

Anteproyecto

Paola Rojas Domínguez

I. PROBLEMÁTICA

Esta sección introduce el desafío central del proyecto: entrenar drones capaces de operar de manera autónoma en entornos dinámicos, complejos y potencialmente dañados. Se describe cómo condiciones como humo, calor, geometría cambiante y fallas parciales de sensores exigen sistemas de inteligencia artificial altamente adaptativos. También se explica por qué estas dificultades hacen necesario el uso de técnicas avanzadas de aprendizaje reforzado para garantizar la estabilidad, seguridad y eficacia durante misiones críticas como detección de incendios o navegación en espacios comprometidos.

Los obstáculos que enfrentan los drones al operar en ambientes dinámicos representan un desafío técnico complejo, especialmente cuando los drones deben volar de manera completamente autónoma. En el caso de SkySpec, los drones no solo deben localizar focos de incendio dentro de espacios cerrados o semi-cerrados, sino también maniobrar a través de áreas que pueden haber sido afectadas estructural o ambientalmente por el fuego. Esto implica lidiar con humo, calor, cambios repentinos en la geometría del entorno y pérdida parcial de sensores. Por lo tanto, la inteligencia artificial integrada en estos drones debe ser altamente adaptativa, capaz de aprender en tiempo real, reaccionar a condiciones no previstas y mantener la estabilidad de vuelo aun cuando las condiciones se deterioren rápidamente. Resolver esta problemática es fundamental para garantizar una operación segura, efectiva y escalable.

II. OBJETIVOS

En esta sección se presentan tanto el objetivo general como los objetivos específicos del proyecto. Se explica que el propósito principal es desarrollar modelos de aprendizaje por refuerzo que permitan a drones con distintas configuraciones adaptarse a entornos no predefinidos sin depender de entrenamiento previo sobre escenarios particulares. También se detalla el conjunto de metas específicas que abarcan desde el estudio conceptual del RL, su aplicación a diferentes subsistemas de los drones, el uso de simulaciones 3D en Isaac Sim, el entrenamiento de múltiples plataformas aéreas y la evaluación de modelos colaborativos multi-agente.

A. Objetivo General

Entrenar drones para desarrollar un modelo de inteligencia artificial capaz de navegar de forma confiable en ambientes dinámicos, cambiantes y no preestablecidos. El objetivo es que los drones puedan operar sin depender de un pre-training específico sobre un entorno concreto, sino que utilicen principios de aprendizaje reforzado (RL) para interpretar señales del ambiente, ajustar su comportamiento

y tomar decisiones autónomas en tiempo real. Esto permitirá que distintos drones—con diferentes configuraciones físicas y de sensores—puedan adaptarse a escenarios inéditos, aumentando su versatilidad en misiones críticas como búsqueda de fuego, entrega de materiales, prevención de propagación y cooperación en enjambres robóticos.

B. Objetivos Específicos

- 1) Estudio de Reinforcement Learning (RL) aplicado a robots en general: Comprender los fundamentos teóricos y prácticos del RL, incluyendo cómo los agentes aprenden mediante recompensas y castigos (rewards y penalties).
 - a) Analizar en detalle los componentes principales del RL: funciones de recompensa, política, valor, exploración-explotación, episodios y entornos.
 - b) Mapear estos componentes del RL hacia subsistemas específicos de los drones, como motores, sensores, controladores, actitud, altitud y navegación general.
 - c) Entrenar, medir y evaluar la estabilidad de vuelo, precisión de navegación y robustez operacional de los drones aplicando RL en sus distintos módulos funcionales.
- 2) Implementar RL para que los drones aprendan rutas de navegación óptimas y seguras.
- 3) Utilizar simulaciones 3D en la plataforma NVIDIA Isaac Sim para entrenar modelos de navegación basados en RL.
- 4) Entrenar modelos 3D de drones en entornos virtuales realistas dentro de Isaac Sim empleando estrategias avanzadas de IA con RL.
- 5) Ejecutar simulaciones usando los modelos ya entrenados, analizar su desempeño y retroalimentar el proceso repitiendo los ciclos de entrenamiento-ejecución para mejorar la navegación.
- 6) Repetir los pasos anteriores utilizando múltiples configuraciones de drones con diferentes pesos, tamaños, sensores y dinámicas aerodinámicas.
- 7) Establecer comparaciones cuantitativas entre modelos de drones, midiendo eficiencia, estabilidad, robustez y velocidad de aprendizaje.
- 8) Intercambiar los modelos RL entrenados entre diferentes drones para evaluar su capacidad de transferencia y permitir re-entrenamiento adaptativo según las características físicas del nuevo dron.
- 9) Entrenar entre 2 y 5 drones para que comparten información sensorial y generen un modelo colaborativo basado en RL multi-agente.

- 10) Entrenar y evaluar modelos RL colaborativos utilizando diferentes combinaciones de tipos de drones y diferentes tamaños de enjambres.

