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

12 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 decada se ha tenido un aumento en la investigación y el desarrollo en el campo de los Véhiculos 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 [38,31] o en espectaculares animaciones aéreas [21]. 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 (VANTS) 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 se centra en la colaboración de múltiples vehículos aéreos no tripulados (VANTS) para tareas de exploración, con el objetivo de desarrollar y evaluar una arquitectura de software descentralizada en el que varios vehículos aéreos no tripulados trabajen independientes y autónomos para explorar entornos desconocidos de manera eficiente.

Antes de profundizar en los detalles del proyecto, es fundamental definir qué es un VANT. Un VANT, también conocido como dron o recientemente como sistema aéreo no tripulado (UAS), se refiere a una aeronave que opera sin un piloto humano a bordo. Los VANT están equipados con varios sensores, sistemas de comunicación y computadoras a bordo que les permiten operar de forma autónoma o bajo control remoto. Estos aviones pueden ser de diferentes tamaños, desde pequeños modelos hasta máquinas comerciales o militares más grandes.

En el contexto del proyecto de colaboración multi-VANT para tareas de exploración descentralizado, estos VANTS autónomos se utilizarán para navegar y explorar entornos desconocidos. Al trabajar juntos de manera coordinada, los VANT compartirán información, tareas y recursos, optimizando el proceso de exploración para una mayor eficiencia y una cobertura. integral.

El proyecto tiene como objetivo desarrollar algoritmos, protocolos y estrategias que permitan que estos VANTS se comuniquen de manera efectiva, asignen tareas, eviten obstáculos y exploren en colaboración un entorno dado.

Al aprovechar el potencial de la colaboración multi-VANT, el proyecto tiene como objetivo contribuir a los avances en las técnicas de exploración distribuida con agentes autónomos y expandir las aplicaciones potenciales de los VANT en varios dominios.

Antecedentes y motivación para el proyecto

Los robots de servicio se están convirtiendo rápidamente en una parte esencial de las empresas centradas en el servicio que buscan formas innovadoras de atender a los clientes mientras mejoran sus resultados de productividad. Los **robots de servicio** generalmente se utilizan para ayudar a los empleados en sus tareas diarias para que puedan concentrarse en actividades más importantes (https://www.intel.la/content/www/xl/es/robotics/service-robot.html). Entre ellos los VANTS, se han vuelto cada vez más frecuentes verlos en el mundo actual, encontrando aplicaciones en una amplia gama de industrias.

En fotografía y video aéreas, los VANTS pueden obtener tomas aéreas sorprendentes e inmersivas para fines de filmación, bienes raíces, turismo y entretenimiento. En la agricultura, los VANTS se utilizan para el control de cultivos, la fumigación de precisión, lo que mejora la productividad y la gestión de los recursos. En el mantenimiento de infraestructuras, los VANTS juegan un papel importante, ayudando en la inspeción de puentes, edificios, líneas eléctricas y tuberías, reduciendo así los riesgos y costos asociados con las inspecciones manuales. En misiones de búsqueda y rescate, donde ayudan en la localización de personas desaparecidas o en evaluaciones posteriores a un desastre, los VANTS han demostrado ser muy útiles. Los estudios de vida silvestre, el mapeo de ecosistemas y el monitoreo de la salud de los bosques son algunas de las aplicaciones de los VANTS.

La mayoria de las aplicaciones son sencillas, estáticas, en espacios controlados y rutas predeterminadas. Para aplicaciones más complejas, donde el robot debe responder de manera autónoma (con mínima intervención humana) a los cambios del medio ambiente, se requiere que el robot cuente con habilidades de identificación de contextos, planificación de tareas y manejo de mapas. La importancia de la exploración con robots radica en su capacidad para superar las limitaciones que enfrentan los humanos al aventurarse en entornos desconocidos y peligrosos. Los robots se pueden diseñar para sobrevivir en condiciones extremas, como la exploración de aguas profundas, las misiones en el espacio exterior o las áreas afectadas por desastres, donde la presencia humana puede ser riesgosa, logrando acceder a lugares de difícil acceso y sobrevivir a condiciones extremas. La exploración con robots abre nuevas fronteras, amplía nuestro conocimiento e impulsa la innovación. lo que ofrece una importancia inmensa para mejorar nuestra comprensión del mundo que nos rodea.

