

Escuela Superior Politécnica del Litoral

Facultad de Ingeniería en Mecánica y Ciencias de la Producción

Desarrollo de un sistema inteligente para predecir el comportamiento de incendios forestales utilizando drones

INGE-2724

Proyecto Integrador

Previo la obtención del Título de:

Ingeniero en Mecatrónica

Presentado por:

Sebastián Elmo Ramos Avilés

Edgar Ignacio Narváez Muñoz

Guayaquil - Ecuador

Año: 2024

Dedicatoria

A mis padres, Elmo Ramos Merino y Hilda Carmela Avilez Zotomayor, por ser mi guía, fortaleza y apoyo incondicional en cada etapa de mi vida. A mi padre, cuya integridad y ejemplo me han inspirado a ser mejor cada día. Y a mi madre, una abogada admirable, por su amor, sabiduría y enseñanzas que siempre me han impulsado hacia adelante.

Elmo Sebastián Ramos Avilez

Dedicatoria

A mi padre Julio Arturo Narváez Escobar por ser mi modelo de resiliencia, perseverancia y responsabilidad, por guiarme a lo largo de todo este trayecto, por estar siempre ahí brindarme su ayuda en todo lo posible y su cariño, a mi madre Silvia Rocío Muñoz Pérez por todo el amor, dedicación, apoyo y cuidado que me da, por motivarme a seguir adelante hasta lograr mis metas y nunca rendirme. Y a mis hermanas por darme su apoyo y estar siempre para mí.

Edgar Narváez Muñoz

Agradecimientos

Queremos expresar nuestro más sincero agradecimiento a todas las personas e instituciones que contribuyeron de manera significativa a la realización de esta tesis.

En especial, a los doctores Yumbla Arévalo Francisco Xavier, PhD y Fajardo Pruna Marcelo Rodolfo, PhD, cuyo conocimiento, orientación y constante apoyo fueron fundamentales para el desarrollo de este trabajo. Su compromiso y dedicación no solo enriquecieron el proceso, sino que también nos inspiraron a superar desafíos y a mantenernos enfocados en nuestros objetivos.

Asimismo, agradecemos profundamente a Cell2Fire, a CIDIS y a la GCOM, por proporcionar datos valiosos que nos sirvieron para elaborar los análisis y comparativas además de ofrecer capacitación especializada sobre el modelado de combustibles. Su colaboración fue clave para el diseño y validación de las simulaciones realizadas en esta investigación.

Gracias a todos por su ayuda, paciencia y confianza en este proyecto, que no habría sido posible sin su apoyo.

Declaración Expresa

Nosotros Elmo Sebastian Ramos Aviles, Edgar Ignacio Narváz Muñoz acordamos y reconocemos que:

La titularidad de los derechos patrimoniales de autor (derechos de autor) del proyecto de graduación corresponderá al autor o autores, sin perjuicio de lo cual la ESPOL recibe en este acto una licencia gratuita de plazo indefinido para el uso no comercial y comercial de la obra con facultad de sublicenciar, incluyendo la autorización para su divulgación, así como para la creación y uso de obras derivadas. En el caso de usos comerciales se respetará el porcentaje de participación en beneficios que corresponda a favor del autor o autores.

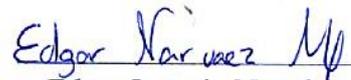
La titularidad total y exclusiva sobre los derechos patrimoniales de patente de invención, modelo de utilidad, diseño industrial, secreto industrial, software o información no divulgada que corresponda o pueda corresponder respecto de cualquier investigación, desarrollo tecnológico o invención realizada por nosotros durante el desarrollo del proyecto de graduación, pertenecerán de forma total, exclusiva e indivisible a la ESPOL, sin perjuicio del porcentaje que nos corresponda de los beneficios económicos que la ESPOL reciba por la explotación de nuestra innovación, de ser el caso.

En los casos donde la Oficina de Transferencia de Resultados de Investigación (OTRI) de la ESPOL comunique a los autores que existe una innovación potencialmente patentable sobre los resultados del proyecto de graduación, no se realizará publicación o divulgación alguna, sin la autorización expresa y previa de la ESPOL.

Guayaquil, 6 de octubre del 2024.



Elmo Sebastián Ramos
Aviles



Edgar Ignacio Narváz
Muñoz

Evaluadores

Bryan Joao Puruncajas Maza, Ph.D.

Profesor de Materia

Marcelo Rodolfo Fajardo Pruna, Ph.D.

Tutor de proyecto

Resumen

El proyecto tiene como objetivo diseñar un sistema de monitoreo para predecir el comportamiento de incendios forestales, utilizando drones equipados con cámaras RGB y redes neuronales para clasificar tipos de combustible y modelar la propagación del fuego. Este sistema busca proporcionar una herramienta eficiente para la gestión de incendios, justificada por la necesidad de mitigar su impacto ambiental, social y económico. Durante el desarrollo, se diseñó un sistema de acoplamiento para integrar cámaras de alta resolución (Arducam IMX477) con dos grados de libertad en un dron DJI Matrice 300 RTK, empleando una GPU Jetson Nano para el procesamiento de datos. Se desarrolló una interfaz para permitir la descarga y procesamiento de datos satelitales disponibles, permitiendo al usuario definir el tamaño de las celdas, calcular pendientes y orientaciones, y generar modelos de propagación del fuego. Los resultados demostraron que el diseño es funcional, con simulaciones que mostraron una precisión superior al 90% en la clasificación de combustibles y un modelado coherente del comportamiento del fuego bajo distintas condiciones ambientales. Se concluye que el sistema propuesto es escalable, adaptable y contribuye significativamente a la gestión preventiva de incendios forestales.

Palabras clave: Diseño de sistema, Incendios forestales, Predicción, Drones, Datos satelitales.

Abstract

The project aims to design a monitoring system to predict wildfire behavior using drones equipped with RGB cameras and neural networks to classify fuel types and model fire spread. This system seeks to provide an efficient tool for wildfire management, justified by the need to mitigate its environmental, social, and economic impact. During the development, a coupling system was designed to integrate high-resolution cameras (Arducam IMX477) with two degrees of freedom into a DJI Matrice 300 RTK drone, utilizing a Jetson Nano GPU for data processing. An interface was developed to enable the downloading and processing of available satellite data, allowing the user to define cell sizes, calculate slopes and orientations, and generate fire spread models. The results demonstrated that the design is functional, with simulations achieving over 90% accuracy in fuel classification and consistent modeling of fire behavior under various environmental conditions. It is concluded that the proposed system is scalable, adaptable, and significantly contributes to preventive wildfire management.

Keywords: System design, Wildfires, Prediction, Drones, Satellite data.

Índice general

Resumen.....	I
Abstract.....	II
Abreviaturas.....	VII
Simbología.....	VIII
Índice de figuras.....	IX
Índice de tablas.....	X
Índice de planos.....	XI
Capítulo 1.....	1
1. Introducción.....	2
1.1 Descripción del problema.....	2
1.2 Justificación del problema.....	4
1.3 Objetivos.....	5
1.3.1 Objetivo general.....	5
1.3.2 Objetivos específicos.....	5
1.4 Marco teórico.....	5
1.4.1 Monitoreo general de bosques.....	6
1.4.2 Tecnologías modernas de monitoreo.....	6
1.4.3 Impacto ambiental y social.....	7
1.4.4 Monitoreo de incendios forestales.....	7
1.4.5 Métodos de detección.....	7
1.4.6 Rol de la tecnología en la prevención y detección temprana.....	10
1.4.7 Casos de éxito.....	11
1.4.8 Características de los sistemas de monitoreo forestal.....	11
1.4.9 Procesamiento y visualización de datos.....	14
1.4.10 Limitaciones del monitoreo de incendios forestales en Ecuador.....	14
Capítulo 2.....	17

2.	Metodología	18
2.1	Requerimientos.....	18
2.2	Especificaciones generales del sistema	19
2.3	Formulación de las alternativas solución	21
2.4	Criterios de selección	25
2.5	Alternativa ganadora	26
2.6	Diagrama metodológico	27
2.7	Justificación de los métodos y diseño escogidos	29
2.8	Selección de la arquitectura de red neuronal para la clasificación de modelos de combustible.....	32
2.8.1	Elección del modelo: ResNet-18	33
2.8.2	Estructura de ResNet-18	33
2.8.3	Tamaño de imagen (416×416).....	34
2.8.4	Limitaciones computacionales.....	34
2.8.5	Justificación comparativa.....	35
2.9	Herramientas y tecnologías	35
2.10	Selección de la GPU.....	36
2.11	Matriz de decisión para la selección del dron	37
2.12	Selección de la cámara	37
2.12.1	Cámara seleccionada.....	38
2.13	Detalles del algoritmo implementado	38
2.14	Objetivo del algoritmo y pseudocódigo:	39
2.15	Estructura modular del código.....	40
2.16	Cumplimiento de normas IEEE.....	40
2.17	Cálculo	41
2.17.1	Cálculo de la tasa de propagación del incendio.....	41
2.17.2	Cálculo de la tasa de propagación del incendio para el combustible TU1	46

2.17.3	Cálculo paso a paso.....	46
2.17.4	Cálculo de la pendiente y dirección	48
2.18	División del terreno en celdas	49
2.18.1	Actualización de estados de las celdas.....	49
2.19	Generación de resultados.....	49
2.20	Validación de los prototipos	50
2.21	Validación del diseño estructural	50
2.22	Validación de la red neuronal	51
2.23	Validación de la interfaz de simulación.....	52
Capítulo 3.....		54
3.	Resultados y análisis	55
3.1	Identificación de modelos de combustible mediante redes neuronales.....	55
3.1.1	Estudio preliminar del bosque protector de la ESPOL	55
3.1.2	Entrenamiento clasificatorio para modelos de combustible	56
3.1.3	Manejo de solapamiento con zonas urbanas	57
3.2	Detección de edificaciones y zonas urbanas	57
3.2.1	Entrenamiento para detección de edificaciones.....	58
3.2.2	Criterio para clasificación de zonas urbanas.....	61
3.3	Discusión.....	61
3.4	Diseño e integración de la cámara y electrónica en el DJI Matrice 300 RTK	64
3.4.1	Proceso de diseño.....	64
3.4.2	Componentes eléctricos	66
3.4.3	Componentes mecánicos.....	67
3.4.4	Diseño modular y materiales utilizados	68
3.4.5	Integración y compatibilidad	68
3.4.6	Simulación dinámica de la cámara con dos grados de libertad	68
3.4.7	Resultados del análisis de esfuerzos	74

3.5	Desarrollo de una interfaz intuitiva para la simulación de incendios forestales	76
3.5.1	Obtención de datos.....	77
3.5.2	Configuración climática.....	78
3.5.3	Configuración de ignición.....	79
3.5.4	Inicio de simulación.....	80
3.5.5	Características de la interfaz	81
3.5.6	Resultado de la interfaz.....	81
3.5.7	Resultados	81
Capítulo 4.....		82
4.	Conclusiones y recomendaciones	83
4.1	Conclusiones	83
4.2	Recomendaciones.....	84
Referencias.....		86
Apéndices.....		90

Abreviaturas

CNN	Convolutional Neural Network
DEM Digital	Elevation Model
FAO	Food and Agriculture Organization of the United Nations
GEE Google	Earth Engine
IDEAM	Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales
IoT	Internet of Things
NDVI	Normalized Difference Vegetation Index
RGB	Red, Green, Blue
SIG	Sistemas de Información Geográfica
UAV	Unmanned Aerial Vehicle
CIDIS	Centro de Investigación Desarrollo e Innovación de Sistemas Computacionales
GCOM	Gerencia de Comunicación

Simbología

- R Tasa de propagación del fuego.
- U Velocidad del viento (m/s).
- H Contenido de humedad del combustible (%).
- TU1 Modelo de combustible Tall Grass and Understory.

Índice de figuras

Figura 1.1 Distribución de incendios forestales en las regiones del Ecuador continental.....	3
Figura 1.2 Análisis interanual de áreas de quema (ha) para el período 2001-2020.....	4
Figura 2.1 Imágenes tomadas de Landsat-8 de la zona California/Usa.....	22
Figura 2.2 Sistema de redes de sensores inalámbricos integrado con múltiples tecnologías ..	23
Figura 2.3 Visualización de un enjambre de drones en operación sobre un bosque denso	24
Figura 2.4 Descripción visual del dron con RGB y red neuronal	25
Figura 2.5 Diagrama metodológico	28
Figura 2.6 Diagrama de entidades	40
Figura 3.1 Evolución de la pérdida y la precisión durante el entrenamiento del modelo TU157	
Figura 3.2 Curva de Precisión-Recall - Detección techos	59
Figura 3.3 Curva de Recall-Confianza - Detección techos.....	60
Figura 3.4 Curva de F1-Confianza - Detección techos.....	60
Figura 3.5 Archivo JSON generado con la clasificación automática de imágenes	63
Figura 3.6 Dron DJI Matrice 300 RTK con montaje	64
Figura 3.7 Cámara de 2 grados de libertad	66
Figura 3.8 Inicio de la simulación cámara de 2 grados de libertad.....	69
Figura 3.9 Rotación en Y de la cámara.....	69
Figura 3.10 Giro de la cámara abarcando amplio rango en el eje Y.....	70
Figura 3.11 Giro de la cámara en el eje X	71
Figura 3.12 Giro de la cámara abarcando amplio rango en el eje X.....	71
Figura 3.13 Finalización de la simulación de la cámara en el eje X.....	72
Figura 3.14 Grafica del primer soporte (Y- YAWL).....	73
Figura 3.15 Grafica del segundo soporte (X- pitch)	73
Figura 3.16 Inicio de la simulación con ambos servos para la cámara.....	74
Figura 3.17 Fin de la simulación con ambos servos para la cámara.....	74
Figura 3.18 Fin de la simulación con ambos servos para la cámara.....	76
Figura 3.19 Módulo de generación de datos en la interfaz interactiva	77
Figura 3.20 Módulo de generación del archivo weather.csv	78
Figura 3.21 Modulo punto de ignición	79
Figura 3.22 Módulo de simulación de incendios forestales.....	80

Índice de tablas

Tabla 2.1 Tabla de características que tiene una propuesta solución a la problemática	18
Tabla 2.2 Especificaciones generales del sistema.....	20
Tabla 2.3 Ponderación de criterios de solución	26
Tabla 2.4 Tabla de ponderación de las alternativas	27
Tabla 2.5 Matrix decisión de la arquitectura neuronal	35
Tabla 2.6 Matrix decisión de la GPU.....	36
Tabla 2.7 Matrix decisión del drone	37
Tabla 2.8 Matrix decisión de la cámara	38
Tabla 2.9 Seudocódigo del algoritmo	39

Índice de planos

- PLANO 1 Brazo superior de la cámara
- PLANO 2 Soportes de los servomotores
- PLANO 3 Brazo inferior de la cámara
- PLANO 4 Case de la electrónica
- PLANO 5 Tapa del case de electrónica
- PLANO 6 Ensamble

Capítulo 1

1. Introducción

En las últimas décadas, los cambios climáticos globales han alterado significativamente el entorno, creando condiciones adversas para el medio ambiente y las sociedades humanas. Uno de los efectos más preocupantes es el aumento de la frecuencia e intensidad de los incendios forestales, especialmente en regiones vulnerables. En América del Sur, la sequía ha favorecido la proliferación de incendios, poniendo en riesgo la biodiversidad y la calidad de vida de las comunidades locales [1]. Los incendios no solo destruyen la vegetación y los ecosistemas, sino que también liberan grandes cantidades de dióxido de carbono, intensificando el calentamiento global [2]. Según Rodríguez et al. (2022), los incendios tienen un impacto devastador sobre los ecosistemas tropicales, afectando la biodiversidad y los servicios ecosistémicos [3].

Ante este desafío, el uso de tecnologías avanzadas como drones equipados con redes neuronales emerge como una solución prometedora. Estos drones permiten recopilar datos cruciales sobre el terreno y las condiciones de vegetación en áreas de riesgo, alimentando modelos predictivos como el de Rothermel para simular la propagación de incendios en tiempo real [4]. Esta tecnología mejora la capacidad de respuesta de instituciones como el Cuerpo de Bomberos Forestales de Ecuador, optimizando la distribución de recursos y personal, y ayudando a mitigar los impactos económicos y sanitarios de los incendios forestales.

1.1 Descripción del problema

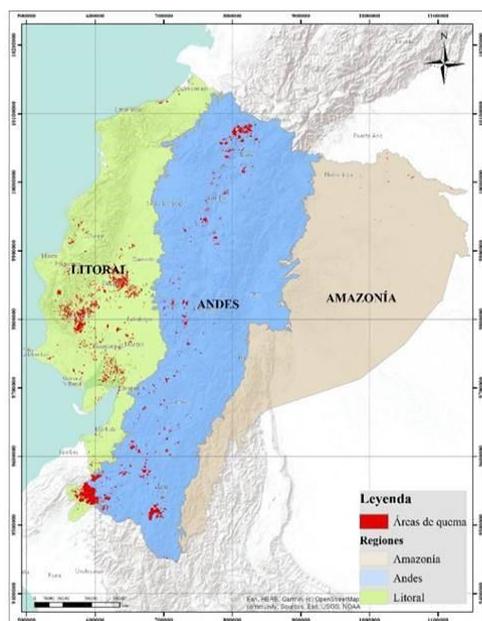
Los incendios forestales en Ecuador se han intensificado en los últimos años, afectando especialmente las regiones de la Sierra y la Costa. El cambio climático y las actividades humanas, como la agricultura y la quema de terrenos, han incrementado su frecuencia y magnitud. Según Arias et al. (2022), factores climáticos como las sequías prolongadas y las altas temperaturas son claves en la propagación del fuego en estas áreas [3]. Además, estos

incendios no solo destruyen la vegetación, sino que también contribuyen significativamente al cambio climático, liberando grandes cantidades de CO₂ y otros gases de efecto invernadero [2].

El impacto ambiental genera gran pérdida de biodiversidad y degradación de los suelos, incrementando la susceptibilidad a la erosión y la desertificación. Según WWF Ecuador (2024), esta degradación amenaza tanto los ecosistemas como las comunidades locales que dependen de estos recursos naturales para su sustento [1]. En 2024, se reportaron más de 1,000 incendios forestales en el país, afectando miles de hectáreas de vegetación, lo que refleja la gravedad de la situación [6].

Figura 1.1

Distribución de incendios forestales en las regiones del Ecuador continental

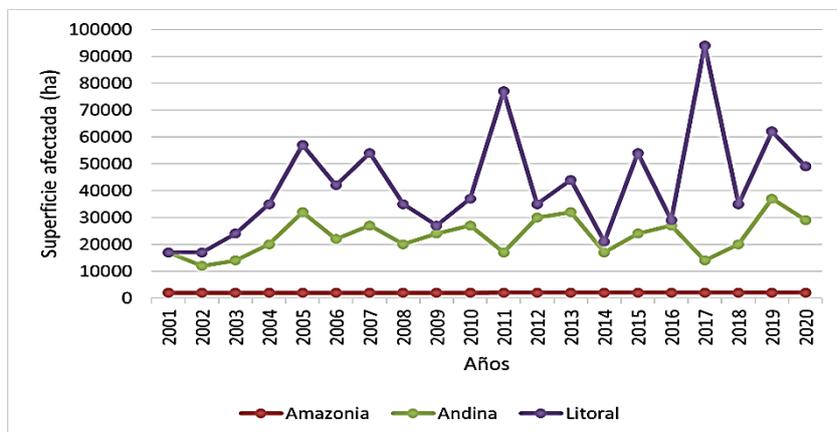


Nota. Mapa elaborado con base en datos del Ministerio del Ambiente, Agua y Transición Ecológica (2013).

Aunque se han implementado esfuerzos para mitigar los incendios, la falta de tecnologías predictivas limita la capacidad de respuesta. El uso de herramientas avanzadas, como drones equipados con redes neuronales, podría mejorar la gestión de riesgos y la eficiencia en la distribución de recursos [2].

Figura 1.2

Análisis interanual de áreas de quema (ha) para el período 2001-2020



1.2 Justificación del problema

Ecuador, un país de biodiversidad excepcional, es fundamental en la conservación global. Mena Vásquez (2002) resalta que “Ecuador es un país privilegiado en términos de biodiversidad, somos los campeones del mundo” (p. 8) [5]. Este privilegio hace que el país sea esencial en el cumplimiento de los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS), especialmente en los relacionados con la protección de los ecosistemas terrestres (ODS 15) y la acción por el clima (ODS 13).

Sin embargo, la amenaza de los incendios forestales pone en riesgo este valioso patrimonio natural. En septiembre de 2024, Quito experimentó un devastador incendio en el sector de Guápulo, que afectó el Parque Metropolitano Guanguiltagua y el cerro Auqui, exacerbado por una grave sequía y altas temperaturas [7]. Este evento resalta la vulnerabilidad de las áreas urbanas ante los incendios forestales y la necesidad de una respuesta más efectiva.

La creciente magnitud de estos incendios subraya la urgencia de implementar tecnologías avanzadas para la predicción y manejo de incendios. Drones equipados con redes neuronales pueden mejorar la eficiencia en la respuesta a emergencias, permitiendo una mejor distribución de los recursos y mitigando el impacto ambiental y social de los incendios forestales.

1.3 Objetivos

1.3.1 Objetivo general

Desarrollar un sistema de monitoreo de incendios forestales con drones RGB para mapear áreas, modelar combustibles, predecir el comportamiento del fuego y apoyar en decisiones de gestión.

1.3.2 Objetivos específicos

1. Desarrollar el sistema de monitoreo utilizando drones con cámaras RGB para mapear secciones del bosque, recopilando datos sobre el modelo de combustible en diversas ubicaciones.
2. Generar un archivo de ubicación y modelo de combustible para cada sección mapeada, utilizado en predicciones de incendios mediante un modelo matemático, con interfaz que gestiona la lógica del modelo.
3. Diseñar el montaje de la cámara con dos grados de libertad en CAD, asegurando su integración en el dron para la captura precisa de imágenes y el análisis del terreno.

1.4 Marco teórico

El monitoreo de bosques es una herramienta esencial para evaluar el estado de los ecosistemas, identificar amenazas como incendios forestales y planificar estrategias de conservación. A lo largo del tiempo, ha evolucionado desde métodos tradicionales, como inventarios manuales, hasta sistemas avanzados que integran tecnologías como sensores, drones y plataformas digitales, permitiendo un análisis más preciso, eficiente y en tiempo real de los recursos forestales. Este avance tecnológico ha ampliado las posibilidades de gestión sostenible, adaptándose a los desafíos ambientales actuales.

1.4.1 Monitoreo general de bosques

En general es una herramienta clave para evaluar la dinámica de los ecosistemas forestales, permitiendo detectar cambios en la cobertura vegetal, la biodiversidad y la presencia de amenazas como la deforestación o incendios forestales (FAO, 2024). Este proceso se basa en la recopilación sistemática de datos mediante diversas tecnologías, como sensores remotos, drones y sistemas de inteligencia artificial, facilitando la toma de decisiones para la gestión sostenible de los recursos forestales (IDEAM, 2024).

1.4.1.1 Métodos tradicionales de monitoreo

Aunque limitados en alcance y frecuencia, los métodos tradicionales siguen siendo relevantes en regiones con recursos tecnológicos limitados. Las técnicas de inventarios forestales manuales y muestreo sistemático o aleatorio han sido utilizadas por décadas, pero requieren mucho tiempo y esfuerzo para grandes áreas.

1.4.2 Tecnologías modernas de monitoreo

En los últimos años, las tecnologías han mejorado considerablemente. Los sistemas de monitoreo remoto, como las imágenes satelitales y los drones, permiten la detección temprana de incendios, la evaluación de la salud de los árboles y la medición del carbono en los bosques.

1.4.2.1 Uso de drones en el monitoreo forestal

Los drones han revolucionado el monitoreo forestal al ofrecer imágenes aéreas de alta resolución y datos multiespectrales que permiten evaluar la salud de los árboles, identificar áreas de estrés y detectar incendios con gran precisión. Investigaciones como las de Troles et al. han demostrado cómo el uso de aprendizaje profundo en drones facilita la realización de inventarios forestales y la evaluación de la vitalidad de los bosques, mientras que Yanik et al. proponen sistemas de bajo costo para la detección temprana de incendios, mejorando la respuesta ante emergencias [10][11].

1.4.3 Impacto ambiental y social

Las tecnologías modernas de monitoreo forestal, como los UAVs, las imágenes satelitales y los sensores remotos, mejoran la conservación de la biodiversidad, permiten detectar actividades ilegales como la tala no autorizada y ayudan a mitigar el cambio climático al medir la capacidad de los bosques para almacenar carbono.