III. MILESTONES

Esta sección resume los hitos planificados que estructuran el avance del proyecto, especialmente considerando la participación de un equipo de cinco estudiantes. Los milestones abarcan desde la creación de modelos 3D de drones y la definición de trayectorias básicas, hasta la implementación progresiva del aprendizaje reforzado, la evaluación entre distintos drones y el entrenamiento colaborativo en entornos multi-agente. Cada hito representa un bloque de desarrollo técnico diseñado para asegurar un progreso ordenado y medible a lo largo del proyecto. Considerar que la estancia fue planificada para cinco estudiantes.

- 1) Creación y validación de modelos 3D de drones en herramientas de diseño 3D.
- 2) Generación de trayectorias básicas y movimientos aerodinámicos dentro de ambientes 3D simulados.
- 3) Ejecución de control manual de drones dentro de NVIDIA Isaac Sim para establecer líneas base y escenarios de referencia.
- 4) Dominio conceptual de RL aplicado a drones.
- 5) Implementación inicial de modelos RL en componentes del dron.
- 6) Entrenamiento de navegación autónoma en Isaac Sim.
- 7) Evaluación comparativa entre diferentes configuraciones de drones.
- 8) Entrenamiento de modelos multi-agente.
- 9) Validación de cooperación entre drones heterogéneos.

IV. RESULTADOS ESPERADOS AL FINAL DEL PROYECTO

En esta sección se detallan las metas que se espera alcanzar al concluir el proyecto, tanto en términos teóricos como prácticos. Entre ellas destacan el dominio conceptual del RL aplicado a drones, la construcción de modelos 3D funcionales, los primeros sistemas de estabilidad mediante RL, la navegación autónoma inicial y avanzada, y la coordinación entre múltiples drones con intercambio de políticas y colaboración multi-agente. Se establece así un conjunto claro de indicadores que permitirán evaluar el éxito del proyecto.

- 1) Dominio conceptual robusto sobre RL aplicado a drones. Comprensión profunda de rewards, policies, funciones de valor, exploración/explotación y cómo estos se trasladan a motores, sensores y actuadores del dron.
- 2) Modelos 3D funcionales y control manual estable en Isaac Sim. Los drones pueden volar manualmente de forma fluida en entornos 3D, con modelos completamente operacionales.
- 3) Entrenamiento inicial de RL aplicado a subsistemas de drones. Primeros modelos de RL manejan estabilidad y actitud del dron con resultados aceptables y reproducibles.
- 4) Navegación autónoma básica en Isaac Sim. Los drones alcanzan puntos objetivo evitando obstáculos simples en ambientes simulados.

- 5) Navegación avanzada en múltiples drones con distintos modelos. Ambiente más complejo, mejores políticas de navegación, transferencia de modelos entre drones.
- 6) Colaboración multi-agente entre 2–5 drones. Los drones comparten inputs y optimizan rutas colectivamente. Resultados moderados pero funcionales.

V. OTRAS ACTIVIDADES

Aquí se presentan las actividades complementarias que enriquecerán la experiencia formativa del proyecto y aportarán valor adicional. Estas incluyen el entrenamiento de modelos de visión computacional aplicados a imágenes satelitales, la asistencia a conferencias en OIST para elaborar resúmenes analíticos, y el diseño e impartición de un curso de robótica para niños utilizando plataformas educativas. También se menciona un resultado final ampliado que integra navegación avanzada, colaboración madura entre drones y un dashboard predictivo completo.

- Entrenar modelos de visión computacional capaces de detectar barcos en imágenes satelitales y estimar su tipo, velocidad, aceleración, objetivo probable y tiempo estimado de llegada al puerto. Estos modelos serán integrados en un dashboard de simulación para análisis predictivo. Imágenes satelitales RGP y hyperspectral son estimados ser usados.
- Asistir a distintas conferencias dentro de OIST, tomar notas y hacer resúmenes de una página sobre los puntos más importantes.
- Diseñar e impartir un curso de robótica para niños. Se verán temas como programación de bloques, Inteligencia Artificial y modelos básicos de robots. Se usarán softwares como LEGO Mindstorms, Gearbots y Scratch.
- Resultado final: Proyecto mucho más completo: navegación refinada, colaboración madura, dashboard predictivo terminado.

VI. CRONOGRAMA TENTATIVO

Esta sección organiza de manera temporal todas las actividades principales del proyecto, distribuidas desde agosto hasta enero. A través de una tabla estructurada se asignan meses específicos a los temas de estudio, implementación técnica y desarrollo experimental, alineándolos con los milestones correspondientes. El cronograma proporciona una visión clara de la progresión esperada y permite planificar el trabajo de forma eficiente, asegurando que los objetivos y entregables sean alcanzados dentro del periodo de la estancia.

Periodo	Actividades Principales	Entregables
Agosto	Aprender conceptos básicos sobre NVIDIA Omniverse	Milestone 1
Septiembre	Modelos 3D. Control manual	Milestone 2
Octubre	Fundamentos RL. RL en subsistemas del dron	Milestone 3 y 4
Noviembre	Navegación autónoma inicial. Entrenamiento RL iterativo	Milestone 5 y 6
Diciembre	Comparación entre drones. Intercambio de modelos RL	Milestone 7
Enero	RL colaborativo con 2–5 drones, Percepción colectiva	Milestone 8 y 9