Algunos desarrollos importantes en estas áreas de investigación se han centrado principalmente en sistemas con un único robot. No se puede subestimar la importancia de utilizar múltiples robots en las actividades de exploración. Estos sistemas de múltiples robots ofrecen mayores beneficios que mejoran significativamente la efectividad y la eficiencia en tareas como la exploración. Múltiples robots permiten la cobertura simultánea de un área más grande, lo que permite una exploración más eficiente del entorno.

A cada dron se le pueden asignar tareas o recibir áreas específicas para enfocarse, asegurando que ninguna parte de la región quede sin explorar. Esta cobertura integral conduce a una mejor comprensión del entorno y la capacidad de recopilar diversa información.

Además, los sistemas de múltiples robots permiten la ejecución paralela de tareas, lo que reduce el tiempo de exploración y maximiza la eficiencia. Los VANT pueden colaborar, intercambiar información y optimizar sus rutas para minimizar la redundancia y agilizar el proceso de exploración. Además, el uso de múltiples VANTS mejora la solidez de la misión, ya que proporciona redundancia en caso de fallas de algún robot. Si un VANT encuentra dificultades, otros VANTS pueden continuar la exploración, asegurando la continuidad de la misión y reduciendo el riesgo de falla. Además, los sistemas multi-VANT permiten la especialización de tareas, donde diferentes VANTS pueden equiparse con sensores o instrumentos especializados para recopilar datos específicos. La colaboración entre VANTS debe tomar en cuenta estas tareas especializadas.

La escalabilidad y adaptabilidad de los sistemas multi-VANT los hace adecuados para actividades de exploración en varios escenarios y entornos, que van desde misiones de pequeña escala a gran escala o complejas.

El uso de sistemas multirobot traen consigo retos inherentes que deben abordarse. La **coordinación y colaboración** entre múltiples robots presenta desafíos en términos de comunicación, asignación de tareas y sincronización. Establecer canales de comunicación efectivos entre los robots es crucial para compartir información, coordinar acciones y evitar conflictos. Se requieren algoritmos de asignación de tareas para distribuir diferentes tareas de exploración entre los robots, teniendo en cuenta factores como la ubicación, las capacidades y los niveles de energía para optimizar la división del trabajo. Además, es fundamental garantizar la sincronización y evitar colisiones entre los robots en entornos dinámicos. Es necesario implementar algoritmos para evitar colisiones y estrategias de planificación de rutas para permitir movimientos seguros y eficientes de los robots, especialmente al explorar espacios complejos y desordenados. Por otra parte, la integración y fusión de datos de múltiples robots plantea desafíos en términos de sincronización, confiabilidad y consistencia de datos. Para combinar de manera efectiva los datos recopilados por los robots individuales en una representación coherente del entorno.

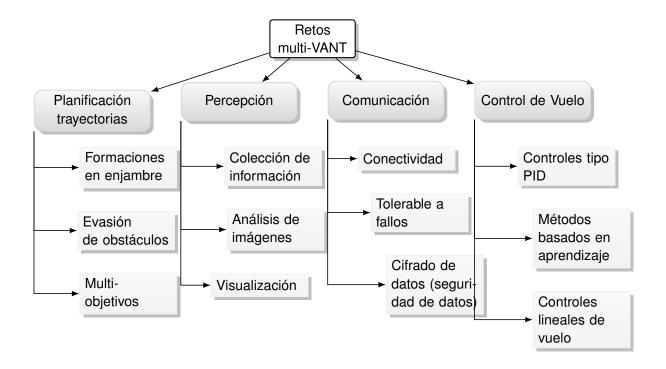


Figura 1: Ilustra los retos multi-VANT a desarrollar en esta tesis

Planteamiento del problema

Desarrollar una estrategia de exploración multi-VANT que reduzca el tiempo total de exploración dado un conjunto de $\mathcal N$ vehículos aéreos no tripulados.

Las capacidades limitadas de energía y sensores de los drones les permiten navegar de forma autónoma dentro de los límites definidos. Teniendo en cuenta sus limitaciones de energía y la necesidad de una exploración eficiente, el objetivo es determinar la trayectoria, las rutas y la asignación de tareas óptimas.