Socialmente, estas tecnologías generan nuevas oportunidades laborales, impulsan la capacitación técnica en comunidades locales y favorecen la sostenibilidad de los ecosistemas de los que dependen. Además, fortalecen la educación ambiental mediante el uso de mapas y análisis visuales, promoviendo la participación de las comunidades en la conservación.

1.4.4 Monitoreo de incendios forestales

El monitoreo de incendios forestales es crucial para la gestión de ecosistemas, la protección de la biodiversidad y la prevención de desastres naturales. La detección temprana y la respuesta rápida son factores clave para reducir los impactos de los incendios en el medio ambiente, las comunidades y la economía. Tecnologías avanzadas como los UAVs (vehículos aéreos no tripulados), satélites y sensores térmicos han revolucionado la forma en que se detectan y gestionan los incendios forestales. Además, el uso de inteligencia artificial (IA) y algoritmos de aprendizaje automático permite tomar decisiones más informadas y precisas, optimizando las estrategias para mitigar los efectos del fuego en los bosques y el clima.

1.4.5 Métodos de detección

La detección oportuna de incendios forestales es esencial para gestionar eficazmente los ecosistemas y reducir los impactos ambientales y económicos. Si bien los métodos tradicionales, como la observación directa y los reportes manuales siguen siendo utilizados, estos presentan limitaciones en cuanto a alcance y tiempo de respuesta. En este sentido, las tecnologías avanzadas han demostrado ser más eficientes, proporcionando soluciones precisas

y oportunas. Entre estas se encuentran las cámaras térmicas, que son capaces de detectar las temperaturas anómalas asociadas con incendios en sus primeras etapas, y los sensores remotos montados en drones, que permiten un monitoreo en tiempo real desde el aire, proporcionando datos geoespaciales valiosos para la gestión del fuego [12][24]. Además, los sistemas automatizados de monitoreo forestal han mejorado la capacidad de respuesta, integrando sensores y plataformas tecnológicas que facilitan una detección proactiva y eficiente de incendios forestales [23]. Tecnologías como las unidades aéreas no tripuladas (UAVs), descritas por Meleti y Razi, permiten una detección más rápida mediante análisis de patrones de humo y temperaturas inusuales, optimizando la respuesta temprana ante incendios [12].

1.4.5.1 Cámaras térmicas

Las cámaras térmicas son herramientas esenciales en la detección de incendios forestales. Al detectar anomalías en la temperatura, estas cámaras identifican puntos calientes que pueden preceder a un incendio. Cuando se integran en drones o torres de vigilancia, permiten realizar un monitoreo continuo en tiempo real con alta sensibilidad térmica, lo que las convierte en un recurso fundamental para la prevención de incendios. Gracias a su capacidad para operar en condiciones de baja visibilidad, como durante la noche o en ambientes de humo denso, las cámaras térmicas ofrecen un valor crucial en el reconocimiento anticipado [12][24].

1.4.5.2 Sensores ambientales

Los sensores ambientales son dispositivos que miden variables clave como humedad, temperatura, y concentración de partículas en el aire, proporcionando datos valiosos para identificar condiciones que favorezcan la propagación de incendios. Estos sensores se integran a menudo en redes IoT (Internet de las Cosas), lo que permite generar alertas automáticas en tiempo real. Su implementación en áreas remotas o de difícil acceso es especialmente valiosa,

ya que brindan información constante sobre las condiciones ambientales, favoreciendo una intervención oportuna y evitando la expansión de los incendios [9].

1.4.5.3 Sistemas automatizados de monitoreo

Los sistemas automatizados de monitoreo, como FireWatch, utilizan cámaras ópticas junto con algoritmos de detección avanzada para identificar señales tempranas de fuego y humo, lo que facilita la detección en tiempo real. Estos sistemas, diseñados para operar sin intervención humana, permiten una cobertura continua y eficiente, especialmente en áreas de alta densidad vegetal donde la vigilancia manual es limitada. La integración de inteligencia artificial en estos sistemas mejora la precisión, disminuyendo las falsas alarmas y optimizando la respuesta a incendios forestales [10].

1.4.5.4 Monitoreo con drones

El monitoreo de incendios mediante drones ha crecido significativamente en los últimos años. Equipados con cámaras térmicas y algoritmos de inteligencia artificial, los drones permiten realizar patrullajes sistemáticos y detectar señales tempranas de incendios, como el humo o las variaciones térmicas. Investigaciones como las de Yanık. [11] proponen el uso de redes neuronales convolucionales (CNN) para mejorar la precisión de la detección de incendios, reduciendo las falsas alarmas y ampliando la cobertura de los vuelos de los drones. Estos sistemas de bajo costo ofrecen una alternativa altamente efectiva para la detección temprana, especialmente en zonas de difícil acceso.

1.4.5.5 Detección mediante satélites

Los satélites equipados con sensores multispectrales, como los de Landsat-8, son una herramienta fundamental para la detección de incendios forestales a gran escala. Estos satélites permiten identificar focos de calor con alta precisión, incluso en condiciones atmosféricas adversas. La integración de imágenes satelitales con algoritmos de aprendizaje profundo ha mejorado significativamente la capacidad para identificar incendios en sus primeras etapas, lo

que facilita una respuesta rápida. Además, el uso de redes neuronales artificiales aplicadas a imágenes del satélite NOAA-AVHRR ha demostrado ser eficaz para identificar áreas con mayor riesgo de incendios, proporcionando valiosos datos para la prevención y gestión de incendios forestales [16][21]. Este tipo de monitoreo es esencial para detectar incendios en lugares remotos donde las tecnologías de monitoreo terrestre pueden no ser viables.

1.4.6 Rol de la tecnología en la prevención y detección temprana

La integración de drones con cámaras RGB y técnicas de aprendizaje profundo ha revolucionado la detección temprana de incendios forestales, permitiendo identificar áreas de riesgo y detectar incendios en sus primeras etapas. Los drones ofrecen monitoreo aéreo a bajo costo y en tiempo real, ideales para identificar cambios en la vegetación o focos de calor visibles. El sistema monocular desarrollado por Boroujeni destaca por su efectividad en identificar patrones visuales relacionados con riesgos de incendio.

La detección se mejora aún más con redes neuronales, como el sistema propuesto por Yanık, que utiliza drones de bajo costo para identificar focos de fuego y humo, incluso en condiciones difíciles [11]. Además, Meleti y Razi 2023, proponen el análisis temporal de patrones de humo, utilizando redes neuronales recurrentes para mejorar la detección en áreas cubiertas por vegetación densa o condiciones meteorológicas adversas [12]. Este enfoque puede diferenciar entre incendios y otras fuentes de humo, como niebla o polvo, mejorando la precisión en escenarios complejos.

El uso de drones combinados con técnicas de aprendizaje profundo también permite mapear áreas en riesgo. Troles et al. [10] muestran cómo UAVs pueden evaluar la vitalidad de los árboles, lo que ayuda a identificar zonas vulnerables a incendios y facilita la planificación territorial. Según Rodríguez et al. [3], la implementación de sistemas integrados de monitoreo y respuesta rápida, que incluyan drones y redes neuronales, puede mitigar el impacto de incendios en ecosistemas tropicales.

1.4.7 Casos de éxito

El uso de inteligencia artificial (IA) en imágenes satelitales ha demostrado su efectividad en la detección temprana de incendios forestales. Un estudio mostró que un modelo de IA alcanzó una precisión del 87.2% y una tasa de recuperación del 92.4%, superando los métodos tradicionales [16].

El sistema de drones de bajo costo mencionado previamente alcanzó una tasa de éxito superior al 90% en la detección de incendios, reduciendo las falsas alarmas al diferenciar entre humo y otras perturbaciones, como niebla o nubes [11]. Asimismo, el estudio de Meleti y Razi [12] logró una precisión del 93.5% en la detección de incendios ocultos, con una reducción del 87% en falsas alarmas, gracias al análisis temporal de patrones de humo.

Por otro lado, el modelo basado en imágenes de satélites NOAA-AVHRR alcanzó una precisión del 95% en la detección de incendios activos, reduciendo las falsas alarmas en un 30% y cubriendo más de 10,000 hectáreas de bosque. Este enfoque demuestra cómo las redes neuronales, combinadas con imágenes satelitales, mejoran significativamente el monitoreo y prevención de incendios forestales [21].

1.4.8 Características de los sistemas de monitoreo forestal

Los sistemas de monitoreo forestal integran tecnologías avanzadas para la observación y gestión del entorno forestal. Entre los principales componentes destacan sensores ambientales, drones con cámaras de alta precisión, redes de comunicación y plataformas de análisis de datos. Los sensores miden variables como temperatura, humedad y precipitación, proporcionando datos esenciales para evaluar las condiciones del ecosistema. Los drones, equipados con cámaras RGB y multiespectrales, permiten capturar imágenes detalladas para identificar cambios en la cobertura vegetal y detectar riesgos como incendios. Las redes de comunicación inalámbrica, como DigiMesh y Wi-Fi, facilitan la transmisión de datos hacia nodos centrales o plataformas IoT. Estas plataformas procesan y visualizan la información,

apoyando la toma de decisiones en tiempo real para la prevención de desastres y la gestión forestal sostenible.

1.4.8.1 Sensores en los sistemas de monitoreo forestal

Los sensores son fundamentales para el monitoreo forestal, proporcionando datos en tiempo real sobre variables ambientales como temperatura, humedad y precipitación, las cuales son claves para la gestión forestal sostenible [25][8].

- **Sensores de temperatura:** Miden la temperatura del aire y el suelo, permitiendo evaluar su impacto en procesos biológicos como la fotosíntesis y evapotranspiración. Este tipo de mediciones es particularmente importante en zonas afectadas por el cambio climático, que han mostrado un aumento de incendios forestales debido a las altas temperaturas [2][25].
- **Sensores de humedad:** Miden la humedad del aire y el suelo, lo que es esencial para evaluar la disponibilidad de agua en los ecosistemas forestales y su resistencia a la sequía. Estos sensores contribuyen al manejo adecuado del agua en bosques tropicales y otras zonas vulnerables [25][19].
- **Pluviómetros:** Miden la cantidad de precipitación, siendo cruciales para el manejo de los recursos hídricos en áreas forestales. La recolección precisa de estos datos es vital para prevenir fenómenos como la desertificación y garantizar la sostenibilidad forestal [8].
- **Sensores de radiación solar y UV:** Estos sensores miden la radiación que afecta el crecimiento de las plantas y la fotosíntesis, lo que ayuda a gestionar la salud del bosque, especialmente en contextos donde la radiación puede verse alterada por fenómenos climáticos extremos [25].

- **Sensores de presión atmosférica:** Detectan cambios en la presión que pueden predecir fenómenos climáticos extremos, lo cual es útil para la planificación y la adaptación de las actividades forestales frente a los desastres naturales [25].

1.4.8.2 Cámaras y drones para el monitoreo forestal

La tecnología de cámaras y drones ha transformado el monitoreo forestal, permitiendo obtener datos precisos en áreas de difícil acceso y proporcionando información valiosa para la gestión forestal a gran escala [22][25].

- **Cámaras RGB:** Capturan imágenes de alta resolución en el espectro visible, lo que las hace ideales para realizar inventarios forestales y para el análisis detallado de la vegetación. Estas cámaras permiten detectar cambios en la biodiversidad y el estado de la cobertura vegetal [22][24].
- **Cámaras multiespectrales:** Miden múltiples bandas del espectro electromagnético, lo que permite evaluar la salud de la vegetación y detectar el estrés hídrico. Su uso es fundamental en la detección temprana de zonas susceptibles a incendios y sequías, particularmente en áreas tropicales [22][10].
- **Cámaras hiperespectrales:** Ofrecen un análisis detallado de la composición química de las plantas, permitiendo la evaluación de la biodiversidad y la salud forestal. Estas cámaras se utilizan en investigaciones avanzadas sobre el impacto de los incendios forestales en la flora [25][18].
- **Cámaras térmicas:** Detectan variaciones de temperatura en el dosel forestal, lo que permite la detección temprana de incendios forestales, incluso en condiciones de baja visibilidad [25][24].
- **Drones multirrotadores:** Estos drones permiten monitorear áreas pequeñas y de difícil acceso con alta resolución, ideales para inventarios y estudios de biodiversidad. Su

flexibilidad y capacidad para adaptarse a diferentes tipos de terreno los convierte en una herramienta valiosa para el monitoreo de ecosistemas forestales [24][22].

- **Drones de ala fija:** Son más adecuados para cubrir grandes áreas de bosque, ya que tienen mayor autonomía y eficiencia en vuelos largos, lo que permite evaluar grandes extensiones de bosque sin la necesidad de múltiples vuelos [22].

1.4.9 Procesamiento y visualización de datos

El procesamiento de datos es crucial para transformar la información de los sensores y drones en herramientas útiles para la gestión forestal, permitiendo una toma de decisiones más informada [25][9].

- **Herramientas de procesamiento:** Plataformas como Google Earth Engine (GEE) permiten procesar imágenes satelitales y datos de sensores remotos para estudiar fenómenos como la deforestación y el cambio de cobertura del suelo a gran escala. Este tipo de herramientas contribuye significativamente al monitoreo y conservación de la biodiversidad forestal en tiempo real [25][8].

1.4.10 Limitaciones del monitoreo de incendios forestales en Ecuador

El monitoreo de incendios forestales en Ecuador, aunque avanzado en algunas áreas, enfrenta varias limitaciones que dificultan su efectividad y expansión. Estas barreras incluyen restricciones tecnológicas, falta de infraestructura adecuada, limitaciones de financiamiento y desafíos geográficos específicos del país.

- **Limitaciones tecnológicas:** A pesar de los avances tecnológicos, el uso de drones y otros sistemas avanzados de monitoreo aún presenta desafíos importantes. Los sistemas basados en sensores remotos y satélites tienen dificultades para cubrir zonas de difícil acceso o áreas con gran variabilidad en el paisaje. Las condiciones climáticas

extremas, como la presencia de lluvias intensas o neblina, y la densa vegetación en áreas como la Amazonía, afectan la efectividad de estos sistemas. Además, el costo elevado de las tecnologías más avanzadas, como los drones con inteligencia artificial para la detección temprana de incendios, limita su implementación en áreas más rurales y de difícil acceso. Algunos estudios han demostrado que los drones de bajo costo pueden ser efectivos, pero las opciones más avanzadas requieren presupuestos significativos, lo que reduce la capacidad de adopción en áreas rurales de Ecuador [22][11].

- **Limitaciones Financieras:** La falta de financiamiento adecuado es uno de los obstáculos más importantes para la implementación generalizada de tecnologías de monitoreo. La asignación de recursos para proyectos de monitoreo y conservación es insuficiente, ya que el presupuesto del país también debe cubrir otras prioridades sociales, como educación y salud. Aunque existen programas de cooperación internacional y apoyos de organizaciones como la FAO y WWF, la falta de fondos suficientes para cubrir el costo de la adquisición de drones y sensores avanzados sigue siendo un desafío importante. El monitoreo de incendios a gran escala requiere una infraestructura costosa, lo cual limita la capacidad de muchos municipios y provincias de Ecuador para acceder a estas tecnologías [1][8].
- **Limitaciones Geográficas y de Infraestructura:** Ecuador enfrenta dificultades adicionales debido a su geografía y las limitaciones de infraestructura en áreas remotas. Muchas regiones forestales, como la Amazonía, tienen una topografía compleja, lo que hace que el acceso sea costoso y desafiante. La falta de infraestructura vial adecuada y las condiciones climáticas extremas hacen que el transporte de equipos de monitoreo sea un desafío, especialmente en áreas de difícil acceso. Las zonas de difícil cobertura, como las áreas de la selva, limitan la

transmisión de datos en tiempo real, ya que no cuentan con la infraestructura necesaria para la conectividad de redes o comunicaciones adecuadas. Las redes satelitales pueden ofrecer una solución, pero esta opción implica altos costos operativos, lo que incrementa aún más las barreras de implementación [9][6].

- **Desafíos en la Participación Comunitaria y la Gestión de Datos:** Otro desafío importante en el monitoreo forestal es la gestión de datos geoespaciales y la protección de la privacidad de las comunidades. La Ley de Protección de Datos Personales exige que la recolección de datos a través de cámaras o sensores respete los derechos de privacidad de las personas. Además, los procesos de monitoreo deben garantizar que se cumpla con las regulaciones del uso del espacio aéreo para evitar interferencias con el tránsito aéreo comercial [27]. Por otro lado, la participación de las comunidades locales en el monitoreo es crucial, pero este proceso debe llevarse a cabo de manera ética, garantizando el consentimiento informado y la inclusión de las comunidades indígenas y rurales en las decisiones de manejo de los recursos naturales [27][1].

Capítulo 2

2. Metodología

Desarrollar un sistema de mapeo y simulación de incendios forestales basado en drones y redes neuronales, se describe el diseño de la investigación, enmarcado en un enfoque mixto que combina elementos cuantitativos y cualitativos. Además, se explican los procedimientos de recolección de datos mediante vuelos de drones equipados con cámaras RGB y el procesamiento de imágenes con técnicas de aprendizaje profundo. El análisis de los datos obtenidos se realizará mediante herramientas estadísticas y de visualización, justificando la elección de los métodos empleados y destacando su pertinencia para alcanzar los objetivos planteados.

2.1 Requerimientos

Estos requerimientos generales constituyen la base para analizar las alternativas de solución y definir la metodología más adecuada para abordar la problemática. Su correcta identificación asegura que cualquier enfoque propuesto responda de manera integral a las necesidades y desafíos asociados a la gestión de incendios forestales

Para comprender y abordar la problemática de los incendios forestales, se realizó un análisis detallado de los elementos necesarios para enfrentar este desafío.

Tabla 2.1

Tabla de características que tiene una propuesta solución a la problemática

Característica	Concepto	Descripción
Monitoreo del ambiente	Cobertura territorial	Es necesario contar con sistemas que permitan monitorear grandes extensiones de terreno en tiempo real para identificar áreas vulnerables a incendios

Característica	Concepto	Descripción
Acceso a datos	Información confiable y actualizada	Disponer de datos precisos sobre topografía, vegetación, clima y actividad humana, que sean accesibles para análisis y planificación Implementar mecanismos que permitan
Identificación temprana	Detección de focos de incendio	identificar incendios en sus etapas iniciales para reducir el impacto y facilitar una respuesta rápida
Modelado del fenómeno	Predicción del comportamiento	Contar con herramientas capaces de estimar la propagación del fuego con base en factores como tipo de vegetación, condiciones climáticas y topografía
Interacción con usuarios	Accesibilidad operativa	Los sistemas desarrollados deben ser fácilmente entendibles y utilizables por diferentes tipos de usuarios, incluyendo personal técnico y autoridades
Sostenibilidad	Resiliencia operativa	Garantizar que las estrategias o herramientas propuestas puedan adaptarse a condiciones adversas, como climas extremos o terrenos accidentados
Colaboración multisectorial	Integración de actores	Es esencial coordinar esfuerzos entre gobiernos, comunidades locales y organizaciones ambientales para implementar medidas efectivas

2.2 Especificaciones generales del sistema

A partir del análisis de los requerimientos identificados en la Tabla 2.1, se establecen las siguientes especificaciones, que servirán como base para el diseño y desarrollo de una solución efectiva. Estas especificaciones definen las características funcionales, operativas y técnicas necesarias para garantizar el cumplimiento de los objetivos.

Tabla 2.2*Especificaciones generales del sistema*

Especificación	Descripción
Cobertura geográfica	El sistema debe ser capaz de monitorear mínimo menor a 100 hectáreas por operación, con la posibilidad de ampliación escalable.
Resolución espacial	Los datos recolectados deben tener una resolución mínima de 1 metro por píxel para identificar características del terreno y vegetación
Frecuencia de actualización	El sistema debe procesar y actualizar la información cada 15 minutos, para garantizar datos circundantes
Compatibilidad de los datos	Capaz de integrar datos de diferentes fuentes, como imágenes aéreas, mapas topográficos y condiciones climáticas actuales
Interfaz de usuario	La interfaz debe ser intuitiva y accesible, permitiendo la entrada manual de datos y la visualización de resultados en mapas interactivos
Confiabilidad operativa	Diseñado para funcionar en condiciones adversas, como altas temperaturas, humedad y terrenos accidentados
Privacidad y seguridad	Los datos recolectados deben almacenarse de manera segura, cumpliendo con estándares de privacidad y accesibilidad limitada al personal autorizado
Escalabilidad tecnológica	El sistema debe ser modular, permitiendo la integración futura de nuevos sensores o herramientas sin requerir rediseños complejos

Especificación	Descripción
Consumo energético	Optimizado para operar con un consumo energético, asegurando operaciones sostenibles y prolongadas en el campo

Estas especificaciones generales proporcionan una visión clara de las capacidades y limitaciones que debe tener el sistema, asegurando que se adapte a las necesidades específicas de la problemática y pueda ser implementado de manera efectiva.

2.3 Formulación de las alternativas solución

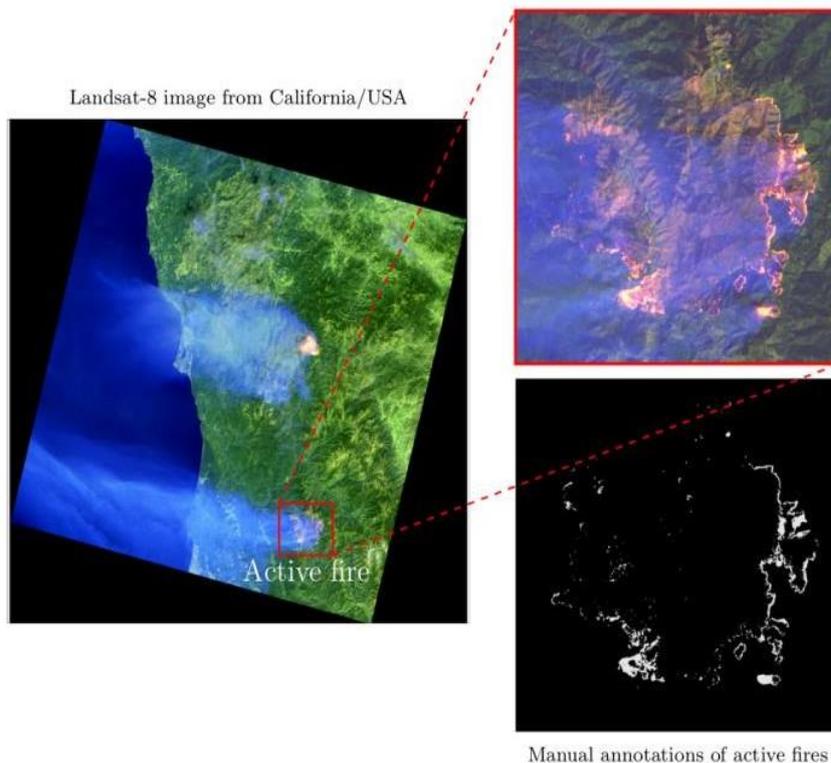
El sistema por diseñar deberá cumplir con los anteriores 2 requerimientos de las secciones 2.1, 2.2, esta propuesta demuestra 4 alternativas que se evalúan a continuación.

Alternativa 1: Sistema satelital dedicado

Consiste en utilizar constelaciones de satélites equipados con sensores multiespectrales e infrarrojos, para la detección temprana de incendios. Las imágenes satelitales se analizan para identificar puntos calientes, cambios en la reflectancia del terreno y columnas de humo. Las principales ventajas de este enfoque son su cobertura global y la capacidad de monitoreo continuo. Sin embargo, presenta desventajas significativas, como baja resolución espacial y temporal, susceptibilidad a interferencias por nubes y el alto costo asociado a su desarrollo y mantenimiento.

