de arquitectura deba considerar en su planificación. El robot debe sensor los obstáculos y evitarlos.

Robots aereos

UAVs are typically categorized as fixed-wing, rotary-wing, and hybrid-wing. Fixed-wing UAVs have rigid wings, like conventional human aircraft. They require relative velocity to generate aerodynamic forces and are thus more aerodynamically efficient; however, fixed-wing UAVs require a runway for takeoff and landing. Vertical takeoff and landing are possible for rotary-wing UAVs because their revolving rotary blades generate adequate aerodynamic thrust. Tahir et al. [2023]

Mostrar la figura 1 de Tahir et al. [2023], mostrar la figura 2 Tahir et al. [2023]

Mostrar la tabla 5 Tahir et al. [2023]

Claramente los problemas inherentes al control de vehiculos aereos son diferentes a los que pueda presentar un robot en tierra. Y su control recae en el ajuste de los angulos presentes en los tres ejes (roll, pitch, yaw).

Millones de Vehículos Aéreos No Tripulados, o también conocidos como drones, han presentado una adopción masiva en diferentes aplicaciones, desde usos civiles (búsqueda y rescate, monitoreo industrial, vigilancia), hasta aplicaciones militares Shakhathreh et al. [2019]. La popularidad de los VANT es atribuida a su movilidad.

La idea de utilizar múltiples robots aéreos en un sistema coordinado se basa en el comportamiento de los enjambres de animales, como las abejas o los pájaros, que trabajan juntos de manera colaborativa para lograr objetivos comunes. Esta inspiración biológica ha llevado al desarrollo de algoritmos y técnicas para coordinar y controlar múltiples VANT en diferentes aplicaciones.

El interés en la investigación e innovación de soluciones con Vehículos Aéreos No Tripulados ha crecido exponencialmente en años recientes 17, 42, 27, 31, 68.

En recientes años, dotar a los VANT de inteligencia para explotar la información recolectada de sensores a bordo, ha sido y es un área estudiada en robótica móvil área (construcción de mapas)53.

Buscando probar diferentes teorías de control, convirtiéndolo los problemas típicos de control 2D (péndulo inverso fijo) a un ambiente 3D, teniendo más variables a controlar para mantener el equilibrio del péndulo y al mismo tiempo lograr el movimiento y las maniobras deseadas del dron en el espacio tridimensional 28.

El despliegue rápido de robots en situaciones de riesgo, búsqueda y rescate ha sido un área ampliamente estudiada en la robótica móvil. Donde existen concursos DARPA CHALLENGE donde todos los factores como exploración, planeación y coordinación son clave para lograr los objetivos del Reto 48.

Panorama de métodos de planificación

Un modelo del entorno nos ayudará a conocer sus variables y reducir rutas innecesarias y así el computo necesario. Metodos para modelar el ambiente se basan en aproximaciones de espacios, espacios libres, descomposicion por celdas, mapas topologicos y metodos probabilisticos como el PRM (probabilistic roadmap method).

Dentro del survey Path Planning for the Mobile Robot63 muestran que el número de publicaciones para planificadores de trayectoria, los algoritmos basados en Inteligencia Artificial han ganado terreno como soluciones para planificación de rutas. Esto es en la búsqueda de la mejor en base a un mapa ya conocido.

Por otra parte el suvey de Aggarwal and Kumar [2020] se centra en los planificadores de rutas para VANT haciendo tres clasificaciones: Técnicas por representacion, técnicas cooperativas y técnicas no cooperativas.

The path planning problem for UAVs is implemented as an optimization problem such that it gains an optimal solution among all the possible ones. There is no exact algorithm that defines an optimal path for the UAVs. The methods and algorithms for these path planning techniques are used to find the exact behavior of the UAVs for finding an optimal solution. Aggarwal and Kumar [2020].

Los procesos más comunes para planificación son:

- Representación del VANT en un entorno 3D mostrando los obstaculos y el espacio libre.
- Creación del mapa o grafo que considere la configuración y especificaciones del VANT en un entorno 3D.

Xu et al. [2023] mencionan que la planificación de trayectorias para multiples VANT es inherente a lo complejo del entorno y los trayectorias que pueda tomar el VANT. La minimización de la longitud de las rutas, configuraciones que pueda realizar el VANT y la seguridad del trayecto para todos los multi-VANT durante el vuelo son partes clave cuando se crea un planificador multi-VANT.

Apesar de las aproximaciones los planificadores globales se deben descomponer para poder considerar la existencia de obstaculos haciendo que la comunicación entre ellos pueda ser afectada.

Tomando como ejemplo uno de sus deseables usos autónomos para búsqueda y rescate, supongamos que un VANT encuentra el objetivo, informa a los demás VANT para que vengan a ayudar lo más rápido posible, la comunicación entre ellos no debe perderse para lograr completar la tarea. Es por ello que el conocimiento de algoritmos capaces de planear rutas cooperativas debe ser considerados.

En últimas decadas se han propuesto diversas tecnicas **metodos de programacion matematica (Mixed Integer Linear Programming (MILP), Nonlinear programming (NP) y Programación dinámica (DP))** teniendo estos métodos una fuerte base en teoria matematica. A pesar de ello estos metodos de programacion matematica su escala computacional crece exponencialmente conforme el espacio de búsqueda Xu et al. [2023].

Otros metodos que han sido ampliamente trabajados son los de Campo de Potencial Artificial ampliamente usado como planificador de trayectorias por sus ventajas en tiempo real. Desafortunadamente cuando existen dos campos de repulsion causados por obstaculos son iguales, este metodo cae en minimos locales llegando a fallar en encontrar una solucion.

Tambien se han propuesto los algoritmos basados en grafos para resolver el problema de planificación de trayectorias.

Diagramas de Voronoi y el algoritmo A* siguen demostrando en encontrar efectivamente una ruta dependiendo de la division del espacio de busqueda. Estos metodos basados en grafos que funcionan muy bien en ambientes representados en 2D, pero al aplicarse a 3D toman mucho tiempo de ejecucion cuando el espacio de busqueda es complejo 18.

Varios metodos de Inteligencia Computacional se han propuesto para el problema de planificación de trayectorias (Algoritmos Geneticos GA, Ant Colony Optimization (ACO) 66, Particle Swarm Optimization (PSO) y Evolucion Diferencial (DE). Estos algoritmos han demostrado crear rutas navegables para los VANT y son apliamente usados para problemas de planificacion de rutas

complejos. Trabajos de Deng et al. [2023] han realizado adaptaciones al algoritmo PSO mostrando mejores resultados evitando caer en mínimos locales con ayuda de Algoritmos Genéticos (GA) considerando parámetros como inercia, funciones de activación para la probabilidad de cruce y mutación para los algoritmos genéticos han mostrado mejorar a rutas más rápidas y estables.

La siguiente tabla muestra los métodos de planificación de trayectorias.

Metodo	Completez	Óptimo	Escalable	Notas
Grafo de visibilidad	Si	Si	No	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Mucho espacio libre ▪ Mala escalabilidad ▪ El robot pasa cerca de obstáculos
Voronoi	Si	No	No	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Espacio libre máximo ▪ Rutas conservadoras ▪ Mala escalabilidad
Potential field	Si	No	Depende del ambiente	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Depende del ambiente ▪ Fácil de implementar ▪ Susceptible a mínimos locales
Dijkstra/A*	Si	Grid	No	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Más rápido que la búsqueda desinformada ▪ A* usa una función heurística para impulsar la búsqueda de manera eficiente ▪ Mala escalabilidad
PRM	Si	Grafo	Si	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Eficiente para problemas con consultas múltiples ▪ Completez probabilística ▪ Camino irregular
RRT	Si	No	Si	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Eficiente para problemas de consulta única ▪ Completez probabilística ▪ Camino irregular

Planteamiento del problema

La coordinación de múltiples-VANT (Vehículos Aéreos No Tripulados) es un desafío complejo en el campo de la robótica y la exploración de áreas desconocidas. A medida que la tecnología de los Vehículos Aéreos No Tripulados continúa avanzando y se vuelven más accesibles, se presenta la oportunidad de utilizar equipos de múltiples VANT para realizar tareas de manera colaborativa y eficiente. Sin embargo, esta coordinación plantea diversas problemáticas que deben abordarse.

