

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

8 de agosto de 2023

Resumen

La exploración multi-robot ha surgido como un enfoque prometedor para el mapeo eficiente de entornos desconocidos. Un enfoque colaborativo ofrece una mayor eficiencia de exploración, una obtención de información más rápida y amplias capacidades de cobertura en comparación con implementaciones donde se emplea un único robot. Sin embargo, la exploración multi-robot plantea diversos desafíos que deben abordarse para su correcta implementación, como la localización, el manejo de mapas y la navegación autónoma.

En la última década se ha tenido un aumento en la investigación y el desarrollo en el campo de los Vehículos Aéreos No Tripulados (VANT), lo que ha dado lugar a importantes avances e innovaciones en esta área. Los sistemas multi-VANT permiten la adquisición simultánea de datos desde múltiples puntos de vista, lo que permite mejorar la generación de mapas de entornos desconocidos. El uso de algoritmos de coordinación inteligente, la toma de decisiones descentralizada mejora la eficiencia de estos sistemas. Además, los avances en los protocolos de comunicación permiten una colaboración fluida, lo que mejora su capacidad para navegar, explorar y adquirir datos de áreas grandes y complejas. Asimismo, la integración de sensores de última generación mejora la precisión y confiabilidad de los sistemas multi-VANT en varios dominios, incluida la gestión de desastres, la agricultura de precisión, la inspección de infraestructura y la vigilancia militar [45,36] o en espectaculares animaciones aéreas [26]. 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, construir el mapa de su entorno y posteriormente usarlo y navegar dentro de él.

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, generación de mapas de áreas desconocidas y planificación de rutas para explorar eficientemente un área de interés. Este problema implica tomar decisiones complejas, como asignar tareas de exploración 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.

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

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 Mecánica

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 Informática

Descripción del proyecto

El proyecto de estrategias para la exploración coordinada multi-VANT se centra en las ventajas de utilizar múltiples VANT trabajando en conjunto para mejorar la eficiencia y cobertura de la exploración de un área de interés, proponiendo una arquitectura de software descentralizada con algoritmos eficientes capaces de coordinar y planificar trayectorias considerando la incertidumbre de obstáculos dentro de entornos desconocidos y cambiantes.

Antecedentes y motivación para el proyecto

La exploración de entornos desconocidos juega un papel fundamental en varias aplicaciones, como misiones de búsqueda y rescate, vigilancia, respuesta a desastres y exploración planetaria. Los vehículos aéreos no tripulados (VANT) se han convertido en herramientas valiosas para la exploración eficiente y autónoma, gracias a su movilidad, versatilidad y capacidad para acceder a áreas peligrosas y de difícil acceso.

Sin embargo, los VANT individuales enfrentan limitaciones en términos de área de cobertura, rango de detección, duración de la batería, así como capacidades de procesamiento. La exploración colaborativa multi-VANT ofrece soluciones prometedoras para superar estas limitaciones y lograr una exploración eficiente y completa de entornos complejos o a gran escala. Al combinar las fortalezas y los recursos de multi-VANT, la exploración colaborativa puede mejorar tanto la cobertura como la eficiencia, lo que llevaría a un mayor éxito de la misión.

La colaboración multi-VANT para tareas de exploración plantea varios desafíos, incluida la **asignación de tareas**, la **comunicación**, la **coordinación**, la **planificación de rutas** y la **evación de obstáculos**. El desarrollo de algoritmos y estrategias efectivos para abordar estos desafíos es crucial para garantizar una colaboración exitosa y mejorar la eficiencia de la exploración.

Además, simular el comportamiento de múltiples VANT en un entorno controlado y realista es de suma importancia para validar y evaluar el rendimiento del sistema de exploración colaborativa. Las simulaciones permiten pruebas, análisis y optimización de algoritmos y parámetros, mientras se reducen los riesgos asociados con las pruebas del mundo real.