Figura 2.1

Imágenes tomadas de Landsat-8 de la zona California/Usa

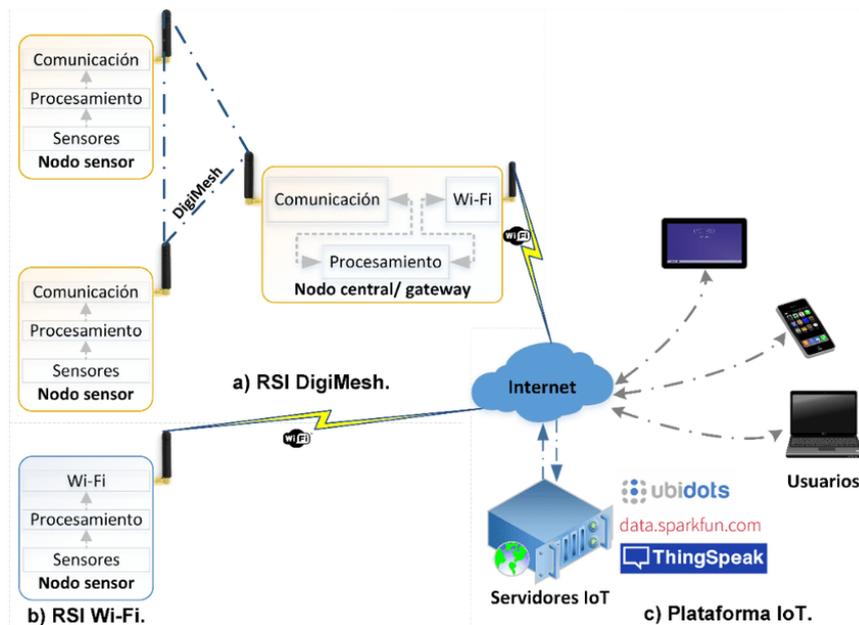


Alternativa 2: Sistema de monitoreo integrado con múltiples tecnologías

Este sistema que combina diversas herramientas para la detección y gestión de incendios forestales. Incluye cámaras de vigilancia con análisis de video para detectar humo y fuego en tiempo real, sensores ambientales terrestres como estaciones meteorológicas y detectores de humo o gases, y una plataforma de gestión de información centralizada. Esta plataforma analiza datos, genera alertas y se comunica con los servicios de emergencia para mejorar la capacidad de respuesta. También incorpora modelos predictivos de riesgo basados en datos históricos, meteorológicos y geográficos, con la opción de utilizar drones para monitoreo puntual. Las ventajas de esta alternativa son la integración de múltiples fuentes de información, mayor precisión en la detección y una mejor capacidad de respuesta. Sin embargo, implica una mayor complejidad en su implementación y mantenimiento, además de requerir una infraestructura robusta.

Figura 2.2

Sistema de redes de sensores inalámbricos integrado con múltiples tecnologías



Nota la imagen muestra un sistema IoT para monitoreo ambiental. Incluye nodos sensores conectados mediante redes DigiMesh (a) o Wi-Fi (b) a un nodo central que procesa y envía datos a plataformas IoT (c) como Ubidots o ThingSpeak. Los usuarios acceden a la información a través de dispositivos conectados a Internet.

Alternativa 3: Sistema con enjambres de drones

Consiste en el uso de múltiples drones que operan de manera coordinada para cubrir grandes áreas de monitoreo. Los drones se comunican entre sí y comparten información en tiempo real, lo que optimiza la búsqueda y detección de incendios. Entre sus ventajas destacan la mayor cobertura en comparación con un solo dron, redundancia en la detección y la posibilidad de triangulación para localizar con precisión el origen del fuego. No obstante, esta alternativa presenta desafíos, como la mayor complejidad en la gestión y coordinación de los drones, la necesidad de una infraestructura de comunicación robusta y las consideraciones legales y regulatorias asociadas.

Figura 2.3

Visualización de un enjambre de drones en operación sobre un bosque denso



Nota la imagen muestra cómo se vería un enjambre de drones coordinados realizando tareas de detección y monitoreo en un área de bosque denso. Cada dron opera de manera autónoma mientras se comunica con otros para cubrir eficientemente la zona y detectar posibles anomalías.

Alternativa 4: Predicción de incendios con drones y redes neuronales para combustible

Combina el uso de drones y técnicas avanzadas de aprendizaje profundo para predecir el comportamiento de los incendios forestales. Los drones están equipados con cámaras RGB de dos grados de libertad para capturar imágenes del terreno, que se procesan mediante redes neuronales entrenadas para caracterizar automáticamente el tipo de combustible. Los datos generados se combinan con información sobre la inclinación del terreno y otros datos disponibles de instituciones pertinentes para alimentar el modelo de Rothermel, que simula la propagación del fuego. Finalmente, los resultados de la simulación se presentan mediante una interfaz interactiva que facilita su interpretación. Las ventajas de esta alternativa incluyen la automatización y la consistencia en la caracterización del combustible, lo que puede proporcionar una alta precisión. Sin embargo, requiere una gran cantidad de datos de entrenamiento y es más compleja de implementar.

Figura 2.4

Descripción visual del dron con RGB y red neuronal



Nota: la imagen muestra un dron volando a gran altura sobre un denso bosque. El dron está equipado con una cámara montada en un gimbal de dos grados de libertad. Se proyecta una zona rectangular en el terreno que representa el área específica que está siendo analizada. La escena destaca el entorno natural y la funcionalidad del dron para tareas de monitoreo forestal.

2.4 Criterios de selección

Para evaluar las alternativas planteadas y seleccionar la más adecuada para predecir el comportamiento de incendios forestales, se establecieron los siguientes criterios de selección:

- **Bajo costo moderado respectivo:**

Se prioriza la viabilidad financiera del sistema, buscando un equilibrio entre el rendimiento y los costos de implementación y operación. El uso de componentes comerciales y metodologías eficientes es clave para minimizar los costos iniciales y asegurar un mantenimiento sostenible a largo plazo.

- **Manufacturación e implementación:**

Este criterio evalúa la factibilidad técnica de construir y desplegar el sistema. Incluye aspectos como la disponibilidad de componentes, facilidad de ensamblaje, escalabilidad

para diferentes entornos y resistencia a condiciones ambientales adversas. Además, considera la logística y eficiencia operativa del sistema en campo.

- **Criterio de adaptabilidad y modificabilidad:**

La capacidad de evolución y adaptación del sistema es fundamental. Se prioriza un diseño modular que permita incorporar nuevas funcionalidades y tecnologías emergentes, así como la facilidad de integración con otros sistemas.

- **Criterio de confiabilidad y precisión:**

La precisión en la predicción y la confiabilidad en condiciones adversas son esenciales.

El sistema debe generar resultados consistentes, calibrarse adecuadamente y garantizar una validación rigurosa para asegurar su efectividad a largo plazo.

Tabla 2.3

Ponderación de criterios de solución

Criterio	Prioridad	Peso Relativo	Porcentaje (%)
Económico	1	4	35%
Manufacturación/Implementación	2	3	30%
Precisión y Confiabilidad	3	2	20%
Modificabilidad/Adaptabilidad	4	1	15%

2.5 Alternativa ganadora

A continuación, se describe los criterios de diseños establecidos para evaluar la mejor alternativa:

Tabla 2.4*Tabla de ponderación de las alternativas*

Alternativas	Económica	Manufacturación	Precisión y Confiabilidad	Adaptabilidad	Total
Alternativa 1	2	1	4	1	1.95
Alternativa 2	3	3	4	3	3.20
Alternativa 3	3	2	4	4	3.05
Alternativa 4	4	3	4	5	3.85

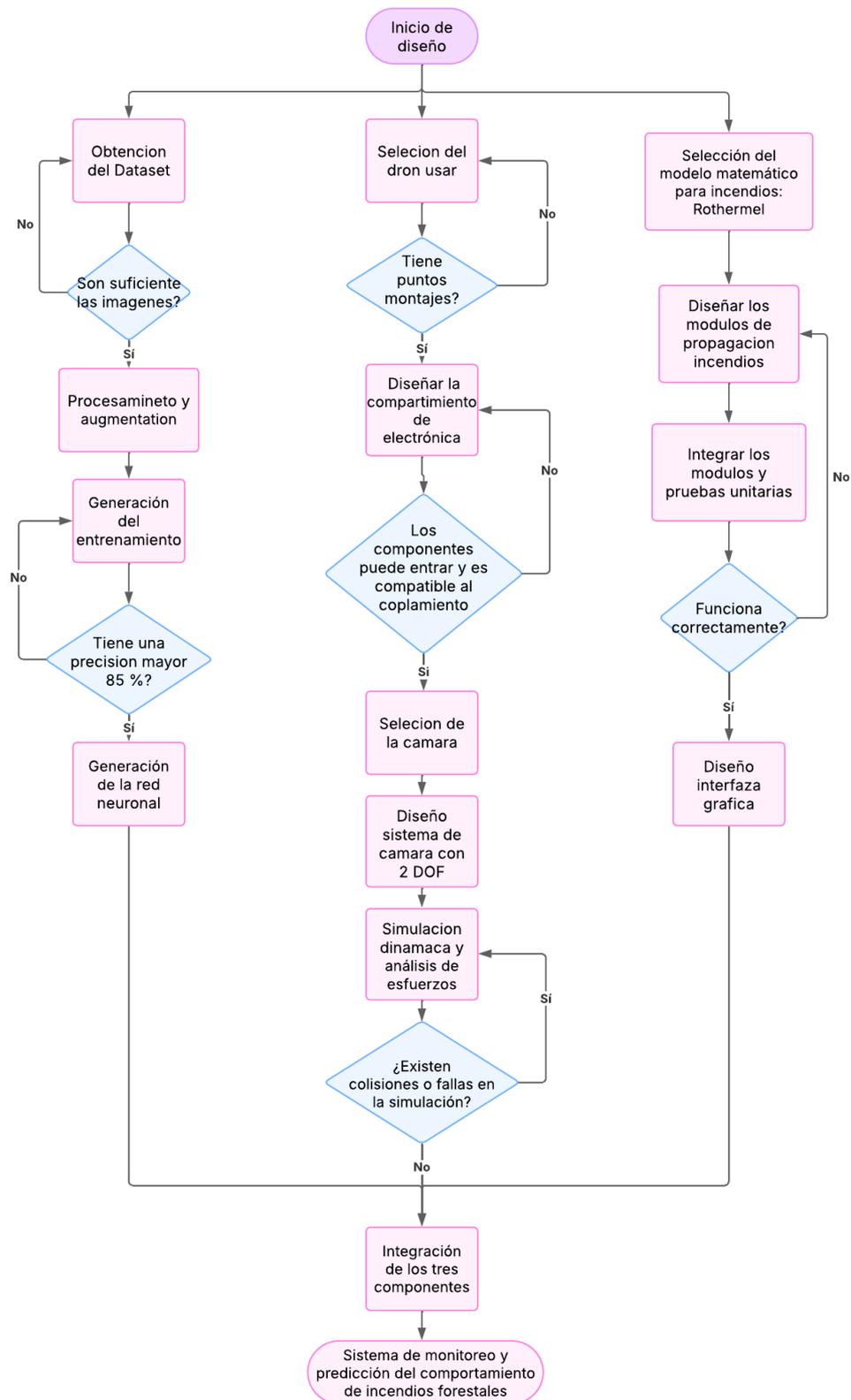
La solución más adecuada para predecir el comportamiento de incendios forestales es la propuesta que integra el mapeo mediante drones, la caracterización automatizada del combustible a través de redes neuronales y el modelo de Rothermel. Esta elección se fundamenta en la capacidad de la metodología para ofrecer predicciones precisas y eficientes, considerando la variabilidad del terreno y las características del combustible de manera automatizada.

2.6 Diagrama metodológico

El proceso metodológico seguido para el desarrollo del sistema se estructura en una secuencia lógica de fases, combinando diseño, evaluación y validación. Se inicia con el planteamiento general del sistema y progresa de manera iterativa a través de diferentes etapas. En cada fase del proceso, se realizan verificaciones para asegurar que los resultados cumplen con los criterios establecidos antes de avanzar. Si algún elemento no alcanza los objetivos definidos, se retoma la etapa correspondiente para realizar ajustes y optimizaciones. Permitiendo la mejora continua del sistema hasta alcanzar un diseño final validado y funcional.

Figura 2.5

Diagrama metodológico



2.7 Justificación de los métodos y diseño escogidos

La selección de los métodos y el diseño del sistema responde a la necesidad de abordar el problema de los incendios forestales de manera precisa, eficiente y tecnológicamente avanzada. Los criterios que guiaron esta elección incluyen la precisión en la clasificación de combustible, la integración de datos geográficos para simulación y la adaptabilidad del sistema a diferentes escenarios.

1. Red Neuronal Convolutiva (CNN):

El uso de redes neuronales convolucionales (CNN) en este sistema permite procesar imágenes aéreas obtenidas por drones y extraer información relevante de manera automatizada. Se implementa un enfoque en dos etapas para optimizar la clasificación de combustible forestal y evitar errores en la identificación de zonas urbanizadas.

1. **Detección de Edificaciones:** La primera etapa del proceso consiste en el uso de una CNN especializada en la detección de techos de viviendas o edificios. Este modelo analiza la imagen y, si detecta más de tres estructuras, la zona se clasifica automáticamente como urbana o periurbana, asignándole el modelo de combustible NB1 (No Burnable). Esta clasificación se debe a que en estas áreas predominan construcciones y pavimento, con poca o ninguna vegetación combustible. Si se detectan tres o menos techos, la imagen se considera parte de una zona rural, lo que permite continuar con el análisis del tipo de combustible presente.
2. **Clasificación del Combustible:** En las imágenes que no fueron catalogadas como urbanas, se aplica una segunda CNN diseñada para clasificar el tipo de combustible forestal. Este modelo extrae características como textura, color y densidad de la vegetación para asignar la imagen a una de las categorías establecidas en el modelo de

Scott & Burgan. Este paso es fundamental para garantizar que el análisis se centre exclusivamente en las áreas donde la vegetación influye en la propagación del fuego.

Este enfoque en dos etapas mejora la precisión del sistema al evitar la clasificación errónea de zonas urbanizadas y optimiza la asignación de modelos de combustible en entornos forestales. La detección de edificaciones no es el objetivo principal del sistema, sino un mecanismo complementario para garantizar que los datos analizados sean representativos del entorno real y relevantes para la simulación del comportamiento del fuego.

2. Diseño CAD para cámara con 2 grados de libertad:

El diseño del mecanismo de soporte para la cámara con dos grados de libertad sigue un enfoque secuencial que garantiza la funcionalidad, estabilidad e integración con el DJI Matrice 300 RTK. La secuencia de desarrollo responde a la necesidad de asegurar que cada etapa del diseño se base en parámetros técnicos precisos y en pruebas que validen su viabilidad antes de una posible implementación física.

El primer paso es la selección de la cámara, ya que sus dimensiones, peso y requerimientos de montaje determinan las características del mecanismo de soporte. Elegir la cámara en primer lugar evita modificaciones innecesarias en el diseño estructural y garantiza que el sistema se adapte a las necesidades del monitoreo sin afectar el rendimiento del dron.

Una vez seleccionada la cámara, se procederá al diseño del mecanismo de soporte en CAD, asegurando que permita el movimiento en los ejes de inclinación (pitch) y giro (yaw) sin comprometer la estabilidad del dron. Se diseñará una estructura ligera y

resistente, optimizada para minimizar el peso adicional y facilitar la integración sin modificaciones en la aeronave.

Tras completar el diseño, se realizarán pruebas de colisión y movimiento en Inventor, con el objetivo de detectar interferencias mecánicas y evaluar la fluidez de los movimientos de los servomotores. Esto permitirá ajustar el diseño antes de avanzar a la siguiente fase.

Finalmente, se llevará a cabo un análisis de esfuerzos, evaluando la resistencia del ensamblaje y la distribución de cargas en el sistema de montaje. Dado que el peso del conjunto representa menos del 21% de la capacidad de carga útil del DJI Matrice 300 RTK, se espera que el impacto en el rendimiento del dron sea mínimo.

Este proceso metodológico garantiza que el diseño final sea funcional, estable y compatible con la plataforma del dron antes de una posible fabricación, reduciendo riesgos y optimizando el tiempo de desarrollo.

3. Interfaz de Control e Integración de Datos:

La interfaz está diseñada para procesar datos geográficos y simular el comportamiento del incendio mediante modelos como el de Rothermel. Esto asegura que el sistema no solo detecte incendios, sino que también pueda predecir su propagación en función de factores como el tipo de combustible, la pendiente y las condiciones climáticas.

El uso de módulos independientes, como procesamiento de celdas y actualización dinámica, mejora la modularidad y escalabilidad del sistema, permitiendo adaptaciones futuras.

4. Enfoque Modular y Simulación:

La elección de dividir el área de estudio en celdas de 100x100 m² y procesar los datos

de forma modular se justifica por su eficiencia en la simulación y análisis. Este diseño permite al usuario tomar decisiones informadas en tiempo real.

Los datos aleatorios generados para las simulaciones iniciales aseguran la validación de cada módulo, garantizando que el sistema funcione correctamente antes de implementarlo en situaciones reales.

5. Método de Validación y Verificación:

La implementación de pruebas unitarias y validación por componentes asegura que cada parte del sistema cumpla con los estándares de calidad requeridos. Esto reduce los riesgos asociados a errores en la etapa final de implementación.

En conjunto, los métodos y el diseño seleccionado garantizan un sistema robusto, preciso y adaptable, que puede ser utilizado como una herramienta eficiente para la detección y gestión de incendios forestales. Además, la integración de tecnologías avanzadas, como drones, redes neuronales y modelos matemáticos, refuerza la relevancia de este enfoque en la gestión sostenible de recursos forestales.

2.8 Selección de la arquitectura de red neuronal para la clasificación de modelos de combustible

El uso de redes neuronales convolucionales (CNN) en la clasificación de modelos de combustible en imágenes obtenidas por drones permite identificar de manera eficiente la vegetación y sus características relevantes para la propagación de incendios forestales. La arquitectura seleccionada debe equilibrar precisión, eficiencia computacional y capacidad de generalización en entornos diversos.

En este contexto, la elección de la red debe considerar no solo su capacidad de extracción de características, sino también su viabilidad dentro de los límites del hardware disponible. Modelos más profundos pueden ofrecer una mayor precisión, pero con un costo

computacional considerablemente mayor. Por ello, se realizó una evaluación de diferentes arquitecturas, seleccionando finalmente ResNet-18 como la opción más adecuada para este caso de estudio.

2.8.1 Elección del modelo: ResNet-18

Para la clasificación de modelos de combustible en imágenes obtenidas por drones, se optó por el uso de ResNet-18 (Residual Network con 18 capas). La elección de esta arquitectura se fundamenta en tres aspectos clave: su diseño eficiente con bloques residuales, la preservación de características espaciales mediante un tamaño de imagen adecuado y las limitaciones computacionales del hardware disponible.

2.8.2 Estructura de ResNet-18

ResNet-18 es una red neuronal convolucional profunda introducida por He et al. (2016) en el paper "Deep Residual Learning for Image Recognition". Su arquitectura se basa en bloques residuales, que permiten el entrenamiento de redes profundas sin los problemas típicos del desvanecimiento del gradiente. [29]

ResNet-18 está compuesta por:

1. Capa de entrada: Convolución inicial con un kernel de tamaño 7×7 , seguida de normalización BatchNorm y una capa de MaxPooling.
2. Cuatro grupos de bloques residuales, cada uno con dos capas convolucionales (3×3) y conexiones de salto (skip connections), lo que permite la propagación eficiente del gradiente.
3. Capas finales: Una capa totalmente conectada (fully connected) con 1000 neuronas en su versión preentrenada con ImageNet, que en este caso se ajusta a la cantidad de clases del modelo de combustible.

Los bloques residuales de ResNet permiten que la red aprenda de manera más eficiente al facilitar la propagación del gradiente, evitando que las capas profundas sufran de pérdida de información. En comparación con arquitecturas tradicionales como VGG, ResNet-18 logra un rendimiento superior con menos parámetros.

2.8.3 Tamaño de imagen (416×416)

El tamaño de entrada de la imagen se estableció en 416×416 píxeles, lo cual responde a dos razones principales:

1. **Preservación de Características Importantes:** En tareas de clasificación de modelos de combustible, la textura, el color y la estructura de la vegetación son características cruciales. Un tamaño de 416×416 ofrece más detalles espaciales en comparación con el estándar 224×224, utilizado en muchos modelos preentrenados como ResNet y VGG.
2. **Compatibilidad con Limitaciones Computacionales:** Se evaluó que tamaños mayores (como 512×512 o 1024×1024) podrían mejorar la precisión, pero requerirían un mayor consumo de memoria, lo cual no es viable dada la disponibilidad de recursos.

2.8.4 Limitaciones computacionales

El entrenamiento y la inferencia del modelo se ejecutan en una GPU NVIDIA con 4 GB de memoria, lo que impone restricciones en la arquitectura seleccionada. Modelos más complejos como ResNet-50, ResNet-101 o EfficientNet-B3 ofrecen mejoras en precisión, pero a costa de un mayor consumo de VRAM y tiempos de cómputo significativamente más largos. ResNet-18 fue elegida porque:

- Es significativamente más ligera que otras variantes más profundas, reduciendo el uso de memoria sin comprometer drásticamente la precisión.
- Permite un entrenamiento más rápido, lo que es esencial en un entorno con recursos limitados.

- Mantiene un rendimiento adecuado en la clasificación de modelos de combustible sin la necesidad de hardware de gama alta.

2.8.5 Justificación comparativa

En función de estos criterios, ResNet-18 representa la mejor opción para equilibrar precisión, eficiencia computacional y viabilidad en el entorno de hardware disponible.

Tabla 2.5

Matrix decisión de la arquitectura neuronal

Arquitectura	Parámetros (millones)	Tamaño de Entrada	Uso de VRAM Estimado
ResNet-18	11.7M	416×416	Bajo
ResNet-50	25.6M	416×416	Medio
EfficientNet-B3	12M	512×512	Alto

En función de estos criterios, ResNet-18 representa la mejor opción para equilibrar precisión, eficiencia computacional y viabilidad en el entorno de hardware disponible.

2.9 Herramientas y tecnologías

Para seleccionar las herramientas y tecnologías necesarias, se establecieron criterios de evaluación que permiten analizar cada alternativa de manera objetiva. Los criterios utilizados son:

1. **Costo (Económico):** Relación entre rendimiento y costos de adquisición.
2. **Facilidad de implementación:** Compatibilidad y facilidad de integración con otros componentes.
3. **Rendimiento técnico:** Capacidad del componente para cumplir con los requerimientos de procesamiento y precisión.
4. **Consumo energético:** Optimización del consumo de energía para sistemas

embebidos.

5. **Disponibilidad:** Accesibilidad y disponibilidad en el mercado.

Cada criterio tiene una ponderación según su prioridad, asignando un peso del 1 al 5.

Las alternativas fueron evaluadas y se seleccionó aquella con la mayor puntuación total.

2.10 Selección de la GPU

La GPU es un componente clave para ejecutar el procesamiento intensivo de la red neuronal en el dron, ya que permite un análisis rápido y eficiente de los datos capturados. A continuación, se evaluaron tres opciones de GPU según criterios relevantes, ponderados de acuerdo con su importancia:

Tabla 2.6

Matrix decisión de la GPU

Criterio	Peso	Jetson Nano	Jetson Tx2	Nvidia Rtx 3090
Costo	4	4	3	1
Implementación	3	4	4	2
Rendimiento Técnico	2	2	4	5
Consumo Energético	1	4	3	1
Disponibilidad	2	4	4	3
Total		3.5	3.7	2.6

La *Jetson Nano* fue seleccionada como la unidad de procesamiento para este proyecto debido a su balance óptimo entre rendimiento técnico, consumo energético, costo, y compatibilidad con los sensores y cámaras necesarias.

2.11 Matriz de decisión para la selección del dron

Se evaluaron opciones, incluyendo el *DJI Matrice 300 RTK*, para garantizar su idoneidad en el proyecto. Los criterios clave son: costo, compatibilidad, capacidad de carga, autonomía de vuelo y disponibilidad.

Tabla 2.7

Matrix decisión del dron

Criterio	Peso	DJI Matrice 300	Parrot Anafi AI	DJI Phantom 4
		RTK		Pro V2.0
Costo	4	2	4	3
Compatibilidad	3	5	4	3
Capacidad de carga	2	5	3	2
Autonomía de vuelo	2	5	4	3
Disponibilidad	1	5	5	5
Total		4.0	4.1	3.2

El *DJI Matrice 300 RTK* es ideal para este proyecto debido a su capacidad de carga elevada, compatibilidad avanzada con sensores como la *Arducam IMX477*, y su destacada autonomía de vuelo (hasta 55 minutos). Aunque su costo es elevado, su rendimiento técnico y características lo justifican plenamente.