El espacio de todas las posibles configuraciones, esta compuesto por los espacios libres (C_{free}) y espacios ocupado (con obstáculos) C_{obs} .

Sea $\mathcal{W}=\mathbb{R}^3$ el mundo, $\mathcal{O}\in\mathcal{W}$ el conjunto de obstáculos, $\mathcal{A}(q)$ las configuraciones del robot $q\in\mathcal{C}$

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

donde $\mathcal{W}=\mathbb{R}^3$ es el espacio de trabajo del robot, $\mathcal{O}\in\mathcal{W}$ es el conjunto de obstáculos, y $\mathcal{A}(q)$ son las configuraciones del robot $q\in\mathcal{C}$.

La solución debe tener en cuenta los obstáculos, los entornos dinámicos, las limitaciones de comunicación y la coordinación entre los VANTS para evitar colisiones. Para lograr una exploración eficiente y completa con un tiempo y recursos mínimos, el problema requiere la creación de algoritmos y técnicas de optimización.

La función objetivo variará según los objetivos específicos del problema.

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

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

- ¿Qué acciones deberán de realizar los VANTS para explorar el espacio completo lo más rápido posible?
- ¿Cualés son los mejores algoritmos 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 y descentralizada?

Hipótesis

La eficiencia de exploración y la cobertura de un área objetivo se pueden mejorar empleando un enfoque coordinado, colaborativo y descentralizado. El sistema multi-VANT puede lograr una exploración más completa a través de la asignación efectiva de tareas, la planificación de la trayectoria y la coordinación. La hipótesis asume que la integración de múltiples VANTS con diversas capacidades conducirá a mejores resultados de exploración, incluida una mayor cobertura de área, una mejor recopilación de datos y un rendimiento general mejorado en comparación con un enfoque de un solo VANT.

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 desempleño 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.

Etapa 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 evaluacion, recabacion de resultados y la escritura de los capitulos restantes de la tesis. Ademas se realizara el proceso de graduacion 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 informacion de los resultados, realizar su analisis y generar la documentacion 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.

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

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
Etapa 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												
Etapa 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 sumulación ^h												
E2.A8. Documentación Etapa 2												
E2.A9. Revisión de tesis Etapa 2												
Etapa 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

 $[^]c\mathrm{Correspondiente}$ 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 en trabajos recientes ^eVisualización Octomap en Simulador

 $[^]f$ Un VANT

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

 $[^]h$ Se considerán los múltiples-VANT que resuelva la tarea de exploración autónoma con evación de obstáculos

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

Estado del arte

((IDEAS INICIO))	

Estos problemas ya se han resulto en varios robots terrestres llegando a tener soluciones distribuidas o resultos 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 dimencionalidad 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 despliege de software el robot no pudo hace 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 hibridas han logrado ganar el DARPA CHALLENGE usando una exploración basada en grafos y un mapa de ocupación (OctoMap) para simular el entorno tridimencional.

Navegaciones interesantes como de la ETH Learning High-Speed Flight in th 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 lograrón demostrar que pueden navegar en entornos extremadamente complejos a altas velocidades haciendo uso de arquitecturas de tipo sensar, 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)	1
((IDEAS FIN)	1

En el Centro de Investigación y Estudios Avanzados del Institudo Politécnico Nacional Unidad Tamaulipas se han realizado investigaciones en el àrea 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 Jingiang 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 plan- ning 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 desplanzan 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 problematicas 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 obstácu-

los 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]; Tsardoulias, 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 aplicá 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 senal 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 serí 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 ocaciones 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**.

Matematicamente 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.

TEXTOS DEL HANDBOOK Siciliano and Khatib [2016].