Esta tesis tiene como objetivo abordar los desafíos y explorar las oportunidades de la colaboración de exploración de múltiples VANT utilizando simulación. Al diseñar y evaluar un sistema de exploración colaborativo en una plataforma simulada, contribuirá al avance de las técnicas de exploración, la utilización de recursos y las estrategias de coordinación para múltiples VANT. Los resultados de la investigación proporcionarán información para el desarrollo de sistemas autónomos capaces de una exploración eficiente y colaborativa, lo que permitirá aplicaciones más eficaces en escenarios del mundo real.

George A. Bekey [2005] en su libro *Autonomous Robots From Biological Inspiration to Implementation and Control* define un robot como una máquina que sensa, piensa y actúa. Es por ello que debe de contar con sensores, poder procesar información para la toma de decisiones y actuadores que permitan la movilidad. Los sensores son necesarios para la obtención de información de su entorno. ~~Comportamientos reactivos que no requieran procesar información y una inteligencia para resolver diversos retos que se puedan presentar.~~

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].

Para considerar a un robot autónomo, éste deberá responder tres preguntas

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

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

Frecuentemente definimos a un robot como una máquina capaz de sensor, 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].

Los últimos 100 años han sido testigos de un progreso notable en la robótica móvil, desde los primeros conceptos y vehículos controlados a distancia hasta el desarrollo de robots autónomos capaces de realizar tareas e interacciones complejas. El futuro de la robótica móvil tiene un enorme potencial, y se espera que los avances en Inteligencia Artificial, tecnología de sensores y autonomía impulsen innovaciones en varias industrias.

LINEA DE TIEMPO: *Robótica Móvil 100 años*

-
- 1900-1910 • Primeros conceptos en robótica: la idea de seres mecánicos y autómatas ganó popularidad durante este período, alimentando la imaginación para futuros avances en robótica
 - 1920-1930 • Surgimiento de los vehículos a control remoto: Los vehículos a control remoto, como los modelos de botes y automóviles controlados por radio, comenzaron a ganar popularidad, sentando las bases para futuros sistemas robóticos móviles.
 - 1940-1950 • Primeras investigaciones en robótica: Investigadores como Gray Walter y William Gray Walter comenzaron a experimentar con robots móviles autónomos, allanando el camino para el campo de la robótica móvil.
 - 1960-1970 • Shakey the Robot: desarrollado por el Instituto de Investigación de Stanford, Shakey se convirtió en el primer robot móvil autónomo capaz de razonar y navegar a través de su entorno.
 - 1980-1990 • Avances en la planificación y navegación de rutas: los estudios se centraron en el desarrollo de algoritmos y métodos para la planificación de rutas, la evasión de obstáculos y la localización y mapeo simultáneos (SLAM).
 - 2000-2010 • La robótica móvil se expandió a dominios como la atención médica, la agricultura, el transporte y la exploración espacial, con robots que ayudan en tareas que van desde la cirugía hasta la entrega de paquetes.
 - 2020-actualidad • Robótica de enjambres: los investigadores exploran los comportamientos colectivos y la coordinación entre grandes grupos de robots para realizar tareas complejas. Inteligencia artificial y aprendizaje automático: los robots móviles aprovechan los avances en técnicas de inteligencia artificial y aprendizaje automático para mejorar la percepción, la toma de decisiones y las capacidades de aprendizaje.

Los Vehículos Aéreos No Tripulados tienen cualidades sobresalientes que los convierten adecuados para la exploración. La movilidad, una perspectiva privilegiada de su entorno y su dinamismo hacen que el despliegue de los VANT sea una tarea sencilla, teniendo acceso rápido a zonas afectadas por desastres, permitiéndoles llegar a áreas que pueden ser inaccesibles para otro tipo de robots. El uso adecuado de múltiples Vehículos Aéreos No Tripulados (VANT) proporciona robustez, brindando resiliencia frente a fallas de un VANT siendo una de las principales ventajas del uso de sistemas multi-robot.

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.

Existen desafíos inherentes con la exploración multi-VANT. Una coordinación que garantice no colisionar entre ellos, manteniendo una distancia que no comprometa la integridad de los múltiples VANT y la comunicación efectiva con sus vecinos son desafíos que deben abordarse.