La coordinación de múltiples VANT implica la necesidad de establecer una comunicación efectiva entre ellos. Los VANT deben intercambiar información relevante sobre su posición, estado, objetivos y otros datos importantes. La comunicación debe ser confiable, de baja latencia y capaz de manejar múltiples enlaces de manera simultánea. Además, los protocolos de comunicación deben ser seguros para proteger la integridad y confidencialidad de los datos transmitidos.

Otro desafío es la planificación de rutas y la toma de decisiones distribuida. Los VANT deben coordinar sus movimientos para evitar colisiones y lograr una cobertura eficiente del área objetivo. Esto implica la necesidad de desarrollar algoritmos y estrategias que permitan la planificación de rutas dinámicas, considerando los obstáculos y las restricciones del entorno. Además, los VANT deben tomar decisiones colaborativas para adaptarse a situaciones imprevistas o cambios en el entorno.

La asignación de tareas también es un aspecto crítico en la coordinación de múltiples VANT. Cada VANT puede tener diferentes capacidades y sensores especializados, por lo que es importante asignar tareas de acuerdo con las fortalezas individuales de cada robot. Además, los VANT deben colaborar en la recolección y procesamiento de datos, evitando la duplicación de esfuerzos optimizando el uso de los recursos disponibles.

Dada un área de interés A desconocida que se desea explorar,

- Un conjunto de Vehículos Aéreos No Tripulados (VANT) denotados como $V = V_1, V_2, V_3, \dots, V_n$, donde n es el número total de VANT's disponibles
- Un conjunto de tareas de exploración denotados como $T = T_1, T_2, T_3, T_m$, donde m es el número total de tareas a realizar.

restricciones y requisitos específicos del problema, como límites de tiempo, obstáculos a evitar. Para cada tarea de exploración T_m , se definen las siguientes variables:

- Posición inicial: $p_i(x, y, z)$, representa la posición inicial del VANT o los múltiples-VANTs asignados a la tarea T_m
- Trayectoria: α_i , describe la trayectoria seguida por el/los VANT asignado(s) a la tarea T_m en función del tiempo t
- Información recolectada: C_i , representa la información recolectada por el/los VANT asignado(s) durante la exploración

La función objetivo variará según los objetivos específicos del problema.

- Maximizar la cobertura del área de interés A
- Minimizar el tiempo total requerido para cubrir el área de interés A
- Maximizar la cantidad de información recolectada

Con base en lo anterior, surgen las siguientes preguntas de investigación:

- ¿Cuáles son los mejores algoritmos conocidos adecuados para correr en una tarjeta electrónica con recursos limitados?
- ¿Es posible crear una arquitectura de software capaz de coordinar múltiples-VANTS para tareas en exploración de manera eficiente?

Hipótesis

Es posible crear una arquitectura de software para coordinar multiples-VANTS en exploracion que sea de orden lineal capaz de contar con una representacion del ambiente en voxels.

Objetivos generales y específicos del proyecto

General

Diseñar una arquitectura de software descentralizada capaz de resolver los problemas de localización, mapeo, navegación y coordinación multi-VANT en ambientes desconocidos y dinámicos para tareas de exploración en interiores.

De manera más específica, se listan los siguientes objetivos:

1. **Construcción propuesta** Evaluar las soluciones en la literatura asociados con la coordinación multi-VANT. Enfocándose en aspectos como la comunicación, evasión de obstáculos, asignación de tareas y sincronización de información. En base a esta valoración, construir una arquitectura de software para la coordinación multi-VANT.
2. **Valoración (prueba) propuesta** Emplear una herramienta de simulación de libre uso para robótica, para el desarrollo y puesta en marcha de una propuesta de arquitectura de software capaz de realizar el control multi-VANT y evaluar el desempeño de dicha arquitectura.
3. **Comparación y análisis** Comparar y analizar los resultados obtenidos con enfoques existentes en la coordinación multi-VANT, mostrando las ventajas y desventajas de la estrategia propuesta. Con base a estos análisis proponer recomendaciones y pautas prácticas para la implementación y aplicación de la estrategias de coordinación multi-VANT en escenarios reales, considerando factores como la escalabilidad, la robustez y los recursos computacionales requeridos.

Metodología

La metodología propuesta se divide en tres etapas, iniciando en septiembre del 2023. A continuación se detallan cada una de las actividades que se plantean realizar en cada una.

Etapa 1. Análisis y diseño de la solución propuesta

En esta etapa se comprende en la revisión de la literatura de manera más completa, que permita contar con la información necesaria para la elección de los mejores algoritmos para abordar cada una de las problemáticas asociadas con la coordinación de trayectorias. Una vez realizada la elección de los algoritmos que se usarán para la propuesta de arquitectura de software, se procederá a revisar y estudiar las arquitecturas para los robots colaborativos. Finalmente, se realizará el diseño de la arquitectura.

Las actividades específicas a realizarse en la etapa 1, son:

E1.A1. Revisión estado del arte Ampliar la revisión de la literatura sobre coordinación y exploración multi-VANT.

E1.A2. Evaluación de aptitudes Revisar y documentar los aspectos relevantes (asi como sus limitantes) que permiten la colaboración, coordinación y balanceo de la carga de trabajo multi-VANT.

E1.A3. Selección de algoritmos Seleccionar los algoritmos para planificación de trayectorias y exploración en ambientes desconocidos representativos para un entorno de computación restringida.

E1.A4. Elaboración de solución Definir la arquitectura de software para escenarios en aplicaciones multi-VANT apegadas a las especificaciones de computadora de placa reducida (Raspberry Pi, Esp32 ... etc.).

E1.A5. Documentación Etapa 1 Elaborar la documentación de la revisión del estado del arte y del trabajo realizado que formará parte de la tesis.

E1.A6. Revisión de tesis Revisión y corrección de avances con los asesores.

Etapa 2. Implementación y validación

Esta etapa se centra en el desarrollo e implementación del diseño de la arquitectura de software para la coordinación multi-VANT.

Las actividades específicas a realizarse en la etapa 2, son:

E2.A1. Selección Simulador Al tener definida la arquitectura de software y conocer las estructuras de datos que se utilizaran, evaluar los diversos simuladores para robótica de libre uso. (Revisar temas de modelos 3D, dinámica del robot, representación del ambiente 3D, simulación de sensores).

E2.A2. Creación modelo 3D Crear un modelo 3D en base al simulador seleccionado apegandose a las dimensiones de un VANT que se pueda replicar.

E2.A3. Control de desplazamientos Crear movimientos y control de un VANT y múltiples VANT, algoritmos que forman parte de la capa reactiva del VANT.

E2.A4. Desarrollo de visualización de datos A partir de la selección del sensor, se desarrollará la forma de representar el entorno 3D dentro del simulador elegido.

E2.A5. Desarrollo de algoritmos de exploración En base a la revisión del estado del arte se implementará el algoritmo propuesto para la exploración con un VANT

E2.A6. Implementación un solo VANT Realizar pruebas y corregir errores en base a los desarrollos realizados.