2.12 Selección de la cámara

La elección de la cámara es fundamental para el proyecto, ya que debe ser compatible con la *Jetson Nano*, ofrecer alta resolución, y cumplir con los criterios de costo, rendimiento técnico, consumo energético e implementación. A continuación, se evaluaron tres opciones de cámaras reales:

Tabla 2.8*Matrix decisión de la cámara*

Criterio	Peso	Raspberry Pi Camera Module 3 (Wide Angle)	Arducam IMX477 High Quality Camera	Flir Boson Thermal Camera (640x512)
Costo	4	4	3	2
Implementación	3	5	4	3
Rendimiento Técnico	2	3	5	5
Consumo Energético	1	4	4	3
Disponibilidad	2	5	4	3
Total		4.1	4.0	3.2

2.12.1 Cámara seleccionada

La *Arducam IMX477 High Quality Camera* fue elegida la mejor opción para este proyecto debido a su alta resolución (12.3 MP), excelente rendimiento técnico, y plena compatibilidad con la *Jetson Nano*. Este modelo cuenta con un sensor *Sony IMX477* de alta calidad, compatible con lentes intercambiables (*C/CS-mount*), lo que permite una personalización óptima según las necesidades del proyecto. Además, su integración es sencilla gracias a los controladores nativos disponibles para la *Jetson Nano*, asegurando un funcionamiento eficiente y confiable.

2.13 Detalles del algoritmo implementado

El algoritmo implementado para el sistema de control de incendios forestales constituye una parte fundamental de la solución final, permitiendo simular el comportamiento del fuego

en un área geográfica específica y proporcionar información relevante para la toma de decisiones. Este algoritmo está diseñado para ser modular y escalable, facilitando su integración con otros componentes del sistema, como la interfaz gráfica y el procesamiento de datos geográficos.

2.14 Objetivo del algoritmo y pseudocódigo:

El objetivo principal del algoritmo es modelar la propagación de un incendio forestal en función de diversos parámetros, como el tipo de combustible, las condiciones topográficas (pendiente y orientación), y las variables climáticas (velocidad y dirección del viento). Este modelo permite predecir la dinámica del fuego y visualizar su evolución en un área definida.

Tabla 2.9

Pseudocódigo del algoritmo:

Paso	Descripción
Paso 0	Inicializar Interfaz Control
1	Parsear entradas, cargar archivo, procesar datos
2	Calcular pendiente y dirección del terreno
3	Dividir el área del bosque en celdas de 100x100 m
4	Mapear pendiente y parámetros del modelo de combustible a las celdas
5	FPeriodo = 0
Paso 1	Ignición
6	CeldaInicial \leftarrow PuntoIgnición
7	CeldasQuemándose \leftarrow {CeldaInicial}
8	FPeriodo = 1
Paso 2	Dinámica del Incendio (Propagación)
9	Mientras FPeriodo < TiempoMáximo:
10	Para cada celda $i \in$ CeldasQuemándose:
11	Si $j \in$ Adj(i) y CondiciónPropagaciónCumplida(i, j):
12	CeldasQuemándose \leftarrow CeldasQuemándose \cup {j}
13	FinSi
14	FinPara
15	FPeriodo \leftarrow FPeriodo + 1

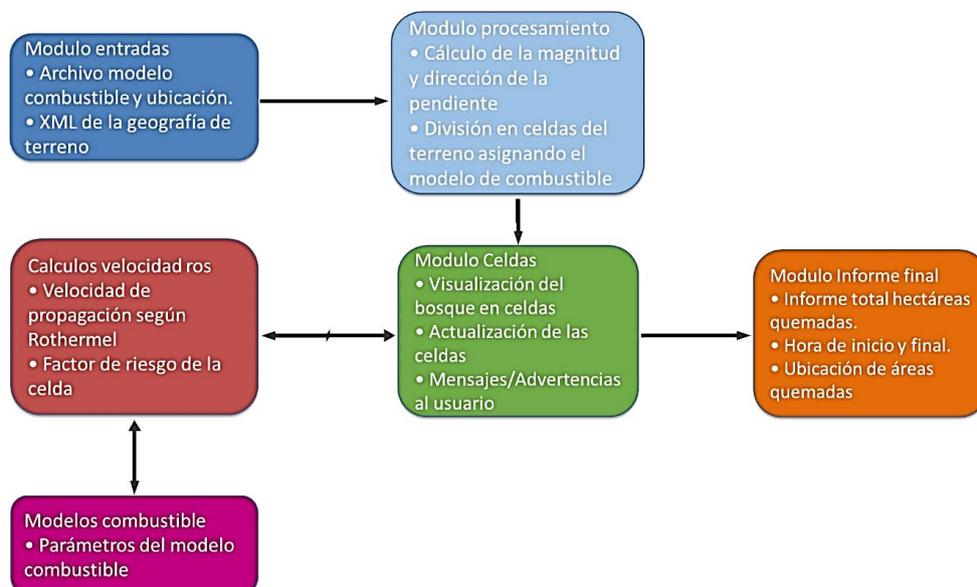
16	Actualizar datos del bosque y parámetros climáticos
17	Fin Mientras
Paso 3	Resultados y generación de salida
18	Generar cuadrículas, estadísticas y visualización de resultados
19	Fin procedimiento

2.15 Estructura modular del código

El sistema desarrollado sigue un enfoque modular, lo que permite dividir el código en componentes funcionales independientes. Cada módulo cumple con una tarea específica, facilitando la implementación, depuración, mantenimiento y escalabilidad del sistema. La estructura modular asegura que los distintos bloques puedan interactuar entre sí, pero a la vez sean fáciles de modificar o reemplazar si es necesario.

Figura 2.6

Diagrama de entidades



2.16 Cumplimiento de normas IEEE

El sistema cumple con los estándares IEEE recomendados para el desarrollo de software crítico, asegurando un código robusto y de alta calidad:

1. IEEE 829 - Estándar de documentación de pruebas de software:

- Se documentan las pruebas unitarias y de integración para validar el funcionamiento de cada módulo.
- Se incluye un reporte estructurado que detalla los resultados de cada prueba.

2. IEEE 830 - Estándar de requisitos de software:

- Se garantiza que los requisitos funcionales y no funcionales del sistema estén definidos de manera clara, completa y verificable.
- Cada módulo del sistema cumple con los requerimientos establecidos en las fases iniciales del diseño.

3. IEEE 1016 - Estándar de descripción de diseño de software:

- El sistema sigue una arquitectura modular, con una descripción detallada de cada componente y su interacción con otros módulos.
- Se utilizan diagramas de flujo y pseudocódigo para representar el proceso de diseño.

2.17 Cálculo

El apartado de cálculo detalla los procedimientos matemáticos y algoritmos implementados en el sistema para garantizar su funcionamiento eficiente y preciso. Los cálculos se enfocan en los siguientes procesos clave:

2.17.1 Cálculo de la tasa de propagación del incendio

Se utiliza el *Modelo de Rothermel* para determinar *la tasa de propagación* del incendio en función de tres parámetros principales:

- **Tipo de combustible:** Determinado a partir de la clasificación realizada por la red neuronal.
- **Velocidad y dirección del viento:** Afectan la aceleración y propagación del fuego en el terreno.
- **Pendiente del terreno:** Calculada a partir de los datos topográficos, influye en la propagación ascendente o descendente.

La ecuación básica del modelo *Rothermel* utilizada es:

$$R = \frac{\xi * \phi_w * \phi_s}{\rho_b * \epsilon * Q_{ig}} \quad (1)$$

Donde:

- R: Tasa de propagación del incendio (m/min).
- ξ : Factor de propagación del fuego.
- ϕ_w : Factor de influencia del viento.
- ϕ_s : Factor de influencia de la pendiente.
- ρ_b : Densidad del combustible.
- ϵ : Eficiencia del combustible.
- Q_{ig} : Energía requerida para la ignición.

Intensidad de reacción:

$$I_r = \Gamma' \omega_n h \eta_M \eta_S \quad (2)$$

- Γ' = Velocidad óptima de reacción (min^{-1})
- ω_n = Carga neta de combustible disponible (kg/m^2)
- h = Calor de combustión del material (kJ/kg)
- η_M = Coeficiente de amortiguación de humedad
- η_S = Coeficiente de amortiguación mineral

Carga neta de combustible disponible:

$$\omega_n = \omega_0(1 - ST) \quad (3)$$

- ω_0 = Carga de combustible neto (kg/m²)
- ST = Contenido mineral total (%)

Velocidad óptima de reacción Γ'

$$\Gamma' = \Gamma'_{max} \left(\frac{\beta}{\beta_{op}} \right)^A \exp \left[A \left(1 - \frac{\beta}{\beta_{op}} \right) \right] \quad (4)$$

Donde:

- Γ'_{max} = Velocidad máxima de reacción (min^{-1})
- β = Relación de empaquetamiento
- β_{op} = Relación óptima de empaquetamiento
- A = Factor de ajuste de reacción

Velocidad máxima de reacción:

$$\Gamma'_{max} = \frac{\sigma^{1.5}}{495 + 0.0594\sigma^{1.5}} \quad (5)$$

- σ (m^2/m^3): Es la relación superficie-volumen del combustible, medida en 1/m. Se define como la razón entre el área superficial total del material combustible y su volumen total.

Relación de empaquetamiento:

$$\beta = \frac{\rho_b}{\rho_p} \quad (6)$$

- ρ_p (kg/m): es la densidad real del material combustible, sin considerar los espacios de aire.

- ρ_b (kg/m³): representa la densidad del combustible por unidad de volumen, considerando el espacio ocupado por los vacíos de aire entre las partículas de combustible.

$$\rho_b = w0/\delta \quad (7)$$

- $w0$ es la carga de combustible en kg/m².
- δ es la altura del combustible en metros.

Relación óptima de empaquetamiento:

$$\beta_{op} = 3.348\sigma^{-0.8189} \quad (8)$$

Coefficiente de amortiguación de humedad η_M :

$$\eta_M = 1 - 2.59r_M + 5.11(r_M)^2 - 3.52(r_M)^3 \quad (9)$$

- r_M (Relación de humedad relativa del combustible) es la razón entre la humedad real del combustible (M_f) y la humedad máxima para combustión (M_x).

Coefficiente de amortiguación mineral:

$$\eta_s = 0.174e^{-0.19} \quad (10)$$

Es un coeficiente que reduce la tasa de propagación del fuego en función del contenido mineral presente en el combustible.

Factor de propagación del flujo de calor:

$$\xi = (192 + 0.2595\sigma)^{-1} \exp((0.792 + 0.681\sigma^{0.5})(\beta + 0.1)) \quad (11)$$

Representa la eficiencia con la que el calor se transfiere y contribuye a la propagación del fuego

Factor de influencia del viento:

$$\phi_w = CU^B \left(\frac{\beta}{\beta_{op}} \right)^E \quad (12)$$

- U (Velocidad del viento) [m/s]: Mayor U , mayor será la propagación del fuego.
- C (Coeficiente empírico): relación superficie-volumen del combustible (σ).
- B (Exponente del viento): controla cómo la velocidad del viento influye en la propagación y depende de σ , lo que significa que combustibles con partículas finas son más sensibles al viento.
- E (Exponente de ajuste): controla como la compactación del combustible (β) afecta la influencia del viento. Depende de σ y disminuye exponencialmente con su aumento, indicando que combustibles más finos reducen este impacto.

Factor de influencia de la pendiente:

$$\phi_s = 5.275 \tan^2(\theta) \quad (13)$$

- ϕ_s : representa cómo la pendiente del terreno afecta la propagación del fuego.
- θ ($^\circ$): es el ángulo de inclinación del terreno en grados. Se usa en la función tangente, lo que implica que pendientes más inclinadas aumentan exponencialmente la propagación del fuego.

Eficiencia del combustible:

$$\varepsilon = \exp\left(\frac{-138}{\sigma}\right) \quad (14)$$

- ε (Eficiencia de propagación del calor): representa la fracción de calor que se transfiere efectivamente en la propagación del fuego.
- σ : relación superficie-volumen del combustible.

La energía de ignición:

$$Q_{ig} = 250 + 1116 M_f \quad (15)$$

- Q_{ig} (Energía de ignición) [kJ/kg]: representa la energía total requerida para encender el combustible. Depende de la humedad del material combustible.
- M_f (Contenido de humedad del combustible): el contenido humedad del combustible.

2.17.2 Cálculo de la tasa de propagación del incendio para el combustible TU1

Presenta el cálculo detallado de la tasa de propagación del incendio utilizando el modelo de Rothermel para el combustible TU1 (Timber Litter). Se consideran condiciones ambientales con baja humedad, viento moderado y una pendiente del 10%.

Los valores utilizados en el cálculo son:

- Carga de combustible: $w_0 = 0.34 \text{ kg/m}^2$
- Calor de combustión: $h = 18600 \text{ kJ/kg}$
- Densidad de partículas del combustible: $\rho_p = 512 \text{ kg/m}^3$
- Relación superficie-volumen: $\sigma = 1500 \text{ 1/m}$
- Profundidad del combustible: $\delta = 0.5 \text{ m}$
- Contenido de humedad: $M_f = 8\%$
- Humedad máxima del combustible: $M_x = 30\%$
- Fracción de humedad total: $ST = 0.05 \%$
- Velocidad del viento: $U = 10 \text{ km/h}$
- Pendiente del terreno: 10%

2.17.3 Cálculo paso a paso

Densidad del combustible seco:

$$\rho_b = \frac{w_0}{\delta} \quad (16)$$

$$\rho_b = \frac{0.34}{0.5} = 0.68 \frac{\text{kg}}{\text{m}^3}$$

Relación de empaquetamiento:

$$\beta = \frac{\rho_b}{\rho_p} \quad (17)$$

$$\beta = \frac{0.68}{512} = 0.00133$$

Factor de ajuste de reacción:

$$A = 133 \cdot \sigma^{\{-0.7913\}} \quad (18)$$

$$A = 133 \times 1500^{\{-0.7913\}} = 0.383$$

Velocidad máxima de reacción:

$$\Gamma'_{max} = \frac{\sigma^{\{1.5\}}}{(495 + 0.0594 \sigma^{\{1.5\}})} \quad (19)$$

$$\Gamma'_{\{max\}} = \frac{1500^{\{1.5\}}}{(495 + 0.0594 \times 1500^{\{1.5\}})} = 0.00728$$

Velocidad de reacción óptima:

$$\Gamma' = \Gamma'_{max} \left(\left(\frac{\beta}{\beta_{op}} \right)^A \right) \exp \left[A \left(1 - \left(\frac{\beta}{\beta_{op}} \right) \right) \right] \quad (20)$$

$$\Gamma' = 0.00271$$

Peso neto de combustible:

$$w_n = w_0(1 - S_T) \quad (21)$$

$$w_n = 0.34 \times (1 - 0.05) = 0.323 \text{ kg/m}^2$$

Coefficiente de amortiguación de humedad:

$$r_M = \frac{M_f}{M_x} \quad (22)$$

$$r_M = \frac{0.08}{0.3} = 0.267$$

$$\eta_M = 1 - 2.59 r_M + 5.11 (r_M)^2 - 3.52 (r_M)^3$$

$$\eta_M = 1 - 2.59(0.267) + 5.11(0.267)^2 - 3.52(0.267)^3 = 0.924$$

Coefficiente de amortiguación mineral:

$$\eta_s = 0.174 e^{\{-0.19\}} \quad (23)$$

$$\eta_s = 0.146$$

Intensidad de reacción:

$$I_R = \Gamma' \cdot w_n \cdot h \cdot \eta_M \cdot \eta_s \quad (24)$$

$$I_R = 0.00271 \times 0.323 \times 18600 \times 0.924 \times 0.146$$

$$I_R = 21.1 \frac{kJ}{m^2 min}$$

Tasa de propagación del incendio:

$$R = \frac{(I_R \cdot \xi \cdot (1 + \phi_w + \phi_s))}{(\rho_b \cdot \varepsilon * Q_{ig})} \quad (25)$$

$$R = \frac{(21.1 \times 0.00298 \times (1 + 0.183 + 0.055))}{(0.68 \times 0.912 \times 1009.7)}$$

$$R = 0.0149 \text{ m/min}$$

2.17.4 Cálculo de la pendiente y dirección

La pendiente y su dirección se calculan a partir de los datos topográficos del terreno mediante diferencias de elevación en celdas adyacentes:

La magnitud de la pendiente (S) se calcula usando la fórmula:

$$S = \arctan\left(\frac{\Delta h}{d}\right) \quad (26)$$

Donde:

- Δh : Diferencia de altura entre celdas.
- d : Distancia horizontal entre celdas.

La dirección de la pendiente se determina mediante el ángulo formado respecto a un sistema de coordenadas.

2.18 División del terreno en celdas

El terreno se divide en celdas discretas para aplicar el modelo de simulación. A cada celda se le asigna:

- **Atributos del combustible:** Tipo, densidad y carga.
- **Parámetros de propagación:** Factores de viento y pendiente.

La actualización de las celdas se realiza a través de iteraciones en el tiempo, donde se calcula la propagación del fuego hacia las celdas adyacentes.

2.18.1 Actualización de estados de las celdas

En cada iteración de la simulación:

1. Se calcula la tasa de propagación en cada celda usando el *modelo Rothermel*.
2. Se actualiza el estado de cada celda (quemada, en proceso de combustión o intacta).
3. Los estados se propagan hacia las celdas vecinas en función de la tasa de propagación y el tiempo discreto de simulación.

2.19 Generación de resultados

A partir de los cálculos anteriores, se generan los resultados en formato visual y estadístico:

- Mapas de propagación del fuego.
- Evolución temporal del incendio.
- Estadísticas de celdas afectadas y áreas quemadas.

2.20 Validación de los prototipos

La validación del diseño se realizará mediante simulaciones y pruebas específicas para garantizar la funcionalidad e integración de cada componente. Este proceso abarca tres aspectos clave:

1. **Estructura de soporte de la cámara:** Se llevará a cabo una simulación dinámica para detectar posibles interferencias mecánicas en el movimiento del soporte de la cámara con dos grados de libertad. Además, se realizará un análisis de esfuerzos para evaluar la resistencia estructural del soporte y su capacidad de soportar las cargas durante el vuelo.
2. **Red neuronal para la clasificación de combustibles:** Se validará el modelo mediante pruebas con conjuntos de datos representativos, evaluando su precisión en la identificación de diferentes tipos de combustible forestal. Se medirán métricas como exactitud, sensibilidad y especificidad para garantizar un rendimiento óptimo.
3. **Interfaz de simulación:** Se probará la correcta integración de los datos generados por la red neuronal, asegurando que la interfaz visualice y procese la información de manera coherente. Además, se validará la funcionalidad de los módulos de entrada y cálculo de propagación del incendio, verificando que las simulaciones reflejen escenarios realistas y coherentes con los datos de entrada.

Este enfoque metodológico garantiza que cada componente del sistema cumpla con los requisitos técnicos y funcionales antes de una posible implementación física.

2.21 Validación del diseño estructural

Para garantizar que el diseño CAD del soporte de la cámara con dos grados de libertad sea funcional y compatible con el dron, se realizará una validación mediante simulaciones en

Autodesk Inventor. En esta etapa, se evaluará que el montaje se ajuste correctamente a la estructura del dron sin interferencias mecánicas con otros componentes y que la cámara pueda moverse libremente dentro de su rango de operación.

Se realizarán pruebas de colisión y movimiento en Inventor para verificar la distribución espacial de los elementos y su integración con el sistema del dron. Estas pruebas permitirán detectar posibles interferencias y optimizar el diseño antes de su implementación.

Dado que la carga total del sistema es baja en comparación con la capacidad de carga del dron, se prescinde de análisis aerodinámicos o de resistencia estructural avanzados. El objetivo es obtener un modelo CAD funcional, ligero y correctamente integrado, asegurando su viabilidad sin necesidad de modificaciones estructurales adicionales.

2.22 Validación de la red neuronal

La validación de la red neuronal convolucional (*CNN*) tiene como objetivo evaluar su precisión y capacidad para clasificar correctamente los tipos de combustible forestal a partir de imágenes capturadas por la cámara. El proceso comienza con el entrenamiento de la red neuronal utilizando un conjunto de datos representativo, que incluye imágenes de distintos tipos de combustible. Posteriormente, se valida el rendimiento de la *CNN* con un conjunto de datos independiente, utilizando métricas estándar como la precisión, el recall y el F1-score para medir su desempeño. Además, se realizan simulaciones del sistema empleando imágenes representativas, lo que permite evaluar la capacidad de la *CNN* para identificar y clasificar combustibles en condiciones similares a escenarios reales. Los resultados esperados incluyen una alta precisión de clasificación superior al 85%, así como resultados consistentes y reproducibles en múltiples pruebas. Asimismo, se busca generar reportes automáticos que documenten el desempeño de la red neuronal, facilitando su análisis y validación.

2.23 Validación de la interfaz de simulación

La validación de la interfaz de simulación tiene como propósito comprobar que esta sea capaz de procesar los datos de entrada, realizar las simulaciones de propagación de incendios y generar resultados confiables y precisos. En primer lugar, se lleva a cabo una validación funcional de cada módulo de la interfaz, verificando su capacidad para procesar celdas y generar cuadrículas del terreno. También se valida el cálculo de la pendiente, la dirección del terreno y la propagación del fuego, así como la actualización dinámica de las celdas en función de los parámetros establecidos por el modelo de simulación. Además, se evalúa la visualización gráfica de los resultados obtenidos, garantizando que la interfaz pueda representar de manera interactiva el comportamiento del incendio. Para este proceso, se utilizan datos geográficos y de combustible simulados, lo que permite probar la funcionalidad del sistema en escenarios hipotéticos y controlados. Los resultados esperados incluyen simulaciones completas y precisas con tiempos de ejecución eficientes, así como una interfaz interactiva que permita visualizar en tiempo real el avance del incendio y los resultados de la simulación.

La validación integral del sistema desarrollado asegura que cada uno de sus componentes cumple con los estándares técnicos y operativos definidos en el diseño. A través de simulaciones y pruebas específicas, se verificaron aspectos críticos como la funcionalidad del montaje mecánico de la cámara, la precisión y consistencia de la red neuronal en la clasificación de combustibles, y la capacidad de la interfaz de simulación para procesar datos y generar resultados confiables. Estas validaciones permiten garantizar que el sistema, en su conjunto, es robusto, eficiente y adecuado para operar en escenarios reales.

El enfoque modular del diseño facilita la integración de los componentes, permitiendo que trabajen de manera coordinada para cumplir con los objetivos del proyecto. El montaje mecánico proporciona estabilidad y operatividad al dron, mientras que la red neuronal y la interfaz aseguran un análisis preciso de los datos y una representación visual comprensible para

el usuario. De esta manera, el sistema desarrollado no solo cumple con los requerimientos establecidos, sino que también establece una base sólida para su aplicación práctica en la predicción de incendios forestales.

En conjunto, los resultados obtenidos durante el proceso de validación destacan la viabilidad del sistema y su potencial para ser implementado en condiciones reales, contribuyendo de manera significativa a la gestión y mitigación de incendios forestales mediante el uso de tecnología avanzada.

Capítulo 3

3. Resultados y análisis

En este apartado se presentan los hallazgos obtenidos mediante el estudio del bosque protector de la ESPOL y el análisis de modelos de combustible utilizando redes neuronales.

3.1 Identificación de modelos de combustible mediante redes neuronales

La identificación de modelos de combustible es fundamental para evaluar la propagación de incendios en condiciones específicas. En este contexto, se llevó a cabo un análisis detallado de la vegetación y las condiciones climáticas del bosque protector de la ESPOL para seleccionar un modelo adecuado.

3.1.1 Estudio preliminar del bosque protector de la ESPOL

Previo al entrenamiento de la red neuronal, se realizó un estudio detallado del bosque protector de la ESPOL durante diciembre, caracterizado por condiciones climáticas extremadamente secas. Este análisis permitió observar:

- **Matorrales densos.** Formando una cubierta vegetal seca con alta inflamabilidad.
- **Árboles dispersos.** Con ramas y follaje seco que aumentan el riesgo de incendios.

Escasa vegetación verde, lo que evidencia el impacto de la sequía en la zona.

A partir de estas observaciones, se concluyó que el modelo de combustible que mejor representaba estas características era el *modelo TUI (Fuel Model TUI: Tall Grass and Understory)* de *Scott & Burgan*, que describe áreas con hierbas altas, vegetación baja y árboles dispersos, ideales para la propagación de incendios en condiciones secas. En la Figura A.3 se incluyen imágenes del bosque tomadas durante el estudio para respaldar visualmente estas características.

3.1.2 Entrenamiento clasificatorio para modelos de combustible

El modelo TU1 fue entrenado utilizando PyTorch, una biblioteca ampliamente reconocida en la comunidad de aprendizaje profundo debido a su flexibilidad y capacidad para ajustar configuraciones avanzadas. Este entrenamiento se llevó a cabo con los siguientes parámetros:

- **Número de épocas:** Se realizaron 5 épocas, buscando un balance entre un entrenamiento eficiente y la prevención de sobreajuste.
- **Penalización de pesos:** Se empleó regularización $L2$, un enfoque para evitar el sobreajuste en el modelo.
- **Control de la tasa de aprendizaje:** Se implementó un decaimiento gradual de la tasa de aprendizaje para garantizar la estabilidad y convergencia del modelo durante el entrenamiento.