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

Algunas aplicaciones multi-robot 7:

- Almacenes automatizados
- Logística colaborativa
- Inspección de infraestructuras
- Vigilancia de áreas de interés
- Búsqueda y rescate
- Agricultura de precisión
- Limpieza y saneamiento
- Monitoreo ambiental

Problemas de control

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

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].

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.

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

Es común pensar que la ingeniería de control 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. Bajo las inspiraciones de la naturaleza se han propuesto algoritmos heurísticos que buscan aprovechar el comportamiento de la naturaleza para intereses propios de optimización.

Las metaheurísticas Bio-inspiradas son una clase de algoritmos de optimización inspirados de sistemas y procesos biológicos que nos ayudan a resolver problemas complejos de optimización. Existen varios tipos de metaheurísticas bio-inspiradas.

1. **Algoritmos Genéticos (GA)** Propuestos por J. Holland, se basan en los principios de selección natural, usando operadores como la cruce, mutación y selección. Manteniendo una población de las posibles soluciones iterando para encontrar la solución cercana a la solución óptima.
2. **Particle Swarm Optimization (PSO)** Propuestos por Eberhart y Kennedy, inspirado en el comportamiento de parvadas de pájaros y cardumen de peces, el algoritmo involucra una población de partículas que se mueven en un espacio de búsqueda. Cada partícula ajusta su posición según su propia solución y la solución de toda la población.
3. **Ant Colony Optimization (ACO)** Propuesto por M. Dorigo, inspirado en el comportamiento de búsqueda de alimento de las hormigas, imita la comunicación y toma de decisiones colectiva de las hormigas, puede ser usado para encontrar caminos dentro de un grafo.
4. **Firefly Algorithm (FA)** Propuesto por X. Yang, sigue el modelo de los patrones intermitentes de las luciérnagas, el algoritmo emula el comportamiento de atracción y repulsión de las luciérnagas.

Las metaheurísticas han demostrado ser efectivas para resolver una amplia gama de problemas de optimización, su adopción en el campo de la robótica ha sido limitada por varias razones.

- **Complejidad y restricciones en tiempo real:** la robótica a menudo implica la toma de decisiones en tiempo real, donde los robots deben responder rápidamente a entornos cambiantes. Las metaheurísticas suelen requerir extensos recursos computacionales e iteraciones para converger en una solución óptima, lo que puede no ser factible en aplicaciones de robótica en tiempo real. El control y la planificación en tiempo real en robótica a menudo requieren algoritmos de baja complejidad computacional, como la planificación clásica o los enfoques de control reactivo.
- **Soluciones deterministas:** en aplicaciones de robótica, especialmente las que involucran tareas críticas para la seguridad o control preciso, se prefieren las soluciones deterministas y predecibles a las soluciones estocásticas que ofrecen las metaheurísticas. Las metaheurísticas brindan soluciones aproximadas con diversos grados de optimización, que pueden no ser adecuadas para tareas que requieren un control preciso o garantías de seguridad.
- **Optimización basada en modelos:** muchos problemas de robótica se pueden resolver de manera efectiva utilizando técnicas de optimización basadas en modelos. Con modelos dinámicos conocidos y restricciones ambientales, los métodos basados en modelos, como el control óptimo o la optimización de la trayectoria, pueden proporcionar soluciones analíticas o numéricas con un rendimiento garantizado. Estos enfoques pueden explotar la estructura del problema y las restricciones específicas, lo que lleva a soluciones más eficientes y confiables en comparación con las metaheurísticas de propósito general.
- **Algoritmos de tareas específicas:** la robótica a menudo implica tareas y dominios específicos que se han estudiado ampliamente, lo que da como resultado algoritmos específicos de tareas

adaptados a esos dominios. Estos enfoques personalizados a menudo son más eficientes y efectivos para resolver los problemas específicos abordados en robótica, lo que hace que las metaheurísticas de propósito general sean menos atractivas.

- Limitaciones de hardware y energía: los sistemas de robótica suelen tener recursos de hardware limitados y, a menudo, están limitados por el consumo de energía. Las metaheurísticas, que a menudo requieren grandes poblaciones o extensas iteraciones para la convergencia, pueden no ser adecuadas para plataformas robóticas con recursos limitados.