E2.A7. Simulación un solo VANT Realizar pruebas de simulación con un solo VANT de la solución propuesta.

E2.A8. Desarrollo de coordinación Al contar con la exploración y navegación exitosa de un solo VANT, se procede al desarrollo de coordinación multi-VANT.

E2.A9. Implementación multi-VANT Realizar pruebas y corregir errores en base a los desarrollos realizados para la coordinación multi-VANT.

E2.A10. Simulación multi-VANT Realizar pruebas de simulación multi-VANT de la solución propuesta.

E2.A11. Documentación Etapa 2 Elaborar la documentación del desarrollo e implementación de la propuesta de arquitectura de software para la coordinación multi-VANT que formará parte de la tesis.

E2.A12. Revisión de tesis Revisión y corrección de capítulos con los asesores.

Etapas 3. Evaluación experimental, resultados y conclusiones

Partiendo del prototipo y las simulaciones desarrolladas en la etapa anterior, en esta etapa se realizan todas las actividades relacionadas con la evaluación, recabación de resultados y la escritura de los capítulos restantes de la tesis. Además se realizará el proceso de graduación y actividades relacionadas.

Las actividades específicas a realizarse en la etapa 3, son:

E3.A1. Experimentación de solución Experimentos para evaluar el desempeño de la solución propuesta creada en la etapa anterior.

E3.A2. Recopilación de resultados Recabar la información de los resultados, realizar su análisis y generar la documentación correspondiente.

E3.A3. Documentación Etapa 3 Elaborar la documentación de los resultados obtenidos y conclusiones que formará parte de la tesis.

E3.A4. Revisión de tesis Revisión y corrección de tesis con los asesores.

E3.A5. Divulgación Escribir un artículo científico, con los hallazgos de esta tesis y participar en actividades de difusión.

E3.A6. Proceso de titulación Comenzar el proceso de titulación

Cronograma de actividades (plan de trabajo)

	Cuatrimestre 1				Cuatrimestre 2				Cuatrimestre 3			
	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4
Etapas												
E1.A1. Revisión estado del arte												
E1.A2. Evaluación de aptitudes												
E1.A3. Selección de algoritmos												
E1.A4. Elaboración de solución												
E1.A5. Documentación Etapa 1												
E1.A6. Revisión de tesis Etapa 1												
E2.A1. Selección Simulador												
E2.A2. Creación modelo 3D												
E2.A3. Control de desplazamientos												
E2.A4. Desarrollo de visualización de datos												
E2.A5. Desarrollo de algoritmos de exploración												
E2.A6. Implementación un solo VANT												
E2.A7. Simulación un solo VANT												
E2.A8. Desarrollo de coordinación												
E2.A9. Implementación multi-VANT												
E2.A10. Simulación multi-VANT												
E2.A11. Documentación Etapa 2												
E2.A12. Revisión de tesis												
E3.A1. Experimentación de solución												
E3.A2. Recopilación resultados												
E3.A3. Documentación Etapa 3												
E3.A4. Revisión de tesis												
E3.A5. Divulgación												
E3.A6. Proceso de titulación												

Infraestructura

Para el desarrollo de este proyecto de investigación, se hará uso de un equipo de cómputo con las siguientes características:

- iMac (21.5-inch, Late 2015)
- Procesador 2.8 GHz Quad-Core Intel Core i5
- Memoria Ram 8 GB 1867 MHz DDR3
- Graphics Intel Iris Pro Graphics 6200 1536 MB
- Almacenamiento 1 TB

Estado del arte

Multirobot

Multi-robot exploration is a popular area of research in robotics, with applications in search and rescue, planetary exploration, and more. The papers present different algorithms and approaches to multi-robot exploration. Pandey 2012 presents an algorithm that takes into account communication constraints between robots and allocates target points to maximize the area explored while minimizing time and distance traveled. Pal 2011 proposes a modification to the A* algorithm for optimal path planning and target allocation strategy. Zlot 2002 presents an approach that uses a market architecture to maximize information gain while minimizing costs, which is reliable and robust to dynamic changes in team members and communication interruptions. Overall, the papers collectively suggest that multi-robot exploration is a complex problem that requires careful consideration of communication constraints, path planning, and target allocation strategies.

En el Centro de Investigación y Estudios Avanzados del Instituto Politécnico Nacional Unidad Tamaulipas se han realizado investigaciones en el área de exploración multi-robot y diseño de prototipos de VANTS, lo cual sirve como antecedente para este trabajo.

Entre los trabajos más relevantes se encuentra la tesis doctoral de Elizondo Leal [2013] que tiene como objetivo general el diseño e implementación de la coordinación de multi-robot con un enfoque de auto-ofertas

Por otra parte trabajos de tesis de maestria de Sandoval García [2013] que tiene como objetivo general la Generación de mapas utilizando vehículos aéreos no tripulados de baja altitud.

Este trabajo desarrolla usando una combinacion entre la tecnica y tecnica de ... en especial el algoritmo de ... Los resultados de este trabajo muestran un buen desempeño del sistema de control.... La robustez se alcanza para las perturbaciones.

Otra investigacion relevante se encuentra en la tesis de doctorado del CINVESTAV Unidad Guadalajara Campos-Macías et al. [2020], Villanueva Grijalva [2015]. El objetivo principal de este trabajo es el de realizar seguimiento ..

Recopilacion de algoritmos Sampling-based algorithms for optimal motion planning Karaman and Frazzoli [2011]

Exploration pioneering research points to seminal work done by [10] introducing a frontier-based approach. A frontier distinguishes the boundary line between explored and unexplored regions on the map. During robot navigation the environment information gathered increases constantly, thus pushing the frontier boundary further until no frontiers are left. Such strategies have been widely tested on Unmanned Ground Vehicles (UGV) [11][13] in simple environments having 3 - Degrees-of-Freedom (DoF) i.e., (x, y, θ) whereas a UAV can maneuver in more complex 3D environments with a pose of 6 - DoF, i.e., translational and rotational positions to control the UAV. Farooq et al. [2022]

Multi-Vehicle Motion Planning for Search and Tracking Wang et al. [2018]

Multiobjective UAV Path Planning for Emergency Information Collection and Transmission Huang et al. [2020]

Research on Dynamic Obstacle Avoidance Path Planning Strategy of UAV Li et al. [2022]

Integrating Local Motion Planning and Robust Decentralized Fault-Tolerant Tracking Control for Search and Rescue Task of Hybrid UAVs and Biped Robots Team System Chen and Hung [2023]

An End-to-End Deep Reinforcement Learning Method for UAV Autonomous Motion Planning Cui et al. [2022]

Self-organized search-attack mission planning for UAV swarm based on wolf pack hunting behavior Jinqiang et al. [2021]

Short and Full Horizon Motion Planning for Persistent multi-UAV Surveillance with Energy and Communication Constraints Jinqiang et al. [2021]

A Study on UAV Formation Collision Avoidance Zhao et al. [2017]

Application of Motion Planning in UAVs: A Review Fan and Meng [2022]

A 3D path planning approach for quadrotor UAV navigation Li et al. [2015]

Coverage Path Planning Optimization of Heterogeneous UAVs Group for Precision Agriculture Mukhamediev et al. [2023]

Unmanned aerial vehicle navigation in underground structure inspection: A review Zhang et al. [2023]

Transmission Line Inspection Using Unmanned Aerial Vehicle Subahani et al. [2020]

Decentralized Spatial-Temporal Trajectory Planning for Multicopter Swarms Zhou et al. [2021]

A Survey on multi-robot systems Cai and Yang [2012]

Sacar mas paha de aca? Deng et al. [2023]

talves de aca mas paha Mohsan et al. [2023]

hojeada de aca Xu et al. [2023]

revisar: Gui et al. [2023]

sacar mas data de aqui Aggarwal and Kumar [2020] y de aca Tahir et al. [2023] y de aca Mohsan et al. [2023] o de aca Zouganeli and Lentzas [2022], revisar Aljalaud et al. [2023]

Dar revisada a Chen et al. [2014]

Las aplicaciones de la robótica se han centrado en realizar tareas simples y repetitivas. La necesidad de robots con capacidad de identificar cambios en su entorno y reaccionar sin la intervención humana, da origen a los robots inteligentes. Aunado a ello si deseamos que el robot se mueva libremente, los cambios en su entorno pueden aumentar rápidamente y complicar el problema de un comportamiento inteligente. Dentro de la robótica móvil inteligente se han propuesto estrategias de comportamiento reactivas, algoritmos que imitan el comportamiento de insectos y el cómo se desplazan en un entorno.