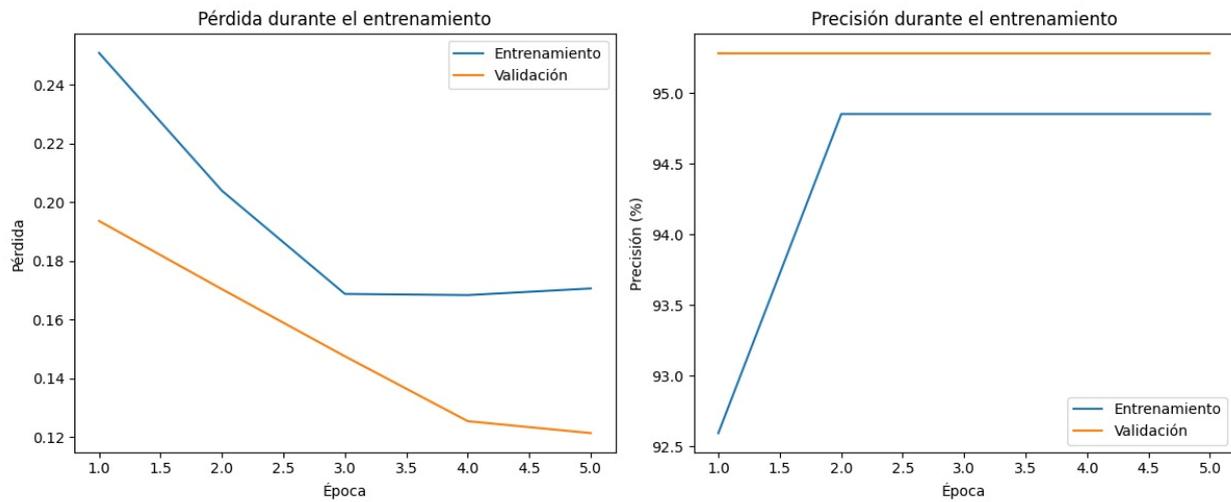
El dataset utilizado fue CIDIS, compuesto por 611 imágenes representativas de las características del modelo TU1 en el bosque protector de la ESPOL. Este conjunto de datos incluyó imágenes con matorrales densos, árboles dispersos y vegetación seca, reflejando las condiciones climáticas de diciembre en la zona de estudio.

Es importante mencionar que el modelo fue entrenado como un clasificador de una sola clase, ya que el dataset CIDIS provenía de una zona específica donde solo predomina el modelo de combustible *TU1*. Sin embargo, si se incorporaran imágenes de diferentes regiones con variabilidad en la vegetación, podría ser necesario modificar la arquitectura del modelo para clasificar múltiples tipos de combustible.

A continuación, se presenta una gráfica que muestra el comportamiento de la pérdida y la precisión durante el proceso de entrenamiento. Esto permite visualizar cómo el modelo se ajustó a los datos con el paso de la época.

Figura 3.1

Evolución de la pérdida y la precisión durante el entrenamiento del modelo TUI



Nota: La pérdida disminuye progresivamente en entrenamiento y validación, indicando una mejora en la generalización del modelo. La precisión se estabiliza en ~95%, sugiriendo un buen rendimiento sin sobreajuste

3.1.3 Manejo de solapamiento con zonas urbanas

En caso de que una zona clasificada como *TUI* sea detectada también como urbana, esta área se descarta del análisis de propagación de incendios. Estas áreas son asignadas al modelo *NBI* (Non-Burnable Urban Areas), que describe zonas urbanas donde no ocurre propagación de fuego, de acuerdo con Scott & Burgan.

3.2 Detección de edificaciones y zonas urbanas

La identificación de edificaciones y zonas urbanas es crucial para evaluar la interacción entre áreas naturales y asentamientos humanos, lo que permite optimizar estrategias de prevención y respuesta ante incendios forestales. Para ello, se utilizó un enfoque basado en visión por computadora que facilita la detección automática de construcciones en el área de estudio.

3.2.1 Entrenamiento para detección de edificaciones

La detección de edificaciones se realizó utilizando *YOLOv5*, un modelo basado en detección de objetos que destaca por su velocidad, precisión y compatibilidad con datasets en formatos prenotados, como el proporcionado por *Cool Roof Detection* en *RoboFlow*. Este dataset incluía imágenes con anotaciones de edificaciones en formato *YOLO*, lo que permitió una integración directa y eficiente con el modelo.

La elección de *YOLOv5* se fundamenta en:

1. **Compatibilidad del dataset:** El formato del dataset proporcionado por RoboFlow era directamente utilizable en *YOLOv5*, lo que redujo significativamente el tiempo de preprocesamiento.
2. **Eficiencia del modelo:** *YOLOv5* es conocido por su capacidad para detectar múltiples objetos en tiempo real, ideal para la tarea de identificar edificaciones en grandes áreas.
3. **Desempeño robusto:** La arquitectura de *YOLOv5* asegura alta precisión y baja latencia en tareas de detección de objetos.

El entrenamiento con *YOLOv5* produjo los siguientes resultados:

- **Precisión (accuracy):** 90.71%
- **Recall:** 52.65%
- **F1-Score:** 66.56%
- **Pérdida final:** 0.0764

Para evaluar el desempeño del modelo, se generaron curvas de precisión-recall, recall-confianza y F1-confianza, que se presentan en las siguientes figuras:

Figura 3.2 Curva de Precisión-Recall: Muestra la relación entre la precisión y el recall para cada clase detectada, evidenciando la dificultad del modelo para detectar algunas edificaciones con alta certeza.

Figura 3.3 Curva de Recall-Confianza: Indica cómo varía el recall en función del umbral de confianza del modelo, ayudando a determinar el punto óptimo de detección.

Figura 3.4 Curva de F1-Confianza: Representa el balance entre precisión y recall según el nivel de confianza, útil para ajustar el umbral de decisión.

A partir de estas gráficas, se observa que la clase "generic roof" obtuvo el mejor rendimiento, mientras que la clase "cool roof" presentó una menor precisión. Esto sugiere que el modelo podría beneficiarse de un mayor refinamiento del dataset o del ajuste de hiperparámetros para mejorar el recall sin afectar la precisión.

Figura 3.2

Curva de Precisión-Recall - Detección techos

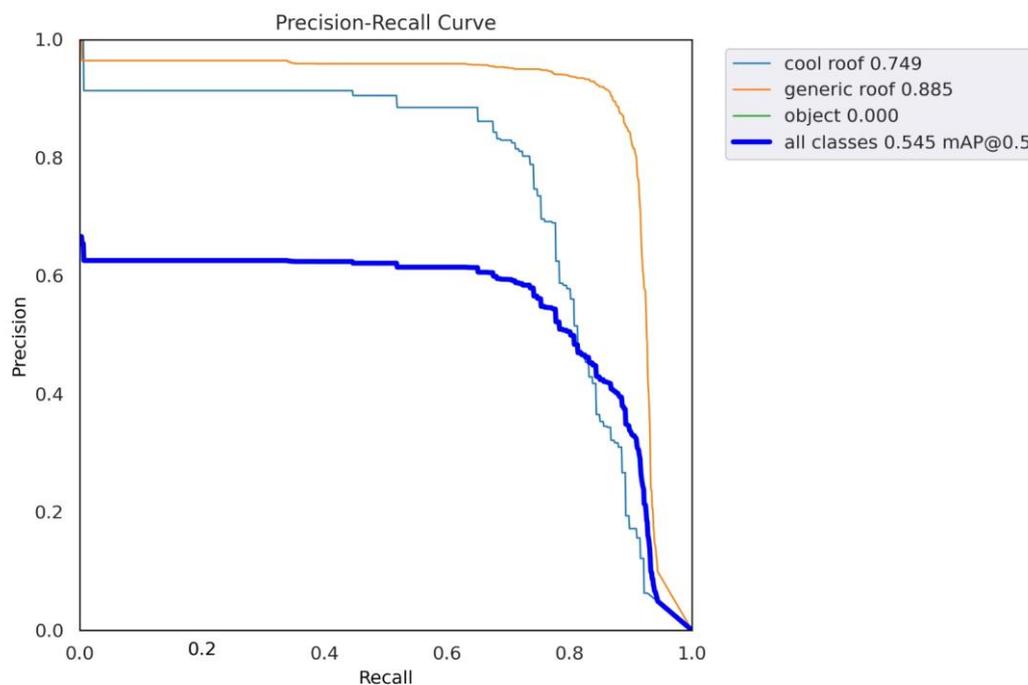
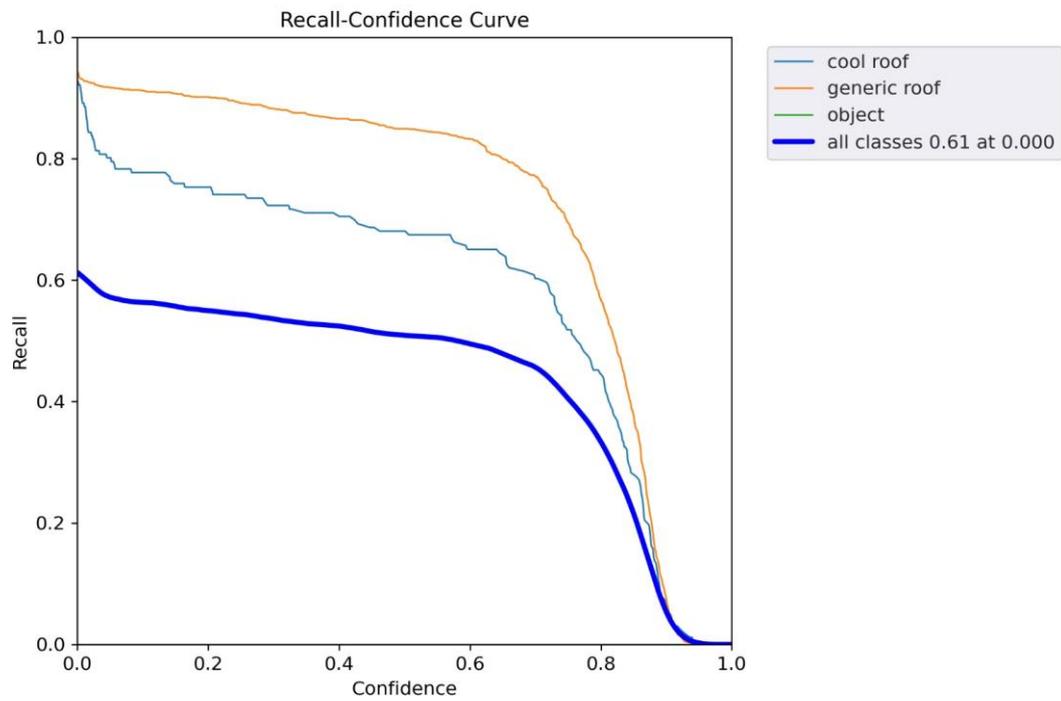
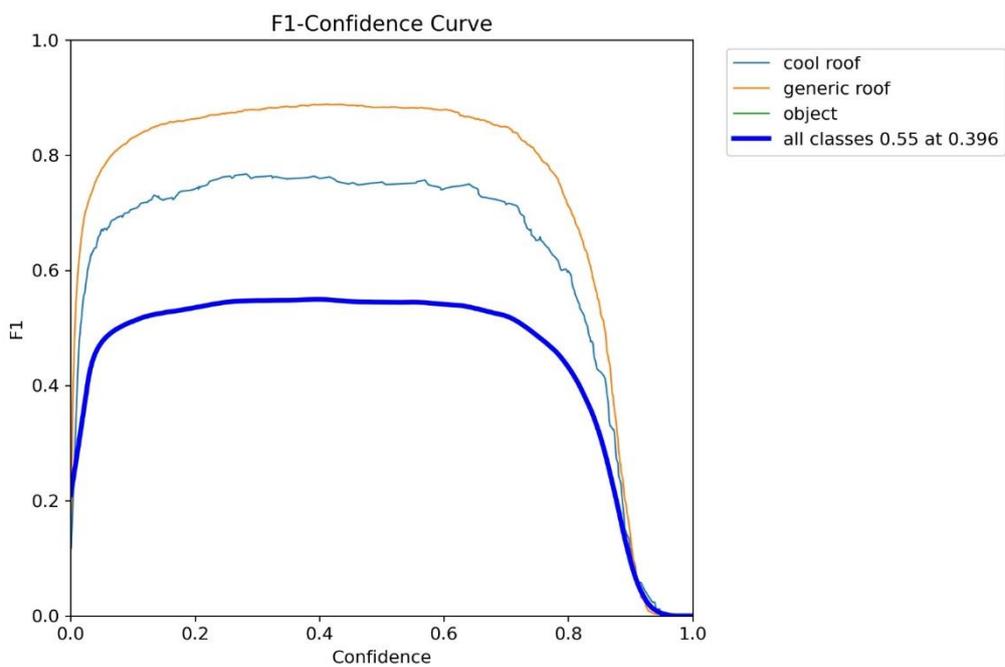


Figura 3.3*Curva de Recall-Confianza - Detección techos***Figura 3.4***Curva de F1-Confianza - Detección techos*

3.2.2 Criterio para clasificación de zonas urbanas

Una zona fue clasificada como urbana si se detectaban tres o más edificaciones en una imagen. Este criterio se basa en:

- **Representación mínima de un área urbana:** Tres edificaciones reflejan una densidad típica de entornos urbanos, excluyendo construcciones aisladas que no representan un desarrollo urbano significativo.
- **Reducción de falsos positivos:** Al establecer este umbral, se evita clasificar incorrectamente áreas rurales con estructuras aisladas.

Las zonas urbanas fueron asignadas automáticamente al modelo NB1 (Non-Burnable Urban Areas) y excluidas del análisis de propagación de incendios, dado que estas áreas no presentan riesgo de propagación de fuego según Scott & Burgan.

3.3 Discusión

El análisis combinado de modelos de combustible y detección de edificaciones permitió clasificar de manera precisa las áreas estudiadas del bosque protector de la ESPOL. Para llevar a cabo esta tarea, se desarrolló un *script principal* que integra los modelos entrenados y realiza una evaluación automática de las imágenes procesadas. En total, se utilizaron 8 imágenes representativas: imágenes del bosque protector de la ESPOL, capturadas en época seca, y otras tomadas de datasets disponibles en Roboflow que representaban zonas rurales con edificaciones. Los resultados obtenidos fueron almacenados en un archivo JSON para su análisis.

El modelo ResNet18 fue configurado específicamente para clasificar las áreas que correspondían al tipo de combustible TU1, representativo de las características del ecosistema en épocas secas. Este modelo fue entrenado utilizando imágenes del bosque protector de la ESPOL y validado con un conjunto independiente de imágenes del mismo entorno, logrando una clasificación robusta y precisa.

Por otro lado, el modelo YOLOv5 fue implementado para la detección de edificaciones. Utilizando el dataset *Cool Roof Detection* de Roboflow, complementado con imágenes adicionales de edificaciones en zonas rurales, el modelo demostró una adecuada generalización. Las imágenes procesadas fueron clasificadas como NB1 si se detectaban al menos tres edificaciones, lo que garantizó la exclusión de estas áreas del análisis de propagación de incendios, siguiendo las especificaciones de Scott & Burgan.

El flujo de trabajo automatizado desarrollado, que incluye la integración de ambos modelos en un único script, demostró ser eficiente y adaptable. La capacidad del sistema para procesar imágenes de diferentes fuentes y almacenar los resultados en un formato estructurado (JSON) respalda su utilidad práctica en la gestión de ecosistemas mixtos.

A continuación, se presenta un fragmento del archivo JSON generado, donde se detallan las clasificaciones obtenidas por el sistema:

Figura 3.5

Archivo Json generado con la clasificación automática de imágenes

```

1  [
2  {
3      "clasificacion": "NB1",
4      "ubicacion": [
5          0.0,
6          0.0
7      ],
8      "imagen": "roof-95-_jpg.rf.ce39b3d800cb86d522824ecd5eb38ebc.jpg"
9  },
10 {
11     "clasificacion": "TUI",
12     "ubicacion": [
13         0.0,
14         0.0
15     ],
16     "imagen": "DJI_0606.JPG"
17 },
18 {
19     "clasificacion": "TUI",
20     "ubicacion": [
21         0.0,
22         0.0
23     ],
24     "imagen": "iceland-landscape-beautiful-church.jpg"
25 },
26 {
27     "clasificacion": "TUI",
28     "ubicacion": [
29         0.0,
30         0.0
31     ],
32     "imagen": "DJI_0588 (1).JPG"
33 },
34 {
35     "clasificacion": "NB1",
36     "ubicacion": [
37         0.0,
38         0.0
39     ],
40     "imagen": "roof33_png_jpg.rf.ac725737286acec61658ec11578e8735.jpg"
41 },
42 {
43     "clasificacion": "NB1",
44     "ubicacion": [
45         0.0,
46         0.0
47     ],
48     "imagen": "roof-105-_jpg.rf.b83e09f69fecf43affc5035e696c70b6.jpg"
49 },
50 {
51     "clasificacion": "NB1",
52     "ubicacion": [
53         0.0,
54         0.0
55     ],
56     "imagen": "roof-90-_jpg.rf.7dbfa25049fd705832a84cae388cb564.jpg"
57 },
58 {
59     "clasificacion": "TUI",
60     "ubicacion": [
61         0.0,
62         0.0
63     ],
64     "imagen": "DJI_0175.JPG"
65 },
66 {
67     "clasificacion": "TUI",
68     "ubicacion": [
69         0.0,
70         0.0
71     ],
72     "imagen": "DJI_0501.JPG"
73 }
74 ]
75

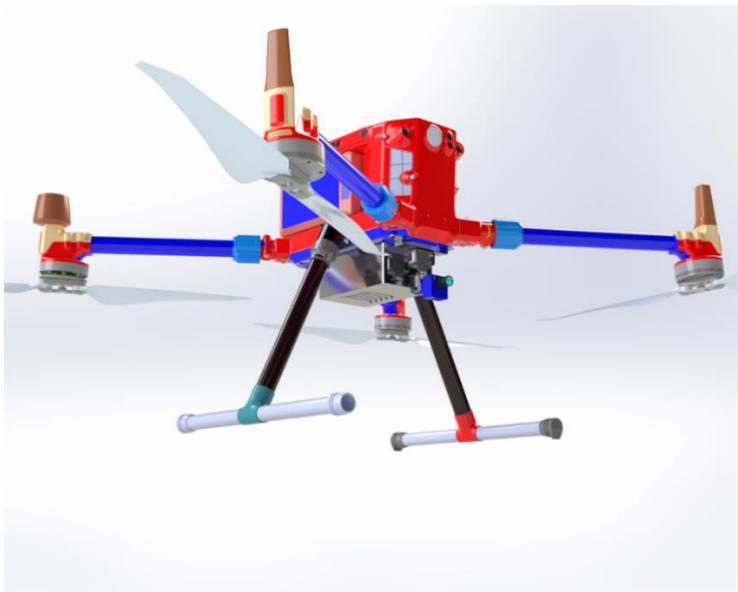
```

3.4 Diseño e integración de la cámara y electrónica en el DJI Matrice 300 RTK

El diseño estructural se desarrolló para integrar de manera eficiente la cámara y los componentes electrónicos necesarios para la captura y procesamiento de imágenes en tiempo real. Se adoptó un enfoque modular que asegura la estabilidad del sistema durante el vuelo, la compatibilidad con el dron DJI Matrice 300 RTK y la protección de los elementos sensibles.

Figura 3.6

Dron DJI Matrice 300 RTK con montaje



3.4.1 Proceso de diseño

El desarrollo del montaje se basó en los puntos de anclaje del dron, asegurando una integración sin interferencias con su estructura y sin afectar su estabilidad en vuelo. Para ello, se llevaron a cabo los siguientes pasos:

1. Identificación de puntos de fijación:

- Se analizaron los puntos de anclaje disponibles en el DJI Matrice 300 RTK para determinar la mejor manera de sujetar el compartimiento y la cámara sin comprometer el centro de gravedad del dron.

- Con base en estos puntos, se diseñaron patas de soporte para fijar el compartimiento y la estructura de la cámara.

2. Diseño del compartimiento para la electrónica:

- Se establecieron las dimensiones del compartimiento en función del espacio disponible en el dron, evitando interferencias con otros componentes como baterías o sensores.
- La disposición de los componentes internos (Jetson Nano y batería) se realizó de manera que la distribución del peso fuera equilibrada, minimizando posibles desbalances durante el vuelo.
- Se incluyeron ranuras de ventilación para evitar el sobrecalentamiento de la GPU.

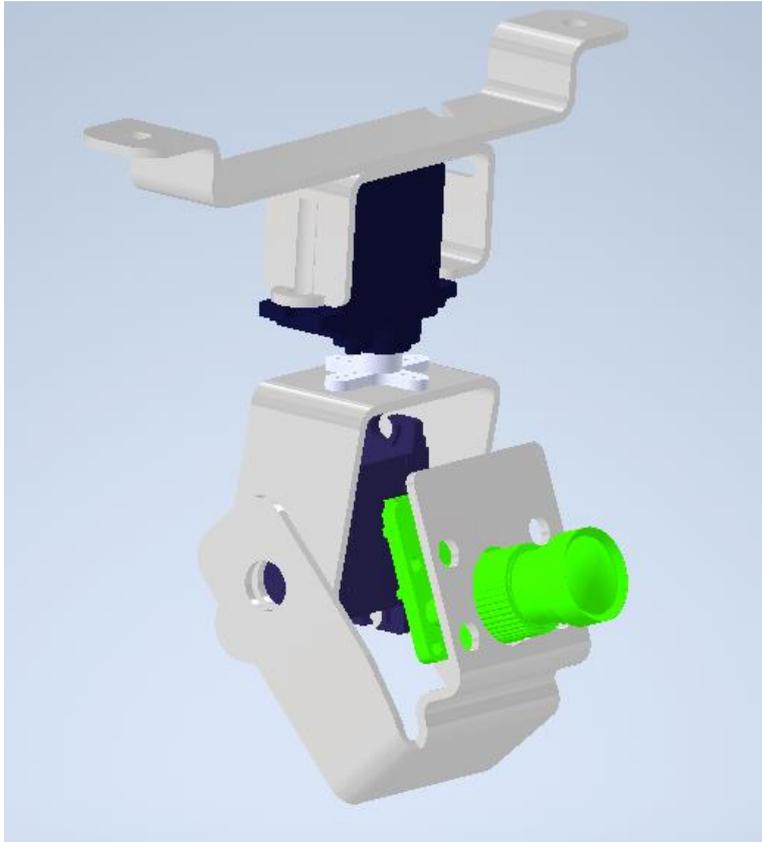
3. Diseño del montaje de la cámara:

- Se diseñó un brazo superior para conectar la cámara al dron, proporcionando un soporte estable y minimizando vibraciones.
- Se incorporaron soportes específicos para los servomotores, garantizando su fijación sin desplazamientos no deseados.
- Se añadió un brazo inferior para sostener el segundo servomotor, asegurando la estabilidad y precisión en los movimientos de la cámara.

En la Figura 3.7 se observa el diseño del montaje de la cámara con dos grados de libertad (DOF). Este sistema permite la orientación de la cámara en los ejes vertical y horizontal, facilitando la captura de imágenes desde distintos ángulos para mejorar el análisis del terreno.

Figura 3.7

Cámara de 2 grados de libertad.



3.4.2 Componentes eléctricos

- **Jetson Nano:** Este módulo GPU de bajo consumo es el núcleo del sistema de procesamiento. Su capacidad para ejecutar redes neuronales en tiempo real lo hace ideal para tareas de detección y clasificación. El Jetson Nano se encuentra alojado dentro de un compartimiento protector que garantiza su seguridad frente a impactos, polvo y humedad.
- **Arducam IMX477 High Quality Camera:** La cámara IMX477 permite la captura de imágenes de alta resolución, esenciales para el análisis detallado y la clasificación precisa. Su diseño compacto y compatibilidad con el Jetson Nano aseguran un rendimiento óptimo incluso en condiciones ambientales adversas.
- **Dos servomotores:** los servomotores proporcionan dos grados de libertad a la cámara, permitiendo movimientos verticales y horizontales para enfocar áreas específicas de

interés. Estos motores son controlados directamente por el Jetson Nano, asegurando movimientos precisos y suaves.