Sin embargo, es importante tener en cuenta que ciertamente hay áreas dentro de la robótica donde las metaheurísticas se han aplicado con éxito, como la planificación de rutas de robots en entornos complejos, la robótica de enjambres o la asignación de tareas en sistemas de múltiples robots. Además, los enfoques híbridos que combinan metaheurísticas con optimización basada en modelos o algoritmos específicos de tareas pueden aprovechar las fortalezas de ambos y proporcionar soluciones efectivas para aplicaciones de robótica.

La organización de estos componentes de control se conoce como **Arquitectura de Software de un Robot**. Generalmente en una estructura gerárquica con una capa de componentes reactivos en su capa de nivel más baja y componentes que involucran planificación y aprendizaje en su nivel más alto.

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 (cinemática, dinámica y geometría 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.

Tener un planificador de rutas optimizado para un robot móvil, no solo nos ahorraría tiempo en su desplazamiento, si no también los recursos empleados en el desplazamiento. Diversas metodologías para abordar el problema de planificación de trayectorias se han propuesto en la literatura. Sin embargo esos métodos no garantizan una solución óptima.

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, 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 $q \in \mathcal{C}$

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

$$\blacksquare C_{obs} = \mathcal{C} / C_{free}$$

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.

Panorama de métodos de planificación

Un modelo del entorno nos ayudará a conocer sus variables y reducir rutas innecesarias. Los métodos para modelar el ambiente se basan en aproximaciones de espacios, espacios libres, descomposicion por celdas, mapas topologicos y métodos probabilisticos como el PRM (probabilistic

roadmap method).

Dentro del survey Path Planning for the Mobile Robot [58] señalan que el número de publicaciones para planificadores de trayectoria, los algoritmos basados en Inteligencia Artificial han ganado terreno como soluciones para planificación de trayectorias. Esto es en la búsqueda de la mejor trayectoria respecto a un mapa ya conocido.

Por otra parte el survey de Aggarwal and Kumar [2020] se centra en los planificadores de rutas para VANT haciendo tres clasificaciones: Técnicas por representación, técnicas cooperativas y técnicas no cooperativas. Plantean que el problema de planificación de trayectorias es considerado como un problema de optimización de tal modo de obtener una solución factible entre todas las posibles. *No existe un algoritmo exacto que defina una ruta óptima.*

Los procesos más comunes para planificación son:

- Representación del VANT en un entorno 3D mostrando los obstáculos 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 múltiples VANT es inherente a lo complejo del entorno y las 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 obstáculos 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 vengán 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 décadas se han propuesto diversas técnicas **metodos de programacion matematica (Mixed Integer Linear Programming (MILP), Nonlinear programming (NP) y Programación dinámica (DP))** teniendo estos métodos una fuerte base en teoría matemática. A pesar de ello estos métodos de programación matemática su escala computacional crece exponencialmente conforme el espacio de búsqueda Xu et al. [2023].

Otros métodos 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 repulsión causados por obstáculos son iguales, este método cae en mínimos locales llegando a fallar en encontrar una solución.

También 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 división del espacio de búsqueda. Estos métodos basados en grafos que funcionan muy bien en ambientes representados en 2D, pero al aplicarse a 3D toman mucho tiempo de ejecución cuando el espacio de búsqueda es complejo [16].

Varios metodos de Inteligencia Computacional se han propuesto para el problema de planificación de trayectorias (Algoritmos Geneticos GA, Ant Colony Optimization (ACO) 61, 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 minimos locales con ayuda de Algoritmos Geneticos (GA) considerando parametros como inercia, funciones de activacion para la probabilidad de cruza y mutacion para los algoritmos geneticos han mostrado mejorar a rutas mas rapidas y estables.