El objetivo principal de los algoritmos de navegación es el de guiar al robot desde el punto de inicio al punto destino. Los trabajos por V. Lumelsky y A. Stephanov, et al. [11], dieron respuesta a problemáticas de navegación eficiente y de poca memoria (Algoritmos tipo bug).

Se considera a P. Hart, N. Nilsson et al. como los creadores del algoritmo A* en 1968 [12], al mejorar el algoritmo de Dijkstra para el robot Shakey, que debía navegar en una habitación que contenía obstáculos fijos. El objetivo principal del algoritmo A* es la eficiencia en la planificación de rutas. Otros algoritmos propuestos por A. Stentz [13] han demostrado operar de manera eficiente ante obstáculos dinámicos, a comparación del algoritmo A* que vuelve a ejecutarse al encontrarse con un obstáculo, el algoritmo D* usa la información previa para buscar una ruta hacia el objetivo.

La colaboración de múltiples VANTs (vehículos aéreos no tripulados), también conocidos como VANTs, ha surgido como una área de investigación prometedora en los últimos años [1,2,3,5]. La capacidad de coordinar y colaborar entre sí permite a los VANTs realizar tareas complejas de manera eficiente, abriendo nuevas posibilidades en una amplia gama de aplicaciones, desde la vigilancia y la logística hasta la exploración y la respuesta a desastres [1,2].

Uno de los desafíos clave en la colaboración de múltiples VANTs es la planificación de rutas. Se han desarrollado diversos algoritmos para optimizar la planificación de rutas dentro de la robótica móvil, minimizando la colisión y mejorando la eficiencia de sus misiones [5,6]. Estos algoritmos tienen en cuenta varios factores, como las restricciones de vuelo, la energía restante de los VANTs

y las ubicaciones objetivo, para generar trayectorias seguras y eficientes.

Además de la planificación de rutas, la coordinación de los VANTs requiere una comunicación efectiva. Se han investigado diferentes protocolos de comunicación y estrategias de intercambio de información para permitir la colaboración entre los VANTs. Algunos enfoques utilizan comunicación directa entre los VANTs, mientras que otros emplean una arquitectura de red donde los VANTs se comunican a través de una infraestructura centralizada[6]. La elección del enfoque depende de las características de la aplicación y las restricciones del sistema.

La colaboración de múltiples VANTs también puede implicar la formación de formaciones o la realización de tareas coordinadas. Para ello, se han desarrollado algoritmos de control distribuido que permiten a los VANTs mantener posiciones relativas estables y realizar movimientos coordinados. Estos algoritmos[14] pueden basarse en técnicas de seguimiento y control de formaciones, y se han aplicado en diferentes contextos, desde la inspección de infraestructuras hasta la búsqueda y rescate.

En términos de validación y evaluación, se utilizan simulaciones y pruebas reales para verificar el rendimiento y la eficacia de los sistemas de colaboración de múltiples VANTs. Las simulaciones permiten evaluar diferentes escenarios y ajustar los parámetros del sistema antes de las pruebas reales. Los casos de prueba reales proporcionan información sobre la implementación y la eficiencia en situaciones del mundo real, y pueden ayudar a identificar desafíos adicionales que deben abordarse.

La adquisición de datos es el primer paso en la representación de mapas 3D con VANTs. Los VANTs pueden llevar a cabo vuelos sobre un área de interés, capturando imágenes desde diferentes ángulos y alturas[15]. Estas técnicas aprovechan la información de correspondencia entre las imágenes para calcular la posición y orientación relativa de las cámaras y reconstruir la estructura tridimensional del entorno.

Los VANTs pueden utilizar sensores LiDAR (Light Detection and Ranging) para capturar datos 3D. Los sensores LiDAR emiten pulsos de luz láser y miden el tiempo que tarda en reflejarse en los objetos circundantes. Esto permite obtener información precisa sobre la distancia y la posición tridimensional de los objetos en el entorno. Los datos LiDAR pueden combinarse con las imágenes capturadas para generar mapas 3D completos y detallados.

De acuerdo al Survey de Alsamhi et al. [2019], los VANT están preparados para convertirse en una parte integral de las ciudades inteligentes y mejorar la experiencia de vida en general en el sentido de monitorear la contaminación, investigar accidentes, combatir incendios, entregar paquetes, respaldar las actividades de primeros auxilios, entregar medicamentos, monitorear el tráfico y supervisar sitios de construcción.

Además, la tecnología de drones puede conducir a enormes beneficios secundarios, como la reducción del consumo de energía, la conservación de recursos, la reducción de la contaminación, el acceso a áreas peligrosas y de desastre y el aumento de la preparación para emergencias.

Los trabajos de Shen et al. [2011], Grzonka et al. [2012] y Fraundorfer et al. [2012] son pioneros en demostrar la navegación autónoma de Vehículos Aéreos No Tripulados (VANT). Estos estudios demostraron que los VANT pueden seguir puntos de referencia en el mapa, evitar obstáculos y llevar a cabo tareas de exploración en entornos complejos. Sin embargo, aunque mostraron avances significativos, no lograron alcanzar una autonomía total. Los primeros carecen de planificación interna, mientras que los segundos dependían de un mapeo previo fuera de línea para su funcionamiento.

Los avances en hardware y software informáticos, la disponibilidad de sensores robustos pero ligeros, como cámaras de profundidad, y módulos integrados de localización basados en visión, junto con desarrollos algorítmicos, han permitido recientemente maniobras de navegación precisas y agresivas de VANT en entornos desconocidos, como los métodos propuesto por Thrun et al. [2005]; Tsardoulis, Iliakopoulou, Kargakos y Petrou (2016), y por Cadena et al. (2016).

Se presenta una solución de navegación mínima para enjambres de diminutos robots voladores que exploran entornos desconocidos sin señal de GPS. Los enjambres de pequeños robots voladores tienen un gran potencial para explorar entornos desconocidos, especialmente en interiores. Su pequeño tamaño les permite moverse en espacios estrechos y su ligereza los hace seguros para operar alrededor de humanos. Hasta ahora, esta tarea ha sido difícil debido a la falta de estrategias de navegación adecuadas. La ausencia de infraestructura externa implica que cualquier intento de posicionamiento debe ser realizado por los propios robots. Las soluciones de vanguardia, como la localización y el mapeo simultáneos, todavía requieren demasiados recursos. Este artículo presenta el algoritmo "Swarm Gradient Bug"(SGBA), una solución de navegación mínima que permite a un enjambre de diminutos robots voladores explorar autonomamente un entorno desconocido y regresar posteriormente al punto de partida. SGBA maximiza la cobertura al hacer que los robots se muevan en diferentes direcciones lejos del punto de partida. Los robots navegan por el entorno y enfrentan obstáculos estáticos sobre la marcha mediante la odometría visual y comportamientos de seguimiento de paredes. Además, se comunican entre sí para evitar colisiones y maximizar la eficiencia de la búsqueda. Para regresar al punto de partida, los robots realizan una búsqueda de gradiente hacia un faro de referencia. Se estudiaron los aspectos colectivos de SGBA, demostrando que permite que un grupo de cuadricópteros comerciales estándar de 33 gramos explore con éxito un entorno del mundo real. El potencial de aplicación se ilustra mediante una misión de búsqueda y rescate de prueba en la que los robots capturaron imágenes para encontrar víctimas en un entorno de oficina. Los algoritmos desarrollados se generalizan a otros tipos de robots y sientan las bases para abordar misiones igualmente complejas con enjambres de robots en el futuro. McGuire et al. [2019].