Path planning with collision avoidance for unmanned aerial vehicles (UAVs) in environments with moving obstacles is a complex process of navigation, often considered a hard optimization problem. Ordinary resolution algorithms may fail to provide flyable and collision-free paths under the time-consumption constraints required by the dynamic 3D environment. In this paper, a new parallel multiobjective multiverse optimizer (PMOMVO) is proposed and successfully applied to deal with the increased computation time of the UAV path planning problem in dynamic 3D environments. Collision constraints with moving obstacles and narrow pass zones were established based on a mathematical characterization of any intersection with lines connecting two consecutive drones positions. For the implementation, a multicore central processing unit (CPU) architecture was proposed according to the concept of master-slave processing parallelization. Each subswarm of the entire PMOMVO population was granted to a corresponding slave, and representative solutions were selected and shared with the master core. Slaves sent their local Pareto fronts to the CPU core representing the master that merged the received set of nondominated solutions and built a global Pareto front. Demonstrative results and nonparametric ANOVA statistical analyses were carried out to show the effectiveness and superiority of the proposed PMOMVO algorithm compared to other homologous, multiobjective metaheuristics Jarray et al. [2022]

Path planning is one of the most important problems to be explored in unmanned aerial vehicles (UAVs) for finding an optimal path between source and destination. Although, in literature, a lot of research proposals exist on the path planning problems of UAVs but still issues of target location and identification persist keeping in view of the high mobility of UAVs. To solve these issues in UAVs path planning, optimal decisions need to be taken for various mission-critical operations performed by UAVs. These decisions require a map or graph of the mission environment so that UAVs are aware of their locations with respect to the map or graph. Keeping focus on the aforementioned points, this paper analyzes various UAVs path planning techniques used over the past many years. The aim of path planning techniques is not only to find an optimal and shortest path but also to provide the collision-free environment to the UAVs. It is important to have path planning techniques to compute a safe path in the shortest possible time to the final destination. In this paper, various path planning techniques for UAVs are classified into three broad categories, i.e., representative techniques, cooperative techniques, and non-cooperative techniques. With these techniques, coverage and connectivity of the UAVs network communication are discussed and analyzed. Based on each category of UAVs path planning, a critical analysis of the existing proposals has also been done. For better understanding, various comparison tables using parameters such as-path length, optimality, completeness, cost-efficiency, time efficiency, energy-efficiency, robustness and collision avoidance are also included in the text. In addition, a number of open research problems based on UAVs path planning and UAVs network communication are explored to provide deep insights to the readers

In order to solve the path planning problem about multiple unmanned aerial vehicles (UAVs) attacking multiple targets under static environment, the method based on consistency theory is proposed in this paper. The Voronoi diagram method is used to create threat field and the total path cost is established firstly. Then, path planning model is constructed and the payment function of multiple UAVs path planning is designed. The idea that multiple UAVs cooperatively seek the optimal path based on consistency theory is further defined by establishing the path solving framework, the purpose of which is that multiple UAVs take off and arrive at prescribed target points at

the same time. Finally, the simulation experiment is conducted, the results of which demonstrate that using the consistency theory combined with Voronoi diagram can guarantee the optimal path of UAVs and complete multiple UAVs cooperatively attacking multiple targets Chen et al. [2017]

so developed. For RRT planning method, most time has been spent on collision. Numerous works are focused on 3D scenario. In [7], an improved RRT algorithm is implemented for UAV navigation in field environments. The initial path was created by RRT method and then the path was pruned to fit the motion constrain of UAV. Simple RRT only gives optimal result when the sample iteration reaches infinity though we can stop at required resolution. Recently various optimal RRT path planning algorithms have been developed towards reducing planning time, cost of the path or requirement of the motion constrain[8]. However, few of these try to solve the planning problem in multiple UAVs traversing environment, especially for the problems that contain rich static and pop-up obstacles [9][11].

In this paper, we develop a path planning algorithm for multiple UAVs traversing from their starting locations to corresponding goal locations in the presence of both static and dynamic obstacles. When a UAV detects a new obstacle, a new path is first found quickly and then depending on the cooperative path planning strategy is run to produce a better path. Zu et al. [2018]

Autonomous BVLOS Unmanned Aerial Vehicles (UAVs) are gradually gaining their share in the drone market. Together with the demand for extended levels of autonomy comes the necessity for high-performance obstacle avoidance and navigation algorithms that will allow autonomous drones to operate with minimum or no human intervention. Traditional AI algorithms have been extensively used in the literature for finding the shortest path in 2-D or 3-D environments and navigating the drones successfully through a known and stable environment. However, the situation can become much more complicated when the environment is changing or not known in advance. In this work, we explore the use of advanced artificial intelligence techniques, such as reinforcement learning, to successfully navigate a drone within unspecified environments. We compare our approach against traditional AI algoriths in a set of validation experiments on a simulation environment, and the results show that using only a couple of low-cost distance sensors it is possible to successfully navigate the drone beyond the obstacles Chronis et al. [2023].