3.4.3 Componentes mecánicos

1. Compartimiento para la electrónica

- **Compartimiento para el Jetson Nano:** El compartimiento está diseñado para alojar exclusivamente la Jetson Nano ($100 \times 80 \times 29$ mm) y una batería de $68 \times 34 \times 18$ mm. Su estructura, con dimensiones de $121 \times 73 \times 50$ mm, proporciona un espacio ajustado pero suficiente para ambos componentes. Está fabricado con materiales ligeros y resistentes, como plásticos de ingeniería o aluminio, e incorpora ranuras de ventilación para evitar el sobrecalentamiento.

Para más detalles sobre la distribución interna y el diseño estructural del compartimiento, revisar el PLANO 4.

- **Tapa del compartimiento:** Permite un acceso rápido para mantenimiento y protege los componentes internos de la humedad y el polvo.

2. Montaje de la cámara

- **Brazo superior de la cámara:** Este elemento conecta la cámara al dron, proporcionando un soporte estable y minimizando las vibraciones durante el vuelo.
- **Sostenedores de los servomotores:** Permiten fijar los motores en su lugar, garantizando una conexión sólida y evitando desplazamientos no deseados.
- **Brazo inferior para el soporte del segundo servo:** Este componente asegura la estabilidad de la cámara y la precisión de los movimientos proporcionados por los servomotores.

3.4.4 Diseño modular y materiales utilizados

El montaje fue diseñado de forma modular, lo que permite reemplazar o actualizar componentes individuales sin comprometer el sistema completo. Este enfoque mejora la escalabilidad y facilita futuras mejoras. Los materiales utilizados incluyen:

- **Aluminio:** Para los soportes y brazos, debido a su ligereza y resistencia.
- **Plásticos de ingeniería:** Para la compartimiento y sostenedores, asegurando durabilidad y reduciendo el peso total.

3.4.5 Integración y compatibilidad

El montaje fue diseñado para ser completamente compatible con el dron DJI Matrice 300 RTK. Se tomaron en cuenta factores como el peso total, la distribución de la carga y la estabilidad durante el vuelo. Además, el diseño permite que los componentes trabajen de manera integrada, asegurando una operación fluida y eficiente.

3.4.6 Simulación dinámica de la cámara con dos grados de libertad

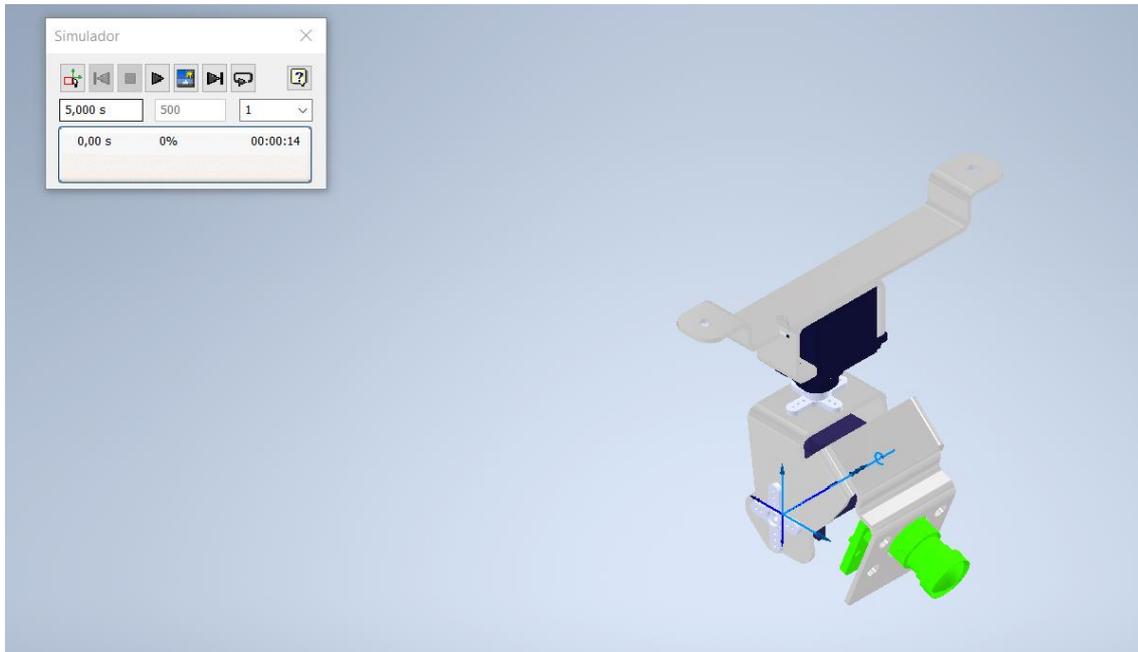
Se realizó una simulación dinámica del sistema de cámara con dos grados de libertad en Autodesk Inventor para evaluar su movimiento y verificar posibles interferencias mecánicas. El proceso se llevó a cabo en tres etapas

3.4.6.1 Simulación del primer servomotor (eje Y - yaw)

Se realizó la simulación del servomotor que conecta la base del sistema con el dron, permitiendo la rotación en el eje Y (yaw). En esta etapa, se verificó que el movimiento fuera libre de interferencias mecánicas y que la estructura no presentara colisiones con el dron ni restricciones en su rango de operación. Durante la simulación, no se detectaron alertas de colisión o interferencia. En la Figura 3.8 se muestra el resultado de la simulación, donde se observa el movimiento del primer servomotor y su interacción con la estructura del dron.

Figura 3.8

Inicio de la simulación cámara de 2 grados de libertad

**Figura 3.9**

Rotación en Y de la cámara

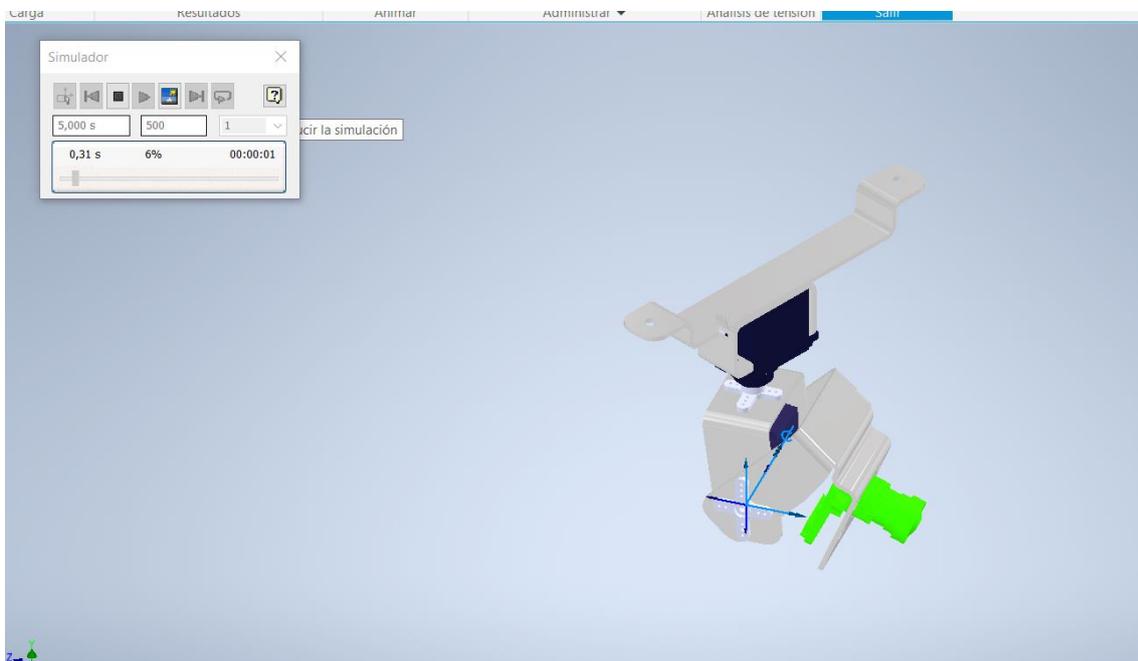
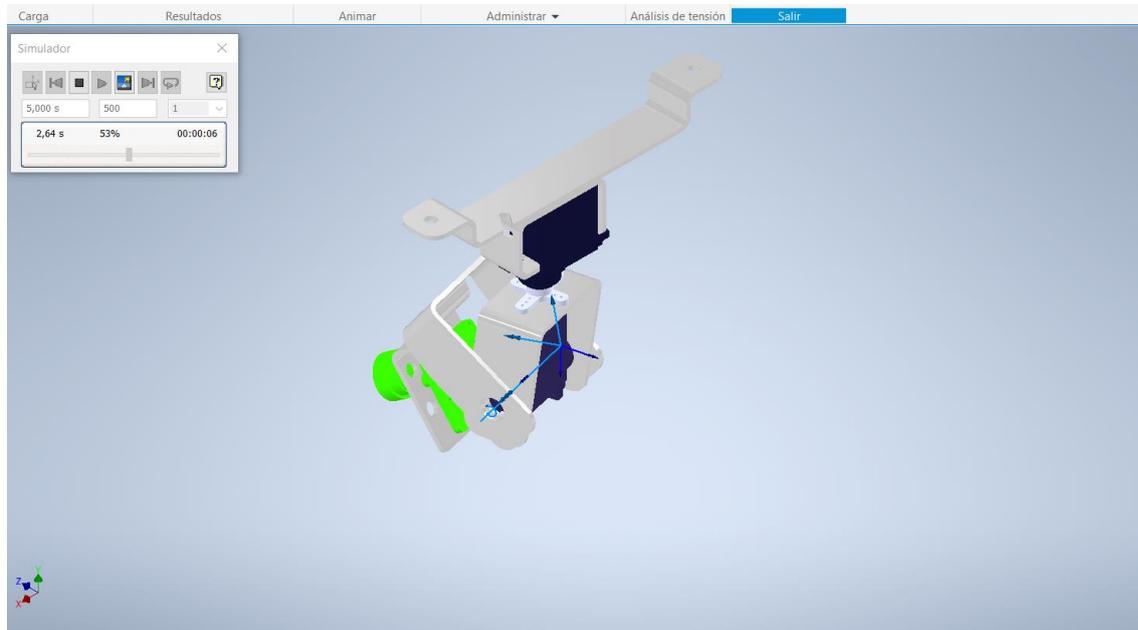


Figura 3.10

Giro de la cámara abarcando amplio rango en el eje Y

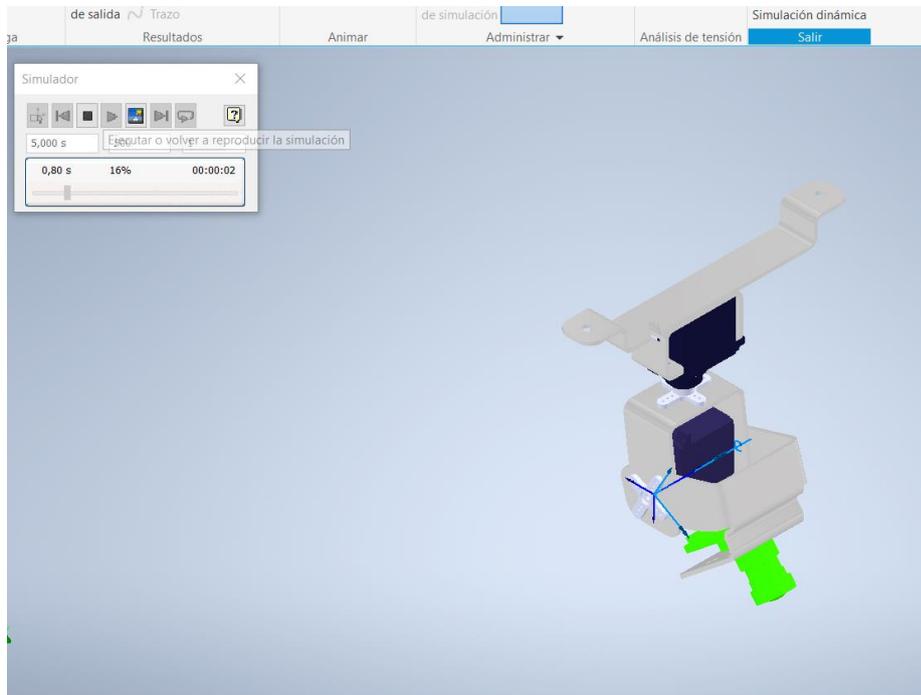


3.4.6.2 Simulación del segundo servomotor (eje X - pitch)

A continuación, se evaluó el movimiento del servomotor encargado de la inclinación en el eje X (pitch). Se analizó la capacidad de la cámara para ajustarse en distintos ángulos sin comprometer la estabilidad ni generar interferencias con otros componentes del sistema. Durante la simulación, no se levantaron alertas de colisión o interferencia. En la Figura 3.11, se presentan los resultados de esta simulación, evidenciando el comportamiento del mecanismo en el eje de inclinación.

Figura 3.11

Giro de la cámara en el eje X

**Figura 3.12**

Giro de la cámara abarcando amplio rango en el eje X

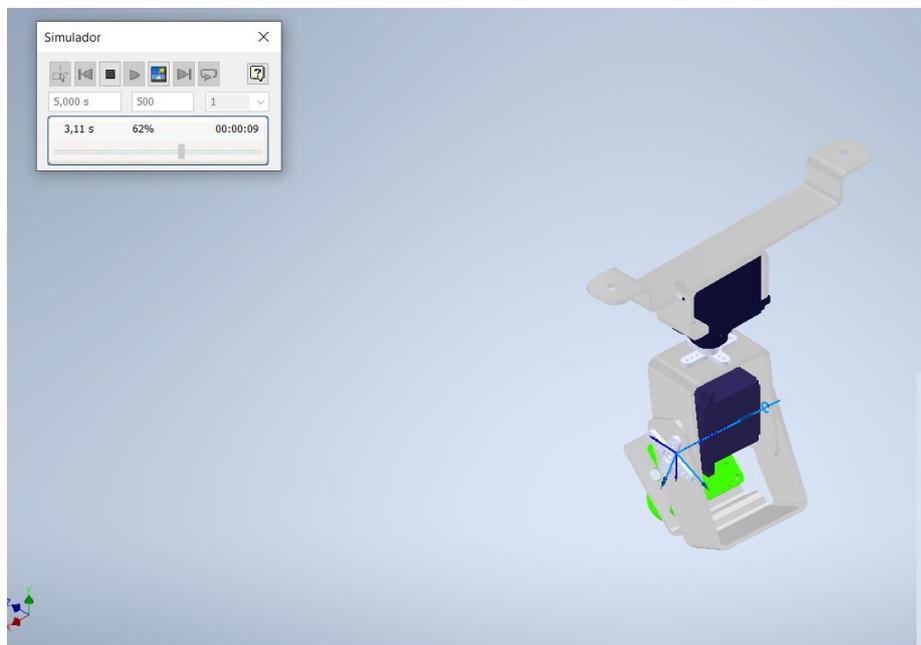
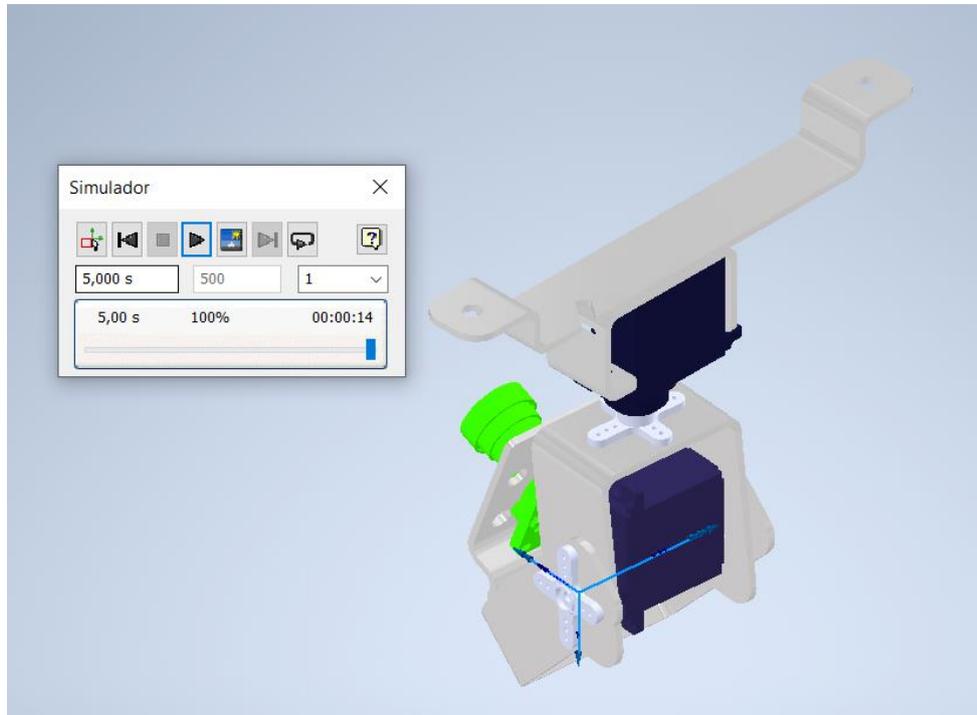


Figura 3.13

Finalización de la simulación de la cámara en el eje X



3.4.6.3 Simulación del sistema completo (ambos servomotores)

Finalmente, se realizó la simulación con ambos servomotores operando simultáneamente, verificando la coordinación de los movimientos en los dos ejes. Se midió la velocidad angular de cada servomotor para asegurar un desempeño óptimo y evitar posibles sobrecargas en el sistema. Durante la simulación, no se detectaron interferencias ni restricciones mecánicas, confirmando la viabilidad del diseño.

Además, se graficó la velocidad de las bases para analizar el comportamiento dinámico del sistema y verificar que los servomotores operen dentro de los valores esperados. En la Figura 3.14, se presenta el gráfico de velocidad, donde se observa la variación en el tiempo de cada base, permitiendo validar su estabilidad y sincronización.

En la Figura 3.16 se muestra la simulación del sistema completo, donde se valida la integración y funcionalidad del diseño en condiciones dinámicas.

Esta simulación permitió detectar y corregir posibles problemas mecánicos antes de la fabricación. Al no presentarse alertas de colisión o interferencia en ninguna de las pruebas, y tras analizar la velocidad de las bases, se confirma que el diseño cumple con los parámetros establecidos y es funcional dentro del rango de operación definido.

Figura 3.14

Grafica del primer soporte (Y- YAWL)

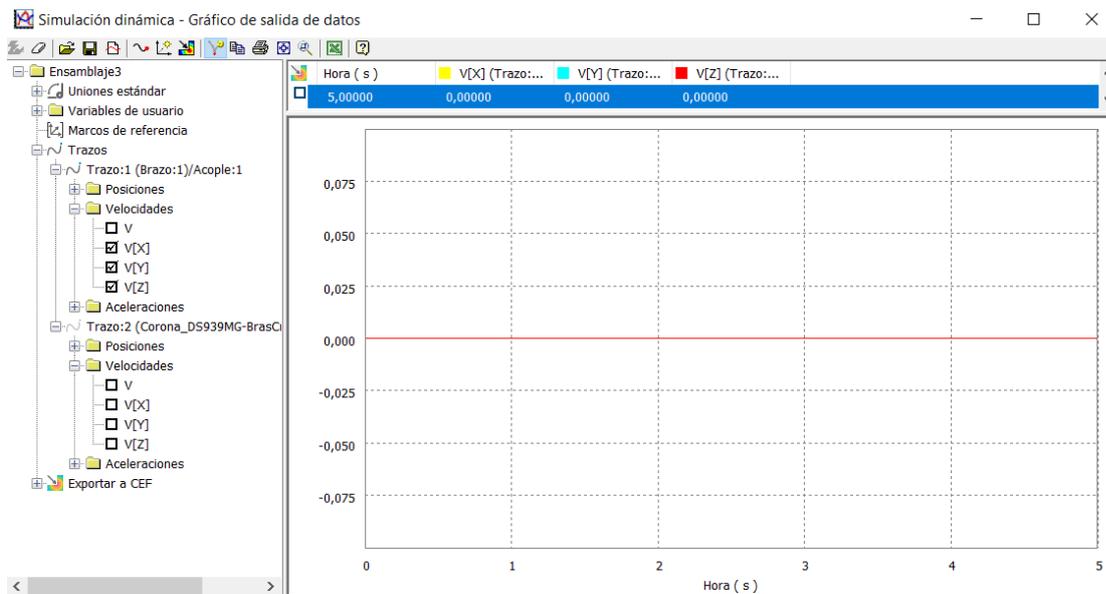


Figura 3.15

Grafica del segundo soporte (X- pitch)

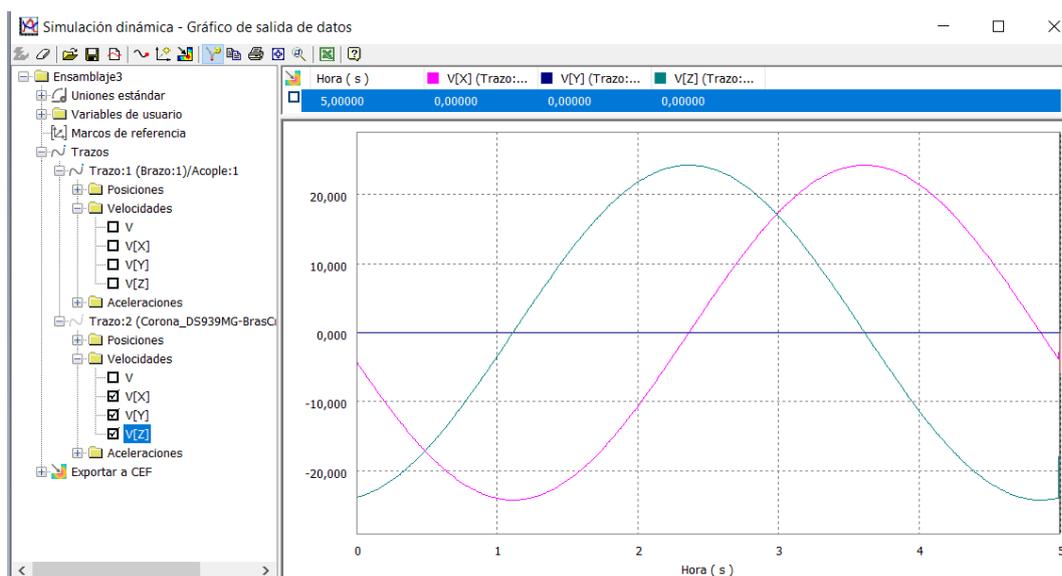
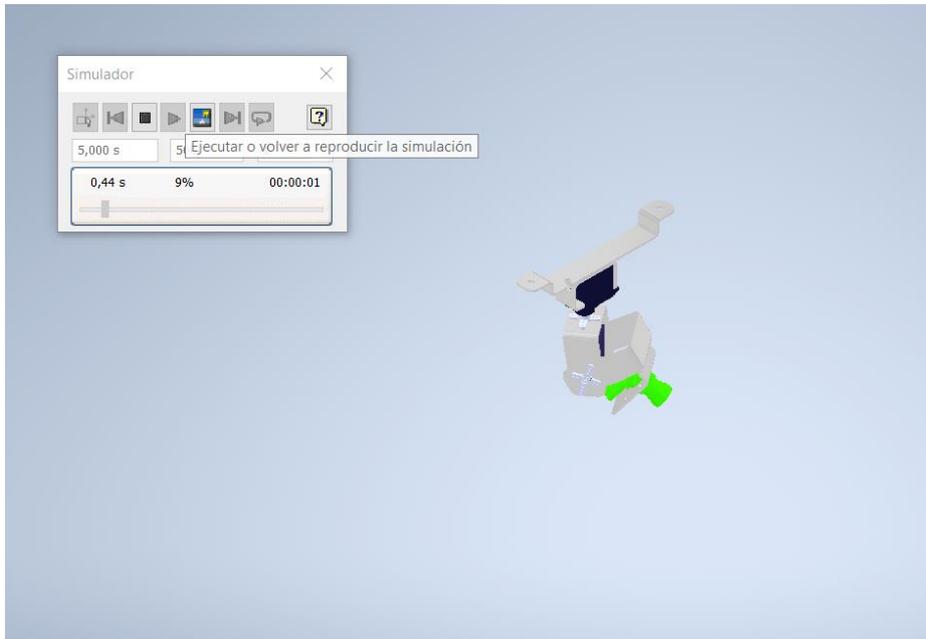
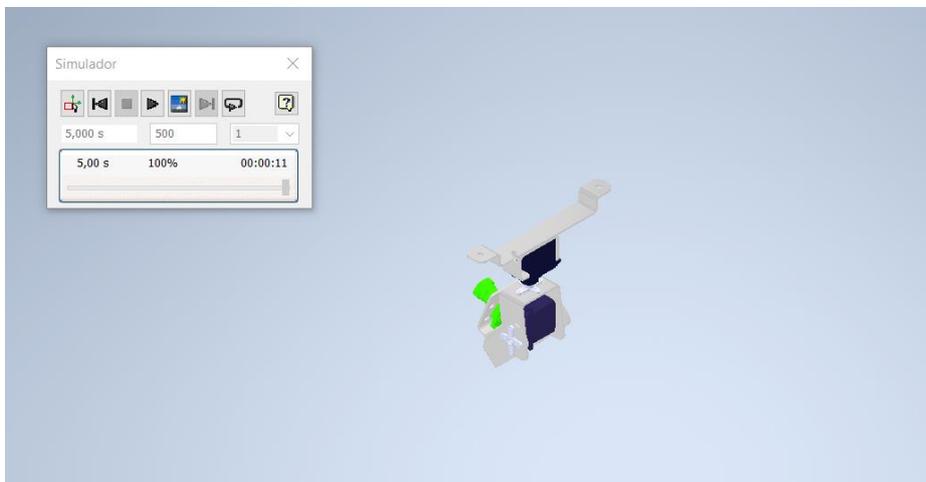


Figura 3.16

Inicio de la simulación con ambos servos para la cámara

**Figura 3.17**

Fin de la simulación con ambos servos para la cámara



3.4.7 Resultados del análisis de esfuerzos

Para evaluar la resistencia estructural del soporte de la cámara con dos grados de libertad, se realizó una simulación de esfuerzos considerando las siguientes fuerzas aplicadas sobre la estructura.