El texto destaca el potencial de los vehículos aéreos no tripulados (UAV) para tener un impacto significativo en situaciones donde es demasiado arriesgado o costoso depender del trabajo humano. Los UAV autónomos, que completan tareas colaborativamente mientras gestionan su vuelo básico y tareas relacionadas de forma independiente, presentan oportunidades adicionales junto con desafíos de investigación y regulación. Las mejoras en la construcción y componentes de los UAV, así como en el hardware de computación embebida, mecanismos de comunicación y sensores que pueden ser montados a bordo de un UAV, están cerca del punto en el que el despliegue comercial de flotas de UAV autónomos será técnicamente posible. Para alcanzar este potencial, los UAV deberán operar de manera segura y confiable en entornos complejos y potencialmente cambiantes, con especial énfasis en la planificación de rutas, la detección de obstáculos y la evitación de colisiones. La encuesta presenta una clasificación original de la complejidad del entorno y analiza críticamente el estado actual del arte en cuanto a enfoques de planificación de rutas para UAV. Además, resalta los desafíos existentes en la modelización y representación de la complejidad del entorno, así como en los enfoques de planificación de rutas, y plantea preguntas abiertas de investigación junto con futuras direcciones. Jones et al. [2023]

Sin embargo, este tipo de encuestas basadas en UAVs enfrenta varios problemas operativos, como terrenos complicados, recursos limitados de los UAVs, obstáculos, limitaciones de sensores y otros factores ambientales. Para abordar estos desafíos y alcanzar múltiples objetivos, como reducir la longitud del recorrido, maximizar la cobertura y limitar el tiempo de encuesta, se requiere una optimización multiobjetivo. Los UAVs necesitan una planificación efectiva de la ruta de cobertura (CPP) para generar la ruta ideal, considerando diversas restricciones ambientales para la operación autónoma. En este artículo, se exploran y analizan las investigaciones existentes sobre las diversas

técnicas utilizadas en la planificación de rutas de cobertura para UAVs, brindando una visión general de los métodos más avanzados en CPP para UAVs. El estudio discute los principales desafíos y requisitos de CPP para UAVs, y presenta diversos enfoques propuestos en la literatura para abordar estos problemas. Se exploran diversos patrones de vuelo geométricos para el área de interés con despliegue de UAVs, además de estrategias de cobertura para múltiples UAVs y múltiples regiones, lo que proporciona una nueva dimensión a las operaciones basadas en UAVs. También se considera el consumo de energía de los UAVs durante CPP, un factor esencial que afecta su duración de vuelo y misión. La selección del algoritmo CPP se determina según los requisitos únicos de la aplicación de los UAVs, como el tamaño y forma de la región a cartografiar, la existencia de obstáculos y la resolución de cobertura deseada. El estudio también incluye estrategias de planificación de rutas en un entorno tridimensional y la cobertura dinámica. Además, se comparan las estrategias existentes utilizando diferentes métricas de rendimiento para evaluar el éxito de las misiones de cobertura. Finalmente, se examinan los problemas y las preocupaciones sin resolver relacionadas con la planificación de rutas de cobertura de UAVs para proporcionar conocimientos valiosos a los lectores. Kumar and Kumar [2023].

El artículo de Zhang et al. [2023] investiga el problema de planificación de rutas de un vehículo aéreo no tripulado (VANT) para completar una misión de incursión a través de un vuelo de baja altitud en entornos complejos. El VANT debe evitar las áreas de detección de radar, los obstáculos estáticos de baja altitud y los obstáculos dinámicos durante el proceso de vuelo. Debido a la incertidumbre del movimiento dinámico de obstáculos a baja altitud, puede ralentizar la convergencia de los modelos de algoritmos existentes y también reducir la tasa de éxito de la misión de los VANT. Para resolver este problema, este artículo diseña un método de detección de estado para codificar el estado ambiental de la dirección de viaje de los VANT y comprimir el espacio de estado ambiental. Al considerar la continuidad del espacio de estado y el espacio de acción, se propone el algoritmo SD-TD3 en combinación con el algoritmo de política de gradiente determinista de doble retraso (TD3), que puede acelerar la velocidad de convergencia de entrenamiento y mejorar la capacidad de evasión de obstáculos del modelo de algoritmo. Además, para abordar el problema de la recompensa escasa del aprendizaje por refuerzo tradicional, se ha diseñado una función de recompensa dinámica heurística para otorgar recompensas en tiempo real y guiar al UAV para completar la tarea. Los resultados de la simulación muestran que los resultados de entrenamiento del algoritmo SD-TD3 convergen más rápido que el algoritmo TD3.

Este artículo presenta un método para la planificación de trayectorias en línea en entornos conocidos. El algoritmo propuesto es una fusión de técnicas basadas en muestreo y optimización basada en modelos a través de programación cuadrática. El primero se utiliza para generar eficientemente una ruta libre de obstáculos, mientras que el último tiene en cuenta las restricciones dinámicas del robot para generar una trayectoria dependiente del tiempo. La principal contribución de este trabajo radica en la formulación de un problema de optimización convexa sobre la ruta libre de obstáculos generada, lo que garantiza que sea factible. Por lo tanto, a diferencia de los métodos propuestos anteriormente, no se requieren formulaciones iterativas. El método propuesto ha sido comparado con enfoques de vanguardia, mostrando una mejora significativa en la tasa de éxito y el tiempo de cálculo. Para ilustrar la efectividad de este enfoque para la planificación en línea, se aplicó el método propuesto a la navegación autónoma fluida de un quadcopter en múltiples entornos que consisten en hasta 200 obstáculos. Los escenarios presentados a continuación son algunos de los experimentos con mayor densidad de obstáculos para la planificación y navegación en línea reportados hasta la fecha. Campos-Macías et al. [2017].