Método	Completez	Óptimo	Escalable	Notas
Grafo de visibilidad	✓	✓	✗	<ul style="list-style-type: none"> ■ Mucho espacio libre ■ Mala escalabilidad ■ El robot pasa cerca de obstaculos
Voronoi	✓	✗	✗	<ul style="list-style-type: none"> ■ Espacio libre máximo ■ Rutas conservadoras ■ Mala escalabilidad
Potential field	✓	✗	Depende del ambiente	<ul style="list-style-type: none"> ■ Fácil de implementar ■ Suceptible a mínimos locales
Dijkstra/A*	✓	Grid	✗	<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	✓	Grafo	✓	<ul style="list-style-type: none"> ■ Eficiente para problemas con consultas múltiples ■ Completez probabilística ■ Camino irregular
RRT	✓	✗	✓	<ul style="list-style-type: none"> ■ Eficiente para problemas de consulta única ■ Completez probabilística ■ Camino irregular

Cuadro 1: Métodos para planificación de trayectorias usados en robótica móvil

Planteamiento del problema

Dado un espacio 3D (V) que un VANT debe explorar, ¿Qué acciones debiera de realizar el VANT para explorar el espacio completo lo más rápido posible?. Cada punto del volumen puede tomar tres valores (Ocupado, libre, desconocido) $V(x) = (\text{libre}|\text{ocupado}|\text{desconocido})$

Completar la exploración significa que el robot cree un mapa M que cubre el volumen V y los puntos en el mapa. Por la naturaleza del problema, esto se debe resolver online.

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 planea 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. Basándose 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 y terminando en agosto del 2024. 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 Etapa 1 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. Visualización de datos Conocer las herramientas para la visualización y telemetría y creación de un modelo 3D de acuerdo al simulador seleccionado.

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 algoritmos de exploración De acuerdo con la revisión del estado del arte se implementará el algoritmo propuesto para la exploración con un VANT

E2.A5. Implementación un solo VANT Realizar pruebas y corregir errores con base a los desarrollos realizados.

E2.A6. Simulación un solo VANT Realizar pruebas de simulación con un solo VANT de la solución propuesta.

E2.A7. Desarrollo de coordinación Al contar con la exploración y navegación exitosa de un solo VANT, se procede al desarrollo de coordinación multi-VANT.

E2.A8. Implementación multi-VANT Realizar pruebas y corrección de errores con base a los desarrollos realizados para la coordinación multi-VANT.

E2.A9. Simulación multi-VANT Realizar pruebas de simulación multi-VANT de la solución propuesta.

E2.A10. 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.A11. Revisión de tesis Etapa 2 Revisión y corrección de capítulos con los asesores.

Etapla 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 De acuerdo a los progresos dentro de la tesis, se estará en total disposición a espacios donde se pueda hacer divulgación científica dentro del estado cubriendo los requisitos de retribución social de la institución.

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

Cronograma de actividades (plan de trabajo)

	Cuatrimestre 1 ^a				Cuatrimestre 2 ^b				Cuatrimestre 3 ^c			
	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4
Etap 1												
E1.A1. Revisión literatura relevante ^d												
E1.A2. Selección de algoritmos												
E1.A3. Diseño de la arquitectura de software												
E1.A4. Documentación Etapa 1												
E1.A5. Revisión de tesis Etapa 1												
Etap 2												
E2.A1. Selección Simulador												
E2.A2. Visualización de datos ^e												
E2.A3. Control de desplazamientos ^f												
E2.A4. Desarrollo de algoritmo de exploración												
E2.A5. Implementación y simulación ^g												
E2.A6. Desarrollo de coordinación												
E2.A7. Implementación y simulación ^h												
E2.A8. Documentación Etapa 2												
E2.A9. Revisión de tesis Etapa 2												
Etap 3												
E3.A1. Experimentación de solución												
E3.A2. Recopilación resultados												
E3.A3. Documentación Etapa 3												
E3.A4. Revisión de tesis												
E3.A5. Divulgación ⁱ												
E3.A6. Proceso de titulación												

^aCorrespondiente a los meses de Septiembre, Octubre, Noviembre, Diciembre del 2023

^bCorrespondiente a los meses de Enero, Febrero, Marzo, Abril del 2024

^cCorrespondiente a los meses de Mayo, Junio, Julio, Agosto del 2024

^dRevisión de alertas de trabajos relacionados sobre la exploración y colaboración multi-VANT, evaluación de aptitudes para trabajos recientes

^eVisualización Octomap en Simulador

^fUn VANT

^gSe considera un solo agente que resuelva la tarea de exploración autónoma con evasión de obstáculos

^hSe considerarán los múltiples-VANT que resuelva la tarea de exploración autónoma con evasión de obstáculos

ⁱAbierto a espacios de divulgación de acuerdo con las actividades de retribución social

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

((IDEAS INICIO))

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

Trabajos como el de Tranzatto et al. [2022] 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.