3.4.7.1 Cálculo de la fuerza del viento sobre la cámara

La presión del viento se calculó utilizando la ecuación de presión dinámica:

$$P = \frac{1}{2} \rho v^2 \quad (27)$$

Donde:

- $\rho=1.225 \text{ kg/m}^3$ (densidad del aire a nivel del mar).
- $v=1.5-3.0v = 1.5 - 3.0v=1.5-3.0 \text{ m/s}$ (rango de velocidad del viento suave).
- P resultante en el rango de 1.38 a 5.51 Pa.

Luego, la fuerza del viento se determinó mediante la ecuación:

$$F = P \times A \quad (28)$$

Donde:

- $A=657701 \text{ mm}^2 = 0.6577 = 0.6577 = 0.6577 \text{ m}^2$ (área frontal de la cámara).
- Con la presión calculada, la fuerza resultante es 3.63 N.

3.4.7.2 Fuerzas aplicadas en la simulación

1. Fuerza del viento sobre la cámara

- **Magnitud:** 3.63 N
- **Ubicación:** Aplicada sobre la superficie frontal de la cámara.
- **Efecto:** Genera una carga distribuida sobre la estructura y un momento respecto a la base.

2. Momento generado por la fuerza del viento

- **Distancia desde la base:** 70.576 mm (0.0706 m).
- **Momento resultante:** 0.256 N·m.
- **Efecto:** Aumenta los esfuerzos en los puntos de fijación del soporte.

3. Peso total del sistema (cámara, servomotores y base)

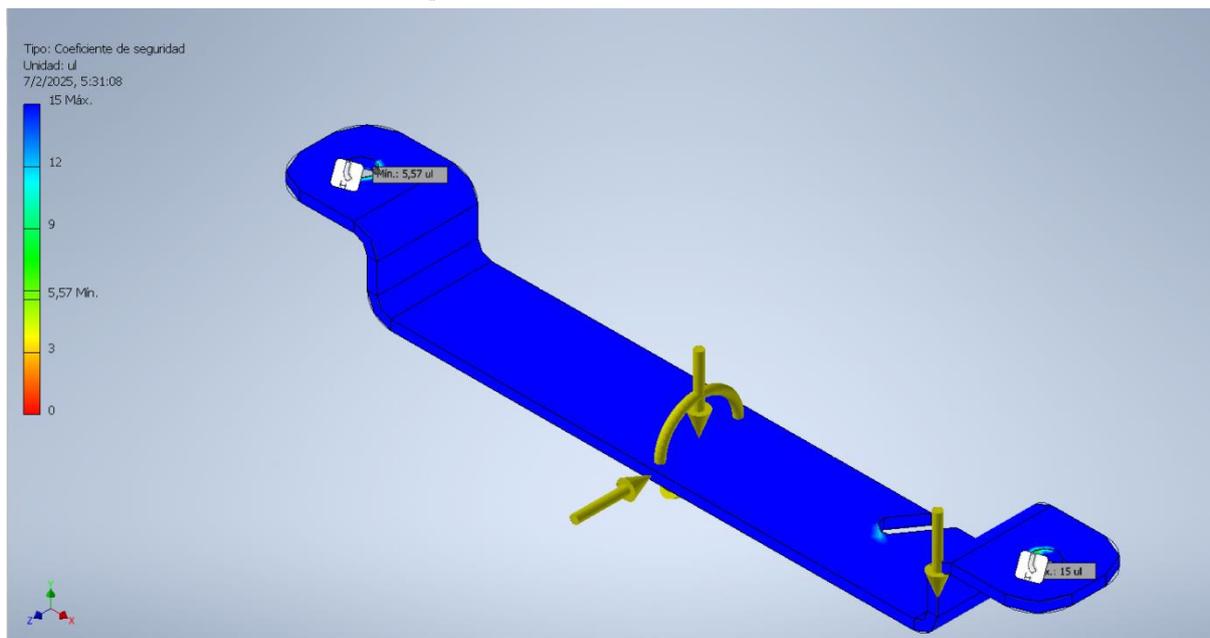
- **Magnitud:** 1.38 N.
- **Ubicación:** Aplicada en el centro de masa del ensamblaje.
- **Efecto:** Genera una carga adicional en la base y puntos de fijación.

3.4.7.3 Resultados obtenidos

El factor de seguridad mínimo fue 5.57, localizado en la zona de los tornillos de fijación. Este resultado es esperado, ya que la geometría del soporte concentra esfuerzos en los puntos de sujeción. En el resto de la estructura, el factor de seguridad fue superior a 15, indicando que no existen zonas críticas fuera de los puntos de fijación.

Figura 3.18

Fin de la simulación con ambos servos para la cámara



3.5 Desarrollo de una interfaz intuitiva para la simulación de incendios forestales

El objetivo principal de este trabajo es diseñar una herramienta que permita a los operadores, como bomberos forestales, interactuar de forma sencilla con el sistema de simulación de incendios forestales. La interfaz busca simplificar el proceso de configuración y simulación, permitiendo decisiones rápidas y fundamentadas a partir de datos geográficos,

climáticos y de combustible. El modelo moderno de Rothermel es la base utilizada para calcular la propagación de incendios.

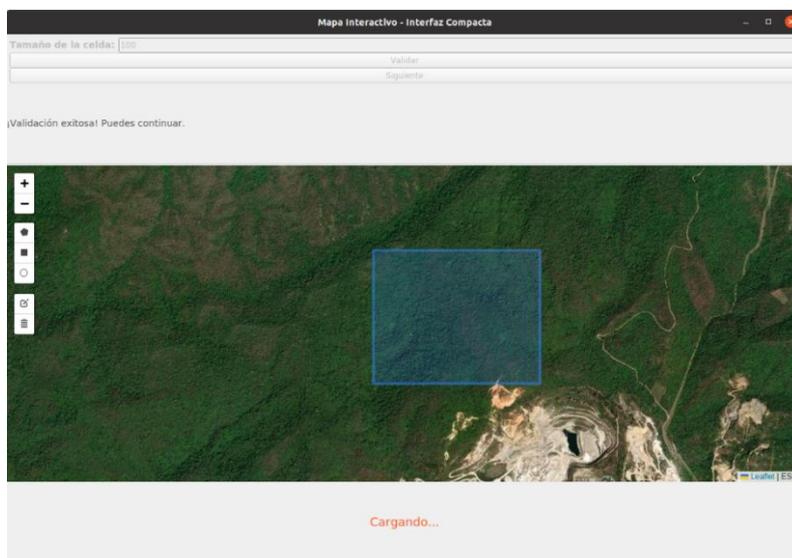
3.5.1 Obtención de datos

En este módulo, el usuario tiene la posibilidad de definir un polígono de interés sobre mapas satelitales y establecer el tamaño de las celdas de la cuadrícula que se utilizará para la simulación. Además, se solicita al usuario proporcionar las rutas de almacenamiento de los datos generados y cargar un archivo JSON con información de combustibles recopilada previamente por drones. A partir de estos insumos, la interfaz genera automáticamente dos archivos en formato ASCII:

- elevation.asc: contiene los datos topográficos.
- fuels.asc: representa los modelos de combustibles presentes en la región de interés.

Figura 3.19

Módulo de generación de datos en la interfaz interactiva



Este módulo permite al usuario definir el tamaño de las celdas y seleccionar la zona de interés mediante un polígono interactivo. La validación de la selección es confirmada antes de proceder con el procesamiento de datos, asegurando que la región elegida cumpla con los requisitos del análisis.

Los modelos incluyen información sobre la estructura y almacenamiento de datos en el sistema. La Figura B.1 describe las especificaciones del archivo JSON, que contiene la información clasificada de combustibles según el modelo entrenado. Figura B.2 y Figura B.3 presentan el formato de los archivos elevation.asc y fuels.asc, utilizados para representar la altitud y la distribución de combustibles en la simulación de propagación de incendios.

3.5.2 Configuración climática

Este módulo permite al usuario ingresar información clave sobre las condiciones ambientales. Específicamente, se solicita definir:

- La dirección del viento (grados).
- La magnitud del viento (km/h).
- El escenario de humedad (baja, media o alta).
- La hora en que se realizará la simulación.

Figura 3.20

Módulo de generación del archivo weather.csv

Instance	datetime	WS	WD	FireScenario
1 Sebas	2025-01-23 11:00	8	320	01
2 Sebas	2025-01-23 12:00	5	321	01
3 Sebas	2025-01-23 13:00	5	323	01
4 Sebas	2025-01-23 14:00	9	310	01
5 Sebas	2025-01-23 15:00	8	315	01
6 Sebas	2025-01-23 16:00	8	315	01

Carpeta de destino: Seleccionar Carpeta

Agregar Fila
Eliminar Fila
Crear Weather.csv
Cancelar

Con estos datos, se genera un archivo en formato CSV denominado weather.csv, el cual recopila las condiciones climáticas necesarias para la simulación. Este archivo contiene información sobre variables meteorológicas como temperatura, humedad y velocidad del viento, fundamentales para la correcta parametrización del modelo. Un ejemplo del archivo generado se encuentra en la Figura B.4.

3.5.3 Configuración de ignición

En este módulo, el usuario indica las coordenadas UTM del punto de ignición del incendio y especifica el año en que se realizará la simulación. Con esta información, se genera un archivo CSV denominado ignition.csv, que contiene:

- La ubicación de la celda correspondiente al punto de ignición.
- Los datos relevantes para el modelo de simulación.

Figura 3.21

Modulo punto de ignición

	Año	UTM X	UTM Y
1	1	-55946.92	9759782.90

Estos datos se almacenan en un archivo denominado `ignition.csv`, que sigue un formato estructurado para su uso en el modelo. Un ejemplo de este archivo se encuentra en la Figura B.5.

3.5.4 Inicio de simulación

En esta última etapa, el usuario confirma que todos los datos requeridos han sido generados correctamente. Posteriormente, presiona el botón correspondiente para comenzar la simulación. La interfaz está diseñada para mostrar el progreso en tiempo real, permitiendo al usuario monitorear el avance de la simulación de manera visual y clara.

Figura 3.22

Módulo de simulación de incendios forestales



3.5.5 Características de la interfaz

Esta herramienta se caracteriza por su enfoque en la simplicidad y la accesibilidad, asegurando que los operadores puedan interactuar con ella de manera eficiente, incluso sin experiencia previa en el uso de sistemas de simulación avanzados. Además, se han implementado validaciones que garantizan la consistencia y calidad de los datos ingresados, optimizando así el rendimiento y la precisión del modelo de simulación basado en el modelo moderno de *Rothermel*.

3.5.6 Resultado de la interfaz

La interfaz desarrollada permitió la integración de los modelos y la visualización de los resultados en un entorno interactivo. A través de esta herramienta, los usuarios pueden seleccionar parámetros, procesar imágenes y obtener información detallada sobre la clasificación del terreno y la detección de edificaciones.

3.5.7 Resultados

Se utilizaron datos ofrecidos por la institución *Cell2Fire* del bosque de *Vilopriu*, un escenario caracterizado por vegetación mediterránea. A partir de estos datos, se procedió a realizar simulaciones que permitieron observar el crecimiento del incendio por hora. Los resultados muestran un comportamiento dinámico del fuego, influenciado por las condiciones de combustible, topografía y clima configuradas previamente. Estas simulaciones validan la capacidad del sistema para representar con precisión la propagación de incendios en escenarios reales. Los resultados de la simulación del bosque *Vilopriu* en la Figura B.6 a la Figura B.10

Capítulo 4

4. Conclusiones y recomendaciones

4.1 Conclusiones

A continuación, se presentan las conclusiones obtenidas en función de los objetivos específicos planteados:

1. **Desarrollar un sistema de monitoreo utilizando drones con cámaras RGB para mapear secciones del bosque:** Se diseñó un sistema de monitoreo basado en drones equipados con cámaras RGB para capturar imágenes de alta resolución del terreno. Este diseño permite mapear secciones específicas del bosque protector de la ESPOL, facilitando la identificación de áreas de interés como zonas con mayor inflamabilidad y sectores urbanos que deben ser excluidos del análisis de propagación de incendios.

El sistema propuesto se centra en la planificación y estructuración del flujo de datos, estableciendo un proceso en el que las imágenes capturadas se procesan y analizan para clasificar los distintos tipos de cobertura del suelo. Este diseño sienta las bases para una futura implementación operativa, asegurando que la integración de los drones, la captura de imágenes y el procesamiento de datos puedan realizarse de manera eficiente.

2. **Generar un archivo de ubicación y modelo de combustible para cada sección mapeada:** A partir de los datos recolectados por los drones, se generaron archivos estructurados, como *ignition.csv* y *fuels.asc*, que contienen información detallada sobre los modelos de combustible y las ubicaciones correspondientes. Estos archivos fueron utilizados como entrada en las simulaciones de propagación de incendios, asegurando una representación precisa de las condiciones del terreno.
3. **Diseñar el montaje de la cámara con dos grados de libertad en CAD:** Se diseñó un montaje mecánico en CAD para integrar una cámara RGB con dos grados de libertad

en un dron DJI Matrice 300 RTK. Este diseño tiene como objetivo permitir la captura de imágenes desde diferentes ángulos, mejorando significativamente el análisis del terreno y la clasificación de combustibles.

El diseño se estructuró considerando los puntos de anclaje del dron, asegurando una integración estable sin afectar su rendimiento durante el vuelo. Además, la distribución de los componentes en el compartimiento se realizó de manera que no interfiera con otros sistemas del dron, garantizando un equilibrio óptimo.

En la Figura 3.6 se presenta una imagen conceptual del montaje, ilustrando su integración con el dron. Mientras que, en la sección de Planos, se incluyen los planos CAD detallados de los componentes mecánicos del montaje, mostrando las dimensiones, materiales y puntos de fijación diseñados para su correcta instalación en el DJI Matrice 300 RTK.

4. **Desarrollar una interfaz que permita gestionar la lógica del modelo y generar simulaciones de incendios:** La interfaz desarrollada permite al usuario definir parámetros clave, como el tamaño de celdas y las condiciones iniciales de ignición y viento. Además, facilita la visualización de los resultados de las simulaciones, incluyendo mapas de propagación del fuego y estadísticas relacionadas con áreas afectadas, demostrando su utilidad en la toma de decisiones informadas.

4.2 Recomendaciones

Con base en los resultados obtenidos y los objetivos planteados, se proponen las siguientes recomendaciones para mejorar y ampliar la funcionalidad del sistema desarrollado. Estas sugerencias están orientadas a optimizar el rendimiento del modelo, garantizar su adaptabilidad en distintos entornos y facilitar su implementación práctica:

1. **Ampliar el dataset de modelos de combustible:** Para mejorar la generalización y precisión del sistema, se recomienda recopilar datasets más amplios y diversos de los bosques a estudiar, capturando imágenes desde diferentes puntos y en distintas condiciones climáticas. Esto permitirá una mejor representación de los modelos de combustible y ayudará a reducir el riesgo de sobreajuste en la red neuronal.
2. **Validar el sistema en diferentes entornos forestales:** Es necesario realizar pruebas en áreas forestales con características distintas a las del bosque protector de la ESPOL, para evaluar la adaptabilidad y robustez del sistema en escenarios diversos.
3. **Integrar más sensores al sistema:** Incorporar sensores térmicos o multiespectrales podría complementar la información obtenida por las cámaras RGB, mejorando la detección temprana de focos de calor y el análisis de las condiciones del terreno.
4. **Optimizar la interfaz para usuarios no técnicos:** Se sugiere simplificar la interfaz y agregar tutoriales interactivos, con el fin de que pueda ser utilizada fácilmente por personal sin experiencia técnica, como bomberos o gestores ambientales.
5. **Fomentar la colaboración interinstitucional:** Establecer alianzas con instituciones gubernamentales, académicas y comunitarias para la recolección de datos y la implementación del sistema podría ampliar su impacto en la gestión sostenible de incendios forestales.

Referenciass

- [1] WWF Ecuador, "WWF Ecuador ante los incendios y la grave sequía que afecta al país," 2024. [Online]. Available: <https://www.wwf.org.ec/?391254%2FWWF-Ecuador-ante-los-incendios-y-la-grave-sequia-que-afecta-al-pais=>. [Accessed: Dec. 04, 2024].
- [2] S. Mansoor, I. Farooq, M. M. Kachroo, A. E. D. Mahmoud, M. Fawzy, S. M. Popescu, M. N. Alyemeni, C. Sonne, J. Rinklebe, and P. Ahmad, "Elevation in wildfire frequencies with respect to the climate change," *Journal of Environmental Management*, vol. 301, p. 113769, 2022. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2021.113769>. [Accessed: Dec. 04, 2024].
- [3] J. P. Rodríguez, A. C. Pérez, and L. M. Gómez, "Impacto de los incendios forestales en los ecosistemas tropicales," *Revista de Ecología Forestal y Sostenibilidad Ambiental*, vol. 10, no. 1, pp. 201-220, 2022.
- [4] P. L. Andrews, *The Rothermel surface fire spread model and associated developments: A comprehensive explanation (General Technical Report RMRS-GTR-371)*. U.S. Department of Agriculture, Forest Service, Rocky Mountain Research Station, 2018.
- [5] P. Mena Vásconez, *La biodiversidad del Ecuador*, FLACSO, Programa Ecuador, 2002.
- [6] *Revista Gestión*, "Los incendios forestales dejan profundas huellas sociales, ambientales y económicas," 2024. [Online]. Available: <https://revistagestion.ec/analisis-economia-y-finanzas/los-incendios-forestales-dejan-profundas-huellas-sociales-ambientales/>. [Accessed: Dec. 04, 2024].
- [7] *El País*, "Los incendios forestales desatan el caos y declaran estado de emergencia en Quito," Sept. 26, 2024. [Online]. Available: <https://elpais.com/america/2024-09-26/los-incendios-forestales-desatan-el-caos-y-declaran-estado-de-emergencia-en-quito.html>. [Accessed: Dec. 04, 2024].

- [8] FAO, "Monitoring the World's Forests," Food and Agriculture Organization of the United Nations (FAO), 2024. [Online]. Available: <https://www.fao.org/monitoring-world-forests/es/>. [Accessed: 17-Nov-2024].
- [9] IDEAM, "Sistema de Monitoreo de Bosques y Carbono (SMByC)," Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales (IDEAM), 2024. [Online]. Available: <https://www.siac.gov.co/smbyc>. [Accessed: 17-Nov-2024].
- [10] J. Troles et al., "Task Planning Support for Arborists and Foresters: Comparing Deep Learning Approaches for Tree Inventory and Tree Vitality Assessment Based on UAV-Data," arXiv preprint, vol. 2307.01651v1, pp. 2-8, 2023. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2307.01651v1>.
- [11] A. Yanik et al., "Machine Learning Based Early Fire Detection System Using a Low-Cost Drone," arXiv preprint, vol. 2101.09362v1, pp. 1-6, 2021. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2101.09362v1>.
- [12] U. Meleti and A. Razi, "Obscured Wildfire Flame Detection by Temporal Analysis of Smoke Patterns Captured by Unmanned Aerial Systems," arXiv preprint, vol. 2307.00104v1, pp. 3-7, 2023. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2307.00104v1>.
- [13] N. S. Boroujeni, "Monocular Vision System for Unmanned Aerial Vehicles," Redalyc, vol. 291377795029, pp. 5-10, 2019. [Online]. Available: <https://www.redalyc.org/journal/2913/291377795029/291377795029.pdf>.
- [14] J. P. Rodríguez, A. C. Pérez, and L. M. Gómez, "Impacto de los incendios forestales en los ecosistemas tropicales," Revista de Ecología Forestal y Sostenibilidad Ambiental, vol. 10, no. 1, pp. 201-220, 2024. [Online]. Available: http://www.scielo.org.co/scielo.php?pid=S0120-07392024000100201&script=sci_arttext.
- [15] Universidad de las Américas (UDLA), "Análisis de las tecnologías aplicables para la detección de incendios forestales en los parques de la ciudad de Quito," Facultad de Ingeniería

- y Ciencias Aplicadas, Quito, Ecuador, 2017. [Online]. Available: https://scielo.senescyt.gob.ec/scielo.php?pid=S2602-84842019000100010&script=sci_arttext.
- [16] J. Li, X. Zhang, Y. Wang, and Z. Zhu, "Active Fire Detection in Landsat-8 Imagery: a Large-Scale Dataset and a Deep-Learning Study," arXiv preprint arXiv:2101.03409, 2021. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2101.03409>.
- [17] C. W. Lee, J. D. Smith, and K. B. Wong, "Self-supervised contrastive learning for efficient anomaly detection," arXiv preprint arXiv:2106.06592, 2021. [Online]. Available: <https://arxiv.org/pdf/2106.06592>.
- [18] P. Miranda, L. Pérez, and A. López, "Análisis de las dinámicas del fuego en los ecosistemas forestales de México," *Revista Mexicana de Ciencias Forestales*, vol. 13, no. 6, pp. 245-260, 2022. [Online]. Available: https://www.scielo.org.mx/scielo.php?pid=S2007-11322022000600097&script=sci_arttext.
- [19] R. Álvarez and G. Fernández, "Efectos del cambio climático en la biodiversidad marina de Costa Rica," *Revista Kurú*, vol. 19, no. 45, pp. 64-75, 2022. [Online]. Available: <https://www.scielo.sa.cr/pdf/kuru/v19n45/2215-2504-kuru-19-45-64.pdf>.
- [20] J. L. Pérez, M. Ramírez, and S. Gómez, "Detección y clasificación de malas hierbas mediante visión artificial," *Repositorio Institucional del CSIC*, 2023. [Online]. Available: https://digital.csic.es/bitstream/10261/355115/1/Detección_y_clasificación_de_malas.pdf.
- [21] F. Santamaría y C. Henríquez, "Detección de incendios forestales utilizando imágenes NOAA-AVHRR y redes neuronales artificiales," *Bosque*, vol. 28, no. 2, pp. 109-117, 2007. [Online]. Available: https://scielo.cl/scielo.php?pid=S0717-92002007000200004&script=sci_arttext.
- [22] J. L. Gallardo-Salazar, M. Pompa-García, C. A. Aguirre-Salado, P. M. López-Serrano, y A. Meléndez-Soto, "Drones: tecnología con futuro promisorio en la gestión forestal," *Revista*

Mexicana de Ciencias Forestales, vol. 11, no. 61, pp. 27–50, 2020. [Online]. Available: <https://doi.org/10.29298/rmcf.v11i61.794>.

[23] M. J. Castelo-Cabay, G. I. Buñay-Gualoto, y B. G. Pillajo-Landa, "Uso de Redes Neuronales Artificiales y Computación en la Nube para clasificar la cobertura del suelo en territorio ecuatoriano," *Pol. Con.*, vol. 6, no. 5, pp. 14–28, May 2021. [Online]. Available: <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=7927028>.

[24] Moutinho, A., Almeida, M., "Thermal Infrared Sensing for Near Real-Time Data-Driven Fire Detection and Monitoring Systems," *Sensors*, vol. 20, no. 23, pp. 6803, 2020. doi: 10.3390/s20236803

[25] M. Virgen-Cobos, S. Pérez-Bernal, y S. Rodríguez-Sierra, "Aplicaciones de sensores y tecnología en el monitoreo forestal," *Tecnología y Medio Ambiente*, vol. 13, no. 4, pp. 35-45, 2022.