REFERENCIA	MAPA	Planificador de rutas	Generación trayectoria	Simulador	Percepción	MULTI-VANT
Cieslewski et al. [2017]	Octomap	Frontier Based	Direct Velocity Control	Gazebo	siete	✗
Usenko et al. [2017]	Egocentric Grid	Oct-tree	A*	webots	LiDAR	✗
Mohta et al. [2017]	3D local map and 2D global map	Oct-tree	A*	webots	LiDAR	✗
Lin et al. [2017]	TSDF	Celdas	D* Lite	gazebo	Camara	✓
Papachristos et al. [2017]	Octomap	Grafo	RRT	airsim	siete	✗
Oleynikova et al. [2018]	Voxel Hashing TSDF & ESDF	Oct-tree	A*	webots	LiDAR	✗
Gao et al. [2018]	Regular ESDF Grid Map	Oct-tree	A*	webots	LiDAR	✗
Florence et al. [2018]	Search over views	Oct-tree	A*	webots	LiDAR	✗
Selin et al. [2019]	Octomap	Oct-tree	A*	webots	LiDAR	✗
Collins and Michael [2020]	KD Tree + Sliding Voxel Map	Voronoi	A*	gazebo	LiDAR	✗
Campos-Macías et al. [2020]	Octree	Grafo	RRT*	matlab	Camara	✗
Zhou et al. [2023]	HGrid	Grafo	RRT	airsim	siete	✗
Westheider et al. [2023]	Grid Mapping	Grafo	RRT	airsim	siete	✗
Bartolomei et al. [2023]	Grid Mapping	Grafo	RRT	airsim	siete	✗

Contribuciones o resultados esperados

1. Documentación, y códigos liberados
 - Algoritmo para la exploración multi-VANT
 - Algoritmo para la planificación de rutas
 - Algoritmo para crear formaciones
 - Protocolos de comunicación y coordinación multi-VANT
2. Simulación de solución
 - Simulaciones detalladas en diversos escenarios 3D
 - Métricas como tiempo de respuesta, consumo de energía y la capacidad de adaptación a diferentes escenarios.
3. Tesis impresa.

Referencias

- [1] Shubhani Aggarwal and Neeraj Kumar. Path planning techniques for unmanned aerial vehicles: A review, solutions, and challenges. *Computer Communications*, 149:270–299, 2020. ISSN 0140-3664. doi: <https://doi.org/10.1016/j.comcom.2019.10.014>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0140366419308539>.
- [2] Faten Aljalaud, Heba Kurdi, and Kamal Youcef-Toumi. Bio-inspired multi-uav path planning heuristics: A review. *Mathematics*, 11(10), 2023. ISSN 2227-7390. doi: [10.3390/math11102356](https://doi.org/10.3390/math11102356). URL <https://www.mdpi.com/2227-7390/11/10/2356>.
- [3] Saeed H. Alsamhi, Ou Ma, Mohammad Samar Ansari, and Faris A. Almalki. Survey on collaborative smart drones and internet of things for improving smartness of smart cities. *IEEE Access*, 7:128125–128152, 2019. doi: [10.1109/ACCESS.2019.2934998](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2934998).
- [4] Ronald C. Arkin, editor. *Behavior-Based Robotics*. MIT Press, 1998. doi: [10.1007/978-3-319-32552-1](https://doi.org/10.1007/978-3-319-32552-1). URL <https://mitpress.mit.edu/9780262529204/behavior-based-robotics/>.
- [5] Luca Bartolomei, Lucas Teixeira, and Margarita Chli. Fast multi-uav decentralized exploration of forests. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 8(9):5576–5583, 2023. doi: [10.1109/LRA.2023.3296037](https://doi.org/10.1109/LRA.2023.3296037).
- [6] George A. Bekey. *Autonomous Robots From Biological Inspiration to Implementation and Control*. MIT Press, 1st edition, 2005. ISBN 9780262534185.
- [7] R. Brooks. A robust layered control system for a mobile robot. *IEEE Journal on Robotics and Automation*, 2(1):14–23, 1986. doi: [10.1109/JRA.1986.1087032](https://doi.org/10.1109/JRA.1986.1087032).
- [8] Yifan Cai and Simon X. Yang. A survey on multi-robot systems. In *World Automation Congress 2012*, pages 1–6, 2012.
- [9] Leobardo Campos-Macías, David Gómez-Gutiérrez, Rodrigo Aldana-López, Rafael de la Guardia, and José I. Parra-Vilchis. A hybrid method for online trajectory planning of mobile robots in cluttered environments. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2(2):935–942, 2017. doi: [10.1109/LRA.2017.2655145](https://doi.org/10.1109/LRA.2017.2655145).
- [10] Leobardo Campos-Macías, Rodrigo Aldana-López, Rafael Guardia, José I. Parra-Vilchis, and David Gómez-Gutiérrez. Autonomous navigation of MAVs in unknown cluttered environments. *Journal of Field Robotics*, 38(2):307–326, may 2020. doi: [10.1002/rob.21959](https://doi.org/10.1002/rob.21959). URL <https://doi.org/10.1002/rob.21959>.
- [11] Bor-Sen Chen and Ting-Wei Hung. Integrating local motion planning and robust decentralized fault-tolerant tracking control for search and rescue task of hybrid uavs and biped robots team system. *IEEE Access*, 11:45888–45909, 2023. doi: [10.1109/ACCESS.2023.3273787](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3273787).
- [12] YongBo Chen, JianQiao Yu, XiaoLong Su, and GuanChen Luo. Path planning for multi-UAV formation. *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, 77(1):229–246, July 2014. doi: [10.1007/s10846-014-0077-y](https://doi.org/10.1007/s10846-014-0077-y). URL <https://doi.org/10.1007/s10846-014-0077-y>.
- [13] Titus Cieslewski. *Decentralized Multi-Agent Visual SLAM*. PhD thesis, University of Zurich, Febrero 2021. URL https://rpg.ifi.uzh.ch/docs/thesis_Cieslewski_final.pdf.
- [14] Titus Cieslewski, Elia Kaufmann, and Davide Scaramuzza. Rapid exploration with multi-rotors: A frontier selection method for high speed flight. In *2017 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pages 2135–2142, 2017. doi: [10.1109/IROS.2017.8206030](https://doi.org/10.1109/IROS.2017.8206030).

- [15] Matthew Collins and Nathan Michael. Efficient planning for high-speed mav flight in unknown environments using online sparse topological graphs. In *2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pages 11450–11456, 2020. doi: 10.1109/ICRA40945.2020.9197167.
- [16] Yangjie Cui, Xin Dong, Daochun Li, and Zhan Tu. An end-to-end deep reinforcement learning method for uav autonomous motion planning. In *2022 7th International Conference on Robotics and Automation Engineering (ICRAE)*, pages 100–104, 2022. doi: 10.1109/ICRAE56463.2022.10056204.
- [17] Pasquale Daponte, Luca De Vito, Gianluca Mazzilli, Francesco Picariello, Sergio Rapuano, and Maria Riccio. Metrology for drone and drone for metrology: Measurement systems on small civilian drones. *2015 IEEE Metrology for Aerospace (MetroAeroSpace)*, pages 306–311, 2015.
- [18] Lixia Deng, Huanyu Chen, Xiaoyiqun Zhang, and Haiying Liu. Three-dimensional path planning of uav based on improved particle swarm optimization. *Mathematics*, 11(9), 2023. ISSN 2227-7390. doi: 10.3390/math11091987. URL <https://www.mdpi.com/2227-7390/11/9/1987>.
- [19] Juan Carlos Elizondo Leal. *Estrategia Descentralizada para la Exploración Multi-Robot, incluyendo Restricciones en Rango de Comunicación*. PhD thesis, CINVESTAV Unidad Tamaulipas, Junio 2013.
- [20] Qingpei Fan and Jun Meng. Application of motion planning in uavs: A review. In *2022 China Automation Congress (CAC)*, pages 3082–3086, 2022. doi: 10.1109/CAC57257.2022.10055974.
- [21] Adil Farooq, Christos Laoudias, Panayiotis S. Kolios, and Theocharis Theocharides. Quantitative and qualitative assessment of indoor exploration algorithms for autonomous uavs. In *2022 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS)*, pages 487–496, 2022. doi: 10.1109/ICUAS54217.2022.9836079.
- [22] Peter R. Florence, John Carter, Jake Ware, and Russ Tedrake. Nanomap: Fast, uncertainty-aware proximity queries with lazy search over local 3d data, 2018.
- [23] Friedrich Fraundorfer, Lionel Heng, Dominik Honegger, Gim Hee Lee, Lorenz Meier, Petri Tanskanen, and Marc Pollefeys. Vision-based autonomous mapping and exploration using a quadrotor mav. In *2012 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pages 4557–4564, 2012. doi: 10.1109/IROS.2012.6385934.
- [24] Fei Gao, William Wu, Yi Lin, and Shaojie Shen. Online safe trajectory generation for quadrotors using fast marching method and bernstein basis polynomial. In *2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pages 344–351, 2018. doi: 10.1109/ICRA.2018.8462878.
- [25] Slawomir Grzonka, Giorgio Grisetti, and Wolfram Burgard. A fully autonomous indoor quadrotor. *IEEE Transactions on Robotics*, 28(1):90–100, 2012. doi: 10.1109/TRO.2011.2162999.
- [26] Jianjun Gui, Tianyou Yu, Baosong Deng, Xiaozhou Zhu, and Wen Yao. Decentralized multi-uav cooperative exploration using dynamic centroid-based area partition. *Drones*, 7(6), 2023. ISSN 2504-446X. doi: 10.3390/drones7060337. URL <https://www.mdpi.com/2504-446X/7/6/337>.
- [27] Lav Gupta, Raj Jain, and Gabor Vaszkun. Survey of important issues in uav communication networks. *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, 18(2):1123–1152, 2016. doi: 10.1109/COMST.2015.2495297.

- [28] Markus Hehn and Raffaello D'Andrea. A flying inverted pendulum. In *2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pages 763–770, 2011. doi: 10.1109/ICRA.2011.5980244.
- [29] Armin Hornung, Kai M. Wurm, Maren Bennewitz, Cyrill Stachniss, and Wolfram Burgard. OctoMap: An efficient probabilistic 3D mapping framework based on octrees. *Autonomous Robots*, 2013. doi: 10.1007/s10514-012-9321-0. URL <https://octomap.github.io>. Software available at <https://octomap.github.io>.
- [30] Zhengrui Huang, Chongcheng Chen, and Miaoxin Pan. Multiobjective uav path planning for emergency information collection and transmission. *IEEE Internet of Things Journal*, 7(8): 6993–7009, 2020. doi: 10.1109/JIOT.2020.2979521.
- [31] Akanksha Dokania J. Senthilnath, Manasa Kandukuri. Application of uav imaging platform for vegetation analysis based on spectral-spatial methods. *Computers and Electronics in Agriculture*, Volume 140(0168-1699):8–24, 2017. doi: 10.1016/j.compag.2017.05.027.
- [32] Hu Jinqiang, Wu Husheng, Zhan Renjun, Menassel Rafik, and Zhou Xuanwu. Self-organized search-attack mission planning for uav swarm based on wolf pack hunting behavior. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 32(6):1463–1476, 2021. doi: 10.23919/JSEE.2021.000124.
- [33] Michael Jones, Soufiene Djahel, and Kristopher Welsh. Path-planning for unmanned aerial vehicles with environment complexity considerations: A survey. *ACM Comput. Surv.*, 55(11), feb 2023. ISSN 0360-0300. doi: 10.1145/3570723. URL <https://doi.org/10.1145/3570723>.
- [34] Sertac Karaman and Emilio Frazzoli. Sampling-based algorithms for optimal motion planning. *The International Journal of Robotics Research*, 30(7):846–894, June 2011. doi: 10.1177/0278364911406761. URL <https://doi.org/10.1177/0278364911406761>.
- [35] Krishan Kumar and Neeraj Kumar. Region coverage-aware path planning for unmanned aerial vehicles: A systematic review. *Physical Communication*, 59:102073, 2023. ISSN 1874-4907. doi: <https://doi.org/10.1016/j.phycom.2023.102073>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1874490723000769>.
- [36] Wei Li, Wenwen Chen, Chong Wang, Ming Liu, Yunjian Ge, and Quanjun Song. A 3d path planning approach for quadrotor uav navigation. In *2015 IEEE International Conference on Information and Automation*, pages 2481–2486, 2015. doi: 10.1109/ICInfA.2015.7279703.
- [37] Yafei Li, Minghuan Liu, and Xiaoyue Zhang. Research on dynamic obstacle avoidance path planning strategy of uav. In *2022 IEEE 4th International Conference on Civil Aviation Safety and Information Technology (ICCASIT)*, pages 461–465, 2022. doi: 10.1109/ICCASIT55263.2022.9986687.
- [38] Yi Lin, Fei Gao, Tong Qin, Wenliang Gao, Tianbo Liu, William Wu, Zhenfei Yang, and Shaojie Shen. Autonomous aerial navigation using monocular visual-inertial fusion. *Journal of Field Robotics*, 35(1):23–51, July 2017. doi: 10.1002/rob.21732. URL <https://doi.org/10.1002/rob.21732>.
- [39] K. N. McGuire, C. De Wagter, K. Tuyls, H. J. Kappen, and G. C. H. E. de Croon. Minimal navigation solution for a swarm of tiny flying robots to explore an unknown environment. *Science Robotics*, 4(35):eaaw9710, 2019. doi: 10.1126/scirobotics.aaw9710. URL <https://www.science.org/doi/abs/10.1126/scirobotics.aaw9710>.

- [40] Donald Meagher. Geometric modeling using octree encoding. *Computer Graphics and Image Processing*, 19(2):129–147, June 1982. doi: 10.1016/0146-664x(82)90104-6. URL [https://doi.org/10.1016/0146-664x\(82\)90104-6](https://doi.org/10.1016/0146-664x(82)90104-6).
- [41] Heajung Min, Kyung Min Han, and Young J. Kim. Accelerating probabilistic volumetric mapping using ray-tracing graphics hardware, 2020.
- [42] Syed Agha Hassnain Mohsan, Nawaf Qasem Hamood Othman, Alsharif Li, Yanlong, Mohammed H., and Muhammad Asghar Khan. Unmanned aerial vehicles (uavs): practical aspects, applications, open challenges, security issues, and future trends. *Intelligent Service Robotics*, 16(1), 2023. doi: <https://doi.org/10.1007/s11370-022-00452-4>.
- [43] Kartik Mohta, Michael Watterson, Yash Mulgaonkar, Sikang Liu, Chao Qu, Anurag Makeneni, Kelsey Saulnier, Ke Sun, Alex Zhu, Jeffrey Delmerico, Konstantinos Karydis, Nikolay Atanasov, Giuseppe Loianno, Davide Scaramuzza, Kostas Daniilidis, Camillo Jose Taylor, and Vijay Kumar. Fast, autonomous flight in GPS-denied and cluttered environments. *Journal of Field Robotics*, 35(1):101–120, December 2017. doi: 10.1002/rob.21774. URL <https://doi.org/10.1002/rob.21774>.
- [44] Ravil I. Mukhamediev, Kirill Yakunin, Margulan Aubakirov, Ilyas Assanov, Yan Kuchin, Adil Khan Symagulov, Vitaly Levashenko, Elena Zaitseva, Dmitry Sokolov, and Yedil Khan Amirgaliyev. Coverage path planning optimization of heterogeneous uavs group for precision agriculture. *IEEE Access*, 11:5789–5803, 2023. doi: 10.1109/ACCESS.2023.3235207.
- [45] Helen Oleynikova, Zachary Taylor, Roland Siegwart, and Juan Nieto. Safe local exploration for replanning in cluttered unknown environments for microaerial vehicles. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 3(3):1474–1481, jul 2018. doi: 10.1109/lra.2018.2800109. URL <https://doi.org/10.1109/lra.2018.2800109>.
- [46] Christos Papachristos, Shehryar Khattak, and Kostas Alexis. Uncertainty-aware receding horizon exploration and mapping using aerial robots. In *2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pages 4568–4575, 2017. doi: 10.1109/ICRA.2017.7989531.
- [47] Gabriel Ramirez and Said Zeghloul. Collision-free path planning for nonholonomic mobile robots using a new obstacle representation in the velocity space. *Robotica*, 19(5):543–555, 2001. doi: 10.1017/S0263574701003484.
- [48] Tomáš Rouček, Martin Pecka, Petr Čížek, Tomáš Petříček, Jan Bayer, Vojtěch Šalanský, Teymur Azayev, Daniel Heřt, Matěj Petrлік, Tomáš Báča, Vojtech Spurný, Vít Krátký, Pavel Petráček, Dominic Baril, Maxime Vaidis, Vladimír Kubelka, François Pomerleau, Jan Faigl, Karel Zimmermann, Martin Saska, Tomáš Svoboda, and Tomáš Krajník. System for multi-robotic exploration of underground environments CTU-CRAS-NORLAB in the DARPA subterranean challenge. *Field Robotics*, 2(1):1779–1818, March 2022. doi: 10.55417/fr.2022055. URL <https://doi.org/10.55417/fr.2022055>.
- [49] Humberto Sandoval García. Generación de mapas utilizando vehículos aéreos no tripulados de baja altitud. Master’s thesis, CINVESTAV Unidad Tamaulipas, Febrero 2013.
- [50] Magnus Selin, Mattias Tiger, Daniel Duberg, Fredrik Heintz, and Patric Jensfelt. Efficient autonomous exploration planning of large-scale 3-d environments. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 4(2):1699–1706, 2019. doi: 10.1109/LRA.2019.2897343.
- [51] Hazim Shakhatreh, Ahmad H. Sawalmeh, Ala Al-Fuqaha, Zuochao Dou, Eyad Almaita, Issa Khalil, Noor Shamsiah Othman, Abdallah Khreishah, and Mohsen Guizani. Unmanned aerial vehicles (uavs): A survey on civil applications and key research challenges. *IEEE Access*, 7: 48572–48634, 2019. doi: 10.1109/ACCESS.2019.2909530.