((IDEAS FIN))

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.

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]

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]
Three-dimensional path planning of uav based on improved particle swarm optimization Deng et al. [2023]
Unmanned aerial vehicles (uavs): practical aspects, applications, open challenges, security issues, and future trends. Mohsan et al. [2023]
Cooperative path planning optimization for multiple uavs with communication constraints. Xu et al. [2023]
Decentralized multi- uav cooperative exploration using dynamic centroid-based area partition. Gui et al. [2023]

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. Stentzz[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.

Deacuerdo 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).

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].

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]

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 Controlles via Analytic Policy Gradient** tomando ventaja de la simulación del robot y poder probar infinidad de 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

((REVISAR))

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 control 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

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.

REFERENCIA	MAPA	Planificador de rutas	Generación trayectoria	MULTI-VANT
Cieslewski et al. [2017]	Octomap	Frontier Based	Direct Velocity Control	✗
Usenko et al. [2017]	Egocentric Grid	Offline RRT*	B-Splines	✗
Mohta et al. [2017]	3D-L map and 2D-G map	A*	Quadratic Programing	✗
Lin et al. [2017]	TSDF	A*	Quadratic Optimization	✗
Papachristos et al. [2017]	Octomap	NBVP	Direct Velocity Control	✗
Oleynikova et al. [2018]	Voxel Hashing TSDF & ESDF	NBVP	Quadratic Optimization	✗
Gao et al. [2018]	Regular ESDF Grid Map	Fast Marching Method	Quadratic Optimization	✗
Florence et al. [2018]	Search over views	2D A*	MPC	✗
Selin et al. [2019]	Octomap	NBVP	Direct Velocity Control	✗
Collins and Michael [2020]	KD Tree + Sliding Voxel Map	Graph Search	Motion Primitives	✗
Campos-Macías et al. [2020]	Octree	RRT	Contouring based	✗
Zhou et al. [2023]	HGrid	NBVP	Direct Velocity Control	✓
Westheider et al. [2023]	Grid Mapping	Deep Learning	Direct Velocity Control	✓
Bartolomei et al. [2023]	Grid Mapping	NBVP	Direct Velocity Control	✓

Cuadro 2: Trabajos relacionados

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.

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

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] 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.
- [3] Ronald C. Arkin, editor. *Behavior-Based Robotics*. MIT Press, 1998. doi: 10.1007/978-3-319-32552-1. URL <https://mitpress.mit.edu/9780262529204/behavior-based-robotics/>.
- [4] 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.
- [5] George A. Bekey. *Autonomous Robots From Biological Inspiration to Implementation and Control*. MIT Press, 1st edition, 2005. ISBN 9780262534185.
- [6] 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.
- [7] Yifan Cai and Simon X. Yang. A survey on multi-robot systems. In *World Automation Congress 2012*, pages 1–6, 2012.
- [8] 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.
- [9] 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. URL <https://doi.org/10.1002/rob.21959>.
- [10] 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.
- [11] 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.
- [12] 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.
- [13] 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.

- [14] 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.
- [15] 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.
- [16] 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>.
- [17] Juan Carlos Elizondo Leal. *Estrategia Descentralizada para la Exploración Multi-Robot, incluyendo Restricciones en Rango de Comunicación*. PhD thesis, CINVESTAV Unidad Tamaulipas, Junio 2013.
- [18] 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.
- [19] Peter R. Florence, John Carter, Jake Ware, and Russ Tedrake. Nanomap: Fast, uncertainty-aware proximity queries with lazy search over local 3d data, 2018.
- [20] 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.
- [21] 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.
- [22] 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.
- [23] 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>.
- [24] 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.
- [25] 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.
- [26] Lauren Hirsch and Michael J. De La Merced. Fireworks have a new competitor: Drones, Jul 2023. URL <https://www.nytimes.com/2023/07/01/business/dealbook/fourth-of-july-fireworks-drones.html>.