Drones are poised to become an integral part of smart cities and improve overall life experience in the sense of monitoring pollution, accident investigation, fire-fighting, package delivery, supporting first responder activities, delivering medicine, monitoring traffic, and supervising construction sites. Drone technology can further lead to enormous secondary benefits such as reducing power consumption, conserving resources, reducing pollution, accessing hazardous and disaster areas, and increasing preparedness for emergencies Alsamhi et al. [2019].

This paper presents a method for online trajectory planning in known environments. The proposed algorithm is a fusion of sampling-based techniques and model-based optimization via quadratic programming. The former is used to efficiently generate an obstacle-free path while the latter takes into account the robot dynamical constraints to generate a time-dependent trajectory. The main contribution of this work lies on the formulation of a convex optimization problem over the generated obstacle-free path that is guaranteed to be feasible. Thus, in contrast with previously proposed methods, iterative formulations are not required. The proposed method has been compared with state-of-the-art approaches showing a significant improvement in success rate and computation time. To illustrate the effectiveness of this approach for online planning, the proposed method was applied to the fluid autonomous navigation of a quadcopter in multiple environments consisting of up to 200 obstacles. The scenarios hereinafter presented are some of the most densely cluttered experiments for online planning and navigation reported to date

The works of Shen, Michael, and Kumar (2011) and Fraundorfer et al. (2012) are among the

earliest demonstrating autonomous MAV navigation. They showed that MAVs could follow way-points in the currently estimated map, avoid obstacles, and complete exploration tasks in cluttered environments. Nonetheless, those early works fell short of demonstrating full autonomy since the former lacked onboard planning while the latter relied online mapping.

Advances in computing hardware and software, availability of robust yet lightweight sensors, such as depth cameras, and integrated vision-based localization modules, coupled with algorithmic developments, have recently enabled precise, aggressive maneuvers and navigation of MAVs in unknown environments, like the methods proposed by Thrun, Burgard, and Fox (2006); Tsardoulias, Iliakopoulou, Kargakos, and Petrou (2016), and by Cadena et al. (2016). Nevertheless, a framework combining elements from these fields to warrant fully autonomous navigation in general environments for compute-constrained MAVs is still missing since it has not been demonstrated to date.

REFERENCIA	MAPA	Planificador de rutas	Generación trayectoria	MULTI-VANT
Cieslewski et al. [2017]	Octomap	Frontier Based	Direct Velocity Control	X
Usenko et al. [2017]	Egocentric Grid	Offline RRT*	B-Splines	Х
Mohta et al. [2017]	3D-L map and 2D-G map	A*	Quadratic Programing	X
Lin et al. [2017]	TSDF	A*	Quadratic Optimization	X
Papachristos et al. [2017]	Octomap	NBVP	Direct Velocity Control	X
Oleynikova et al. [2018]	Voxel Hashing TSDF & ESDF	NBVP	Quadratic Optimization	X
Gao et al. [2018]	Regular ESDF Grid Map	Fast Marching Method	Quadratic Optimization	X
Florence et al. [2018]	Search over views	2D A*	MPC	X
Selin et al. [2019]	Octomap	NBVP	Direct Velocity Control	X
Collins and Michael [2020]	KD Tree + Sliding Voxel Map	Graph Search	Motion Primitives	X
Campos-Macías et al. [2020]	Octree	RRT	Contouring based	X
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 1: 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] 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.
- [2] 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.
- [3] Yifan Cai and Simon X. Yang. A survey on multi-robot systems. In *World Automation Congress* 2012, pages 1–6, 2012.
- [4] 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.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] Xia Chen, Guang-yao Li, and Xiang-min Chen. Path planning and cooperative control for multiple uavs based on consistency theory and voronoi diagram. In *2017 29th Chinese Control And Decision Conference (CCDC)*, pages 881–886, 2017. doi: 10.1109/CCDC.2017.7978644.
- [8] Christos Chronis, Georgios Anagnostopoulos, Elena Politi, Antonios Garyfallou, Iraklis Varlamis, and George Dimitrakopoulos. Path planning of autonomous uavs using reinforcement learning. *Journal of Physics: Conference Series*, 2526(1):012088, jun 2023. doi: 10. 1088/1742-6596/2526/1/012088. URL https://dx.doi.org/10.1088/1742-6596/2526/1/012088.
- [9] 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.
- [10] Titus Cieslewski, Elia Kaufmann, and Davide Scaramuzza. Rapid exploration with multirotors: 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.
- [11] Matthew Collins and Nathan Michael. Efficient planning for high-speed may 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.
- [12] 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.