- [52] Shaojie Shen, Nathan Michael, and Vijay Kumar. Autonomous multi-floor indoor navigation with a computationally constrained mav. In *2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pages 20–25, 2011. doi: 10.1109/ICRA.2011.5980357.
- [53] Amit Shukla and Hamad Karki. Application of robotics in onshore oil and gas industry - a review part i. *Robotics and Autonomous Systems*, 75:490–507, 2016. ISSN 0921-8890. doi: <https://doi.org/10.1016/j.robot.2015.09.012>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0921889015002006>.
- [54] A. Mahaboob Subahani, M. Kathiresh, and S. Sanjeev. Transmission line inspection using unmanned aerial vehicle, July 2020. URL <https://doi.org/10.1002/9781119681328.ch6>.
- [55] Muhammad Amir Tahir, Imran Mir, and Tauqeer Ul Islam. A review of uav platforms for autonomous applications: Comprehensive analysis and future directions. *IEEE Access*, 11: 52540–52554, 2023. doi: 10.1109/ACCESS.2023.3273780.
- [56] Sebastian Thrun, Wolfram Burgard, and Dieter Fox. *Probabilistic Robotics (Intelligent Robotics and Autonomous Agents)*. The MIT Press, 2005. ISBN 0262201623.
- [57] Vladyslav Usenko, Lukas von Stumberg, Andrej Pangercic, and Daniel Cremers. Real-time trajectory replanning for MAVs using uniform b-splines and a 3d circular buffer. In *2017 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. IEEE, sep 2017. doi: 10.1109/iros.2017.8202160. URL <https://doi.org/10.1109/iros.2017.8202160>.
- [58] Omar Abraham Villanueva Grijalva. Control de un vehículo aéreo no tripulado (auv) para reconocimiento en interiores. Master’s thesis, CINVESTAV Unidad Guadalajara, Septiembre 2015.
- [59] Ju Wang, Wei-bang Chen, and Vitalis Temu. Multi-vehicle motion planning for search and tracking. In *2018 IEEE Conference on Multimedia Information Processing and Retrieval (MIPR)*, pages 352–355, 2018. doi: 10.1109/MIPR.2018.00078.
- [60] Jonas Westheider, Julius Rückin, and Marija Popović. Multi-uav adaptive path planning using deep reinforcement learning, 2023.
- [61] Liang Xu, Xianbin Cao, Wenbo Du, and Yumeng Li. Cooperative path planning optimization for multiple uavs with communication constraints. *Knowledge-Based Systems*, 260:110164, 2023. ISSN 0950-7051. doi: <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2022.110164>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0950705122012606>.
- [62] Danyang Zhang, Zhaolong Xuan, Yang Zhang, Jiangyi Yao, Xi Li, and Xiongwei Li. Path planning of unmanned aerial vehicle in complex environments based on state-detection twin delayed deep deterministic policy gradient. *Machines*, 11(1), 2023. ISSN 2075-1702. doi: 10.3390/machines11010108. URL <https://www.mdpi.com/2075-1702/11/1/108>.
- [63] Han-ye Zhang, Wei-ming Lin, and Ai-xia Chen. Path planning for the mobile robot: A review. *Symmetry*, 10(10), 2018. ISSN 2073-8994. doi: 10.3390/sym10100450. URL <https://www.mdpi.com/2073-8994/10/10/450>.
- [64] Ran Zhang, Guangbo Hao, Kong Zhang, and Zili Li. Unmanned aerial vehicle navigation in underground structure inspection: A review. *Geological Journal*, 58(6):2454–2472, May 2023. doi: 10.1002/gj.4763. URL <https://doi.org/10.1002/gj.4763>.
- [65] Chunhui Zhao, Sijia Li, Jinwen Hu, Quan Pan, Zhao Xu, Yang Lvy, and Wei Meng. A study on uav formation collision avoidance. In *2017 36th Chinese Control Conference (CCC)*, pages 8743–8747, 2017. doi: 10.23919/ChiCC.2017.8028745.

- [66] Hong Zhao. Optimal path planning for robot based on ant colony algorithm. In *2020 International Wireless Communications and Mobile Computing (IWCMC)*, pages 671–675, 2020. doi: 10.1109/IWCMC48107.2020.9148277.
- [67] Boyu Zhou, Hao Xu, and Shaojie Shen. Racer: Rapid collaborative exploration with a decentralized multi-uav system. *IEEE Transactions on Robotics*, 39(3):1816–1835, 2023. doi: 10.1109/TRO.2023.3236945.
- [68] Hailing Zhou, Hui Kong, Lei Wei, Douglas Creighton, and Saeid Nahavandi. On detecting road regions in a single uav image. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 18(7):1713–1722, 2017. doi: 10.1109/TITS.2016.2622280.
- [69] Xin Zhou, Zhepei Wang, Xiangyong Wen, Jiangchao Zhu, Chao Xu, and Fei Gao. Decentralized spatial-temporal trajectory planning for multicopter swarms, 2021.
- [70] Evi Zouganeli and Athanasios Lentzas. Cognitive robotics - towards the development of next-generation robotics and intelligent systems. In *Communications in Computer and Information Science*, pages 16–25. Springer International Publishing, 2022. doi: 10.1007/978-3-031-17030-0_2. URL https://doi.org/10.1007/978-3-031-17030-0_2.

Fecha de inicio

Fecha de terminación

Septiembre de 2023

Agosto de 2024

Firma del alumno: _____

Comité de aprobación del tema de tesis

Dr. José Gabriel Ramírez Torres

Dr. Eduardo Arturo Rodríguez Tello

Dr. 3

Dr. 4