- [27] 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.
- [28] 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.
- [29] 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.
- [30] 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>.
- [31] 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>.
- [32] 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.
- [33] 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.
- [34] 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>.
- [35] 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>.
- [36] 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>.
- [37] 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>.

- [38] Ravil I. Mukhamediev, Kirill Yakunin, Margulan Aubakirov, Ilyas Assanov, Yan Kuchin, Adilkhan Symagulov, Vitaly Levashenko, Elena Zaitseva, Dmitry Sokolov, and Yedilkhan Amirgaliyev. Coverage path planning optimization of heterogeneous uavs group for precision agriculture. *IEEE Access*, 11:5789–5803, 2023. doi: 10.1109/ACCESS.2023.3235207.
- [39] 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>.
- [40] 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.
- [41] 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.
- [42] Tomáš Rouček, Martin Pecka, Petr Čížek, Tomáš Petříček, Jan Bayer, Vojtěch Šalanský, Teymur Azayev, Daniel Heřt, Matěj Petrlik, 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>.
- [43] Humberto Sandoval García. Generación de mapas utilizando vehículos aéreos no tripulados de baja altitud. Master’s thesis, CINVESTAV Unidad Tamaulipas, Febrero 2013.
- [44] 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.
- [45] 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. URL <https://doi.org/10.1109/access.2019.2909530>.
- [46] 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.
- [47] 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>.
- [48] A. Mahaboob Subahani, M. Kathires, and S. Sanjeev. Transmission line inspection using unmanned aerial vehicle, July 2020. URL <https://doi.org/10.1002/9781119681328.ch6>.
- [49] 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.

- [50] Sebastian Thrun, Wolfram Burgard, and Dieter Fox. *Probabilistic Robotics (Intelligent Robotics and Autonomous Agents)*. The MIT Press, 2005. ISBN 0262201623.
- [51] Marco Tranzatto, Frank Mascarich, Lukas Bernreiter, Carolina Godinho, Marco Camurri, Shehryar Khattak, Tung Dang, Victor Reijgwart, Johannes Loeje, David Wisth, Samuel Zimmermann, Huan Nguyen, Marius Fehr, Lukas Solanka, Russell Buchanan, Marko Bjelonic, Nikhil Khedekar, Mathieu Valceschini, Fabian Jenelten, Mihir Dharmadhikari, Timon Homberger, Paolo De Petris, Lorenz Wellhausen, Mihir Kulkarni, Takahiro Miki, Satchel Hirsch, Markus Montenegro, Christos Papachristos, Fabian Tresoldi, Jan Carius, Giorgio Valsecchi, Joonho Lee, Konrad Meyer, Xiangyu Wu, Juan Nieto, Andy Smith, Marco Hutter, Roland Siegwart, Mark Mueller, Maurice Fallon, and Kostas Alexis. Cerberus: Autonomous legged and aerial robotic exploration in the tunnel and urban circuits of the darpa subterranean challenge, 2022.
- [52] 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>.
- [53] Omar Abraham Villanueva Grijalva. Control de un vehículo aéreo no tripulado (auv) para reconocimiento en interiores. Master’s thesis, CINVESTAV Unidad Guadalajara, Septiembre 2015.
- [54] 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.
- [55] Jonas Westheider, Julius Rückin, and Marija Popović. Multi-uav adaptive path planning using deep reinforcement learning, 2023.
- [56] 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>.
- [57] 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>.
- [58] 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>.
- [59] 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>.
- [60] 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.
- [61] 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.

- [62] 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.
- [63] 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.
- [64] Xin Zhou, Zhepei Wang, Xiangyong Wen, Jiangchao Zhu, Chao Xu, and Fei Gao. Decentralized spatial-temporal trajectory planning for multicopter swarms, 2021.
- [65] 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.