[27] "Regulación sobre el uso del espacio aéreo en Ecuador", Agencia Nacional de Tránsito (ANT), 2024. [En línea]. Disponible en: <https://www.ant.gob.ec/uso-del-espacio-aereo>.

[28] J. H. Scott y R. E. Burgan, Standard fire behavior fuel models: A comprehensive set for use with Rothermel's surface fire spread model. Fort Collins, CO, USA: U.S. Department of Agriculture, Forest Service, Rocky Mountain Research Station, General Technical Report RMRS-GTR-153, 2005.

[29] K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, "Deep Residual Learning for Image Recognition," in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)**, Las Vegas, NV, USA, 2016, pp. 770–778. doi: 10.1109/CVPR.2016.90.

Apéndices

Apéndice A. Imágenes

Figura A.1

Muestreo directo en la zona de estudio



Figura A.2

Documentación de zona forestal en el terreno a estudiar



Figura A.3

Documentación y toma de muestras de vegetación

**Figura A.4**

Imagen clasificada por la red Neuronal

Clase Predicha: TU1



Apéndice B Modelo

Figura B.1

Modulo generación Datos: proceso generación datos

Tamaño de celda: 100.0 metros

Seleccionar archivo JSON de combustible

Ruta del archivo JSON de combustible

Seleccionar carpeta para guardar archivo .asc

Carpeta seleccionada para guardar archivo .asc

Generar archivos .asc y fuel.asc

Figura B.2

Modulo generación Datos: archivo elevación generado

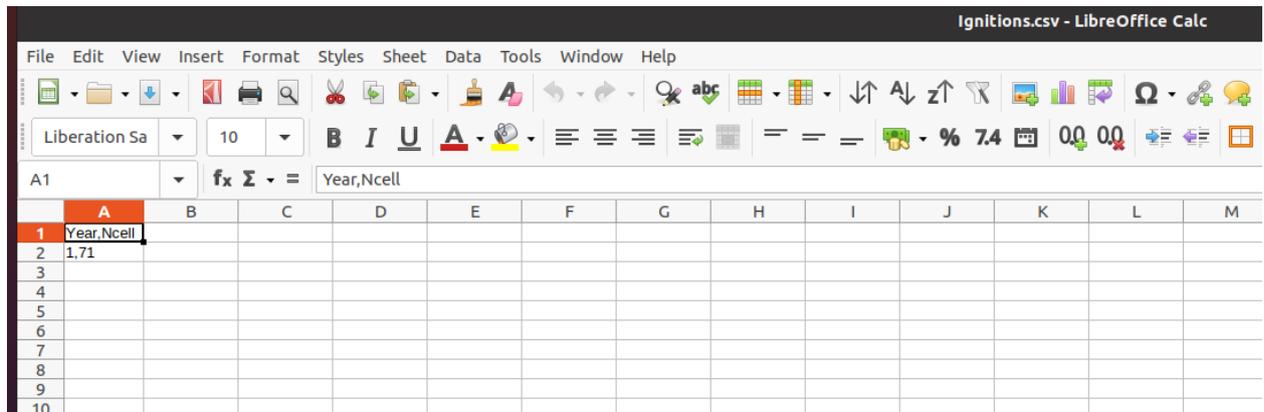
```

1 ncols 13
2 nrows 10
3 xllcorner -56546.91741256224
4 yllcorner 9759332.896682536
5 cellsize 100
6 NODATA_value -9999
7 201.6 201.6 201.6 201.6 201.6 201.6 201.6 201.6 201.6 201.6 201.6 201.6 201.6
8 171.1 171.9 172.6 173.4 174.2 174.9 175.7 176.5 177.2 178.0 178.0 151.0 133.0
9 140.6 152.0 129.6 96.0 284.4 259.4 217.6 217.6 171.4 143.8 133.6 109.4 230.5
10 184.9 190.6 151.9 82.5 205.3 265.1 223.1 203.1 81.0 90.6 105.0 328.0 328.0
11 229.2 229.2 174.2 68.9 126.1 270.9 228.7 188.7 127.6 108.1 99.9 205.2 118.0
12 118.0 95.2 211.6 55.4 47.0 276.6 234.2 174.2 174.2 125.6 94.8 82.4 58.6
13 52.6 43.8 249.0 199.4 125.0 276.6 234.2 174.2 147.8 125.6 94.8 82.4 58.6
14 62.5 42.4 249.0 199.4 60.0 276.6 234.2 174.2 121.4 125.6 94.8 82.4 58.6
15 72.4 41.0 249.0 199.4 60.0 276.6 234.2 174.2 95.0 125.6 94.8 82.4 58.6
16 72.4 41.0 249.0 199.4 60.0 276.6 234.2 174.2 95.0 125.6 94.8 82.4 58.6

```


Figura B.5

Modulo punto ignición: archivo csv de ignición generado



	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M
1	Year,Ncell												
2	1,71												
3													
4													
5													
6													
7													
8													
9													
10													

Figura B.6

Simulación del bosque Vilopriu: hora 0



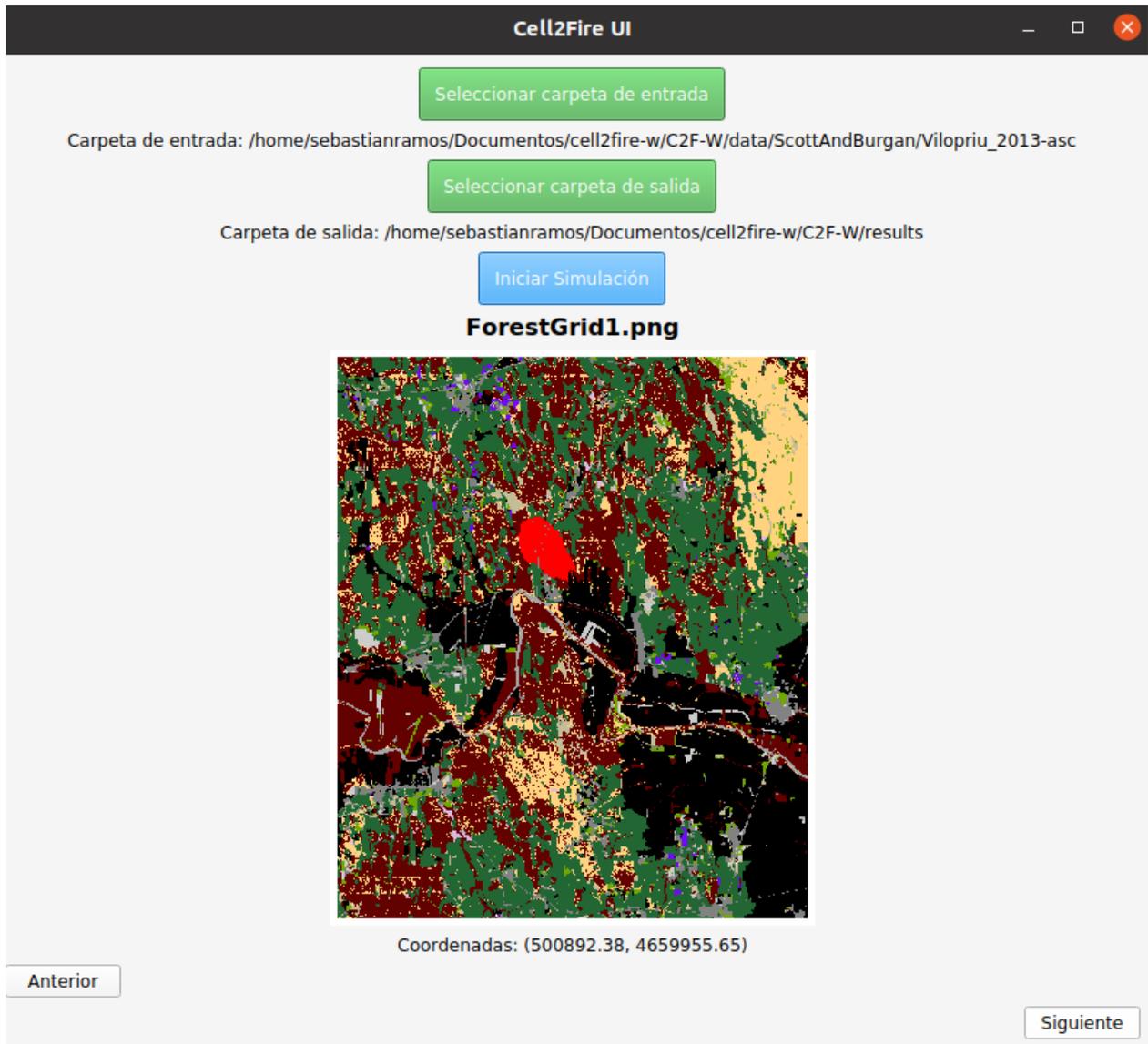
Figura B.7*Simulación del bosque Vilopriu: hora 1*

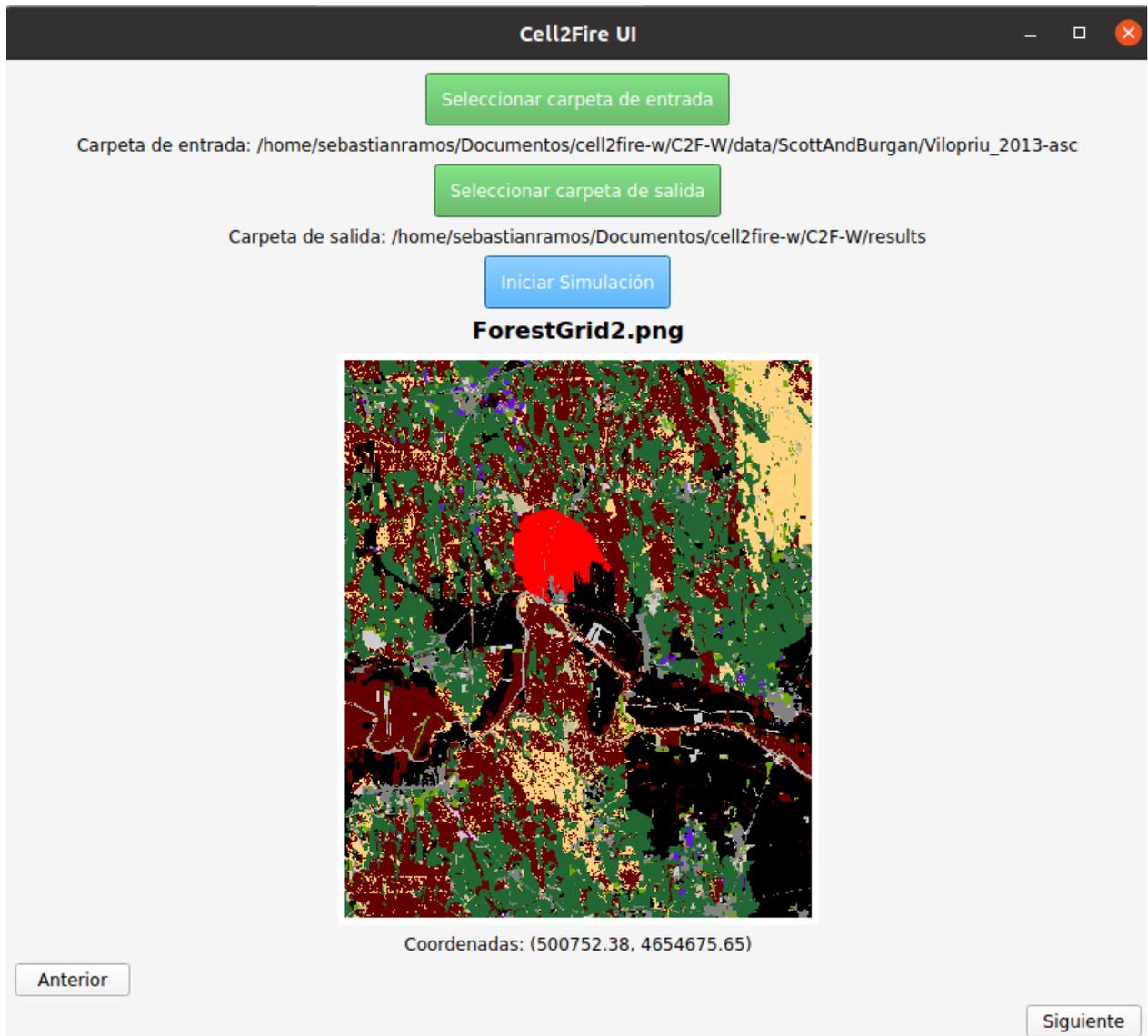
Figura B.8*Simulación del bosque Vilopriu: hora 2*

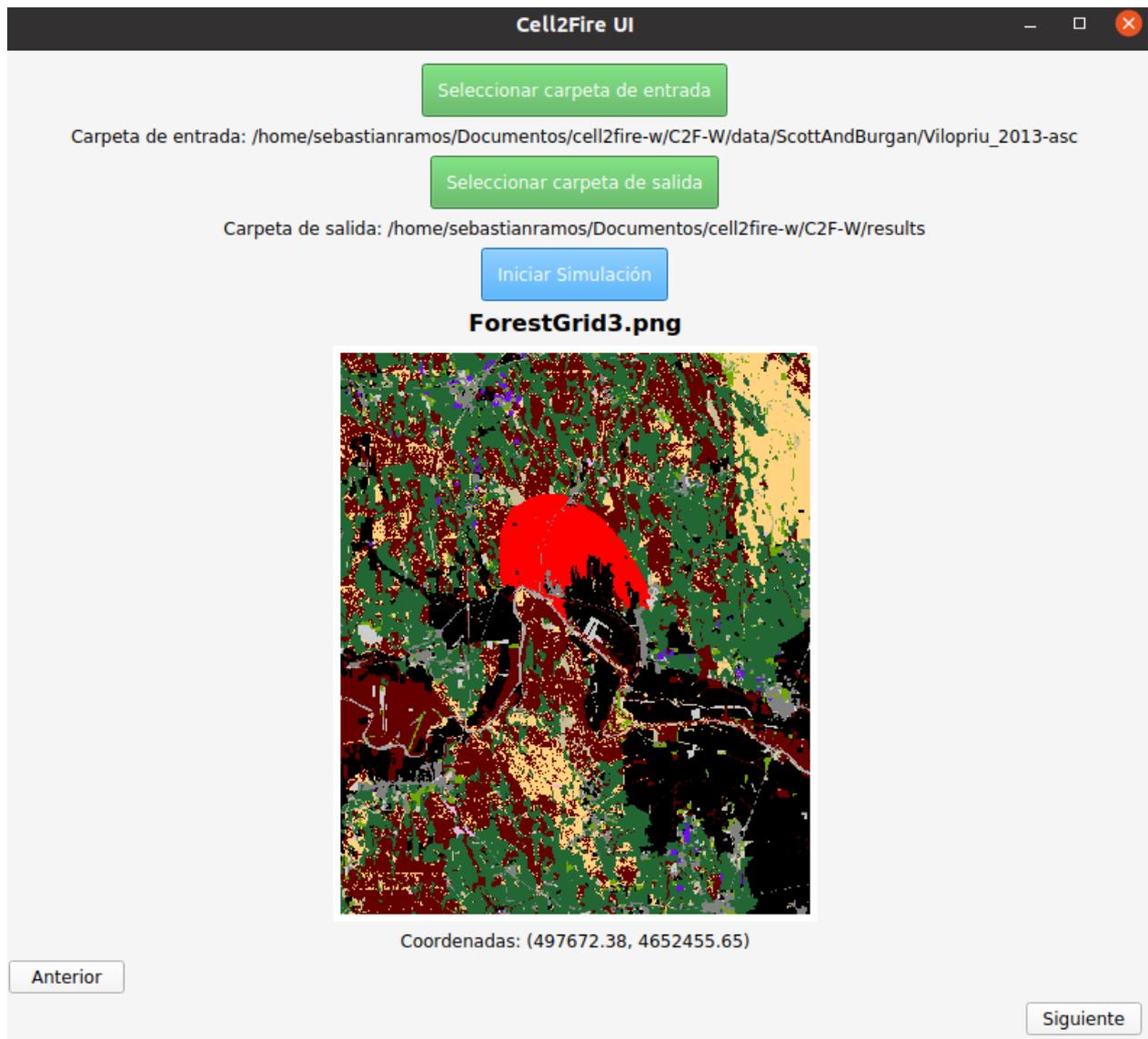
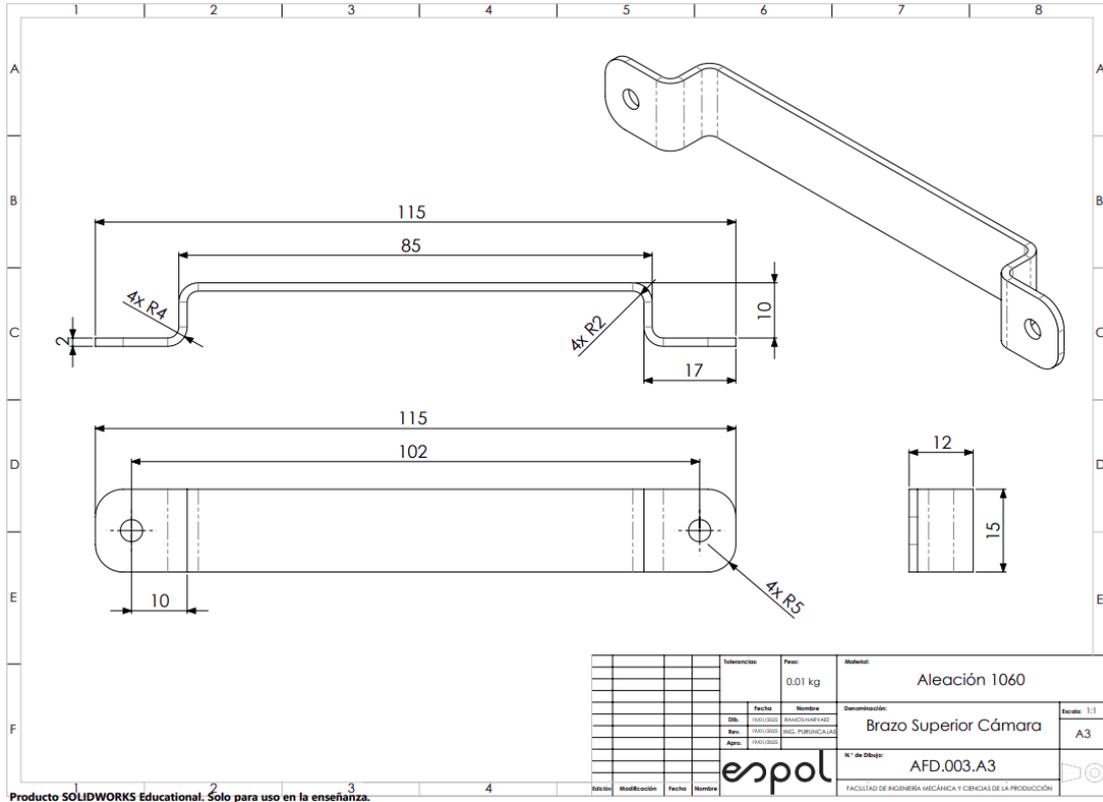
Figura B.9*Simulación del bosque Vilopriu: hora 3*

Figura B.10*Simulación del bosque Vilopriu: hora 3*

Planos

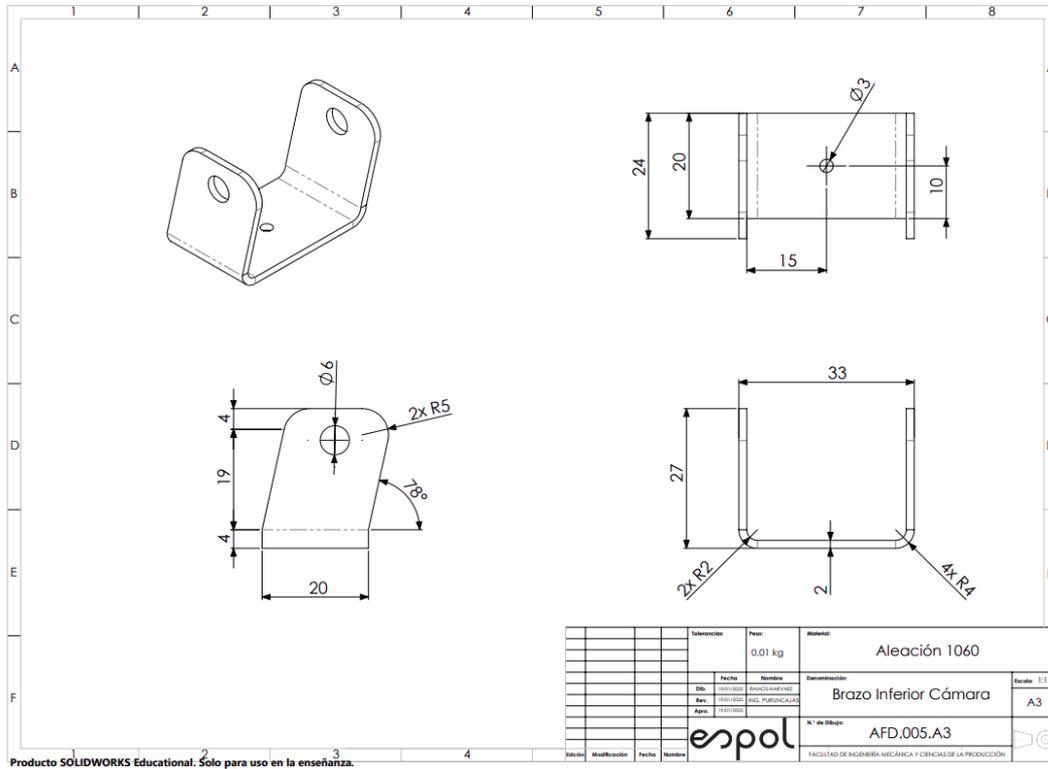
PLANO 1

Brazo superior de la cámara



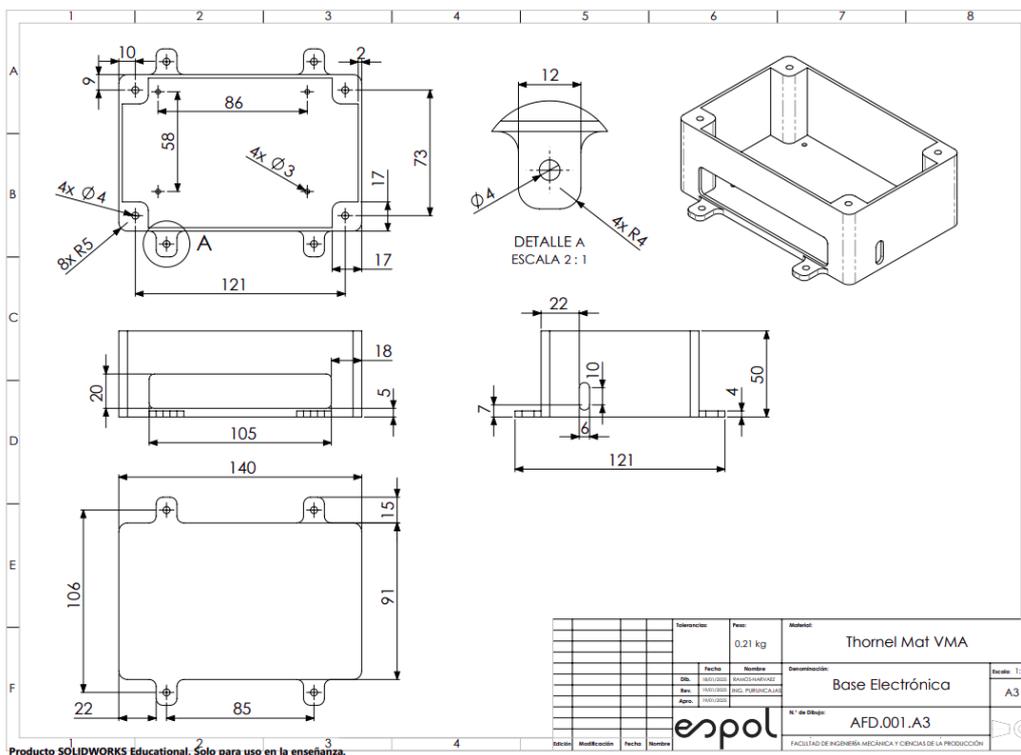
PLANO 3

Brazo inferior de la cámara