- [13] 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.
- [14] Juan Carlos Elizondo Leal. Estrategia Descentralizada para la Exploración Multi-Robot, incluyendo Restricciones en Rango de Comunicación. PhD thesis, CINVESTAV Unidad Tamaulipas, Junio 2013.
- [15] 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.
- [16] Peter R. Florence, John Carter, Jake Ware, and Russ Tedrake. Nanomap: Fast, uncertainty-aware proximity queries with lazy search over local 3d data, 2018.
- [17] 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.
- [18] 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.
- [19] 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.
- [20] 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.
- [21] 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.
- [22] 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.
- [23] Raja Jarray, Soufiene Bouallà gue, Hegazy Rezk, and Mujahed Al-Dhaifallah. Parallel multiobjective multiverse optimizer for path planning of unmanned aerial vehicles in a dynamic environment with moving obstacles. *Drones*, 6(12), 2022. ISSN 2504-446X. doi: 10.3390/drones6120385. URL https://www.mdpi.com/2504-446X/6/12/385.
- [24] 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.
- [25] 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.

- [26] 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.
- [27] 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.
- [28] 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.
- [29] 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.
- [30] 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.
- [31] 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.
- [32] Kartik Mohta, Michael Watterson, Yash Mulgaonkar, Sikang Liu, Chao Qu, Anurag Makineni, 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.
- [33] 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.
- [34] 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.
- [35] 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.
- [36] Humberto Sandoval García. Generación de mapas utilizando vehículos aéreos no tripulados de baja altitud. Master's thesis, CINVESTAV Unidad Tamaulipas, Febrero 2013.
- [37] 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.

- [38] 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.
- [39] Shaojie Shen, Nathan Michael, and Vijay Kumar. Autonomous multi-floor indoor navigation with a computationally constrained may. In *2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pages 20–25, 2011. doi: 10.1109/ICRA.2011.5980357.
- [40] Bruno Siciliano and Oussama Khatib, editors. *Springer Handbook of Robotics*. Springer International Publishing, 2016. doi: 10.1007/978-3-319-32552-1. URL https://doi.org/10.1007/978-3-319-32552-1.
- [41] 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.
- [42] Sebastian Thrun, Wolfram Burgard, and Dieter Fox. *Probabilistic Robotics (Intelligent Robotics and Autonomous Agents)*. The MIT Press, 2005. ISBN 0262201623.
- [43] 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.
- [44] 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.
- [45] Omar Abraham Villanueva Grijalva. Control de un vehículo aéreo no tripulado (auv) para reconocimiento en interiores. Master's thesis, CINVESTAV Unidad Guadalajara, Septiembre 2015.
- [46] 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.
- [47] Jonas Westheider, Julius Rückin, and Marija Popović. Multi-uav adaptive path planning using deep reinforcement learning, 2023.
- [48] 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.
- [49] 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.

- [50] 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.
- [51] 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.
- [52] 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.
- [53] Xin Zhou, Zhepei Wang, Xiangyong Wen, Jiangchao Zhu, Chao Xu, and Fei Gao. Decentralized spatial-temporal trajectory planning for multicopter swarms, 2021.
- [54] Wei Zu, Guoliang. Fan, Yang Gao, Yao Ma, Haiying Zhang, and Haitao Zeng. Multi-uavs cooperative path planning method based on improved rrt algorithm. In *2018 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA)*, pages 1563–1567, 2018. doi: 10.1109/ICMA.2018.8484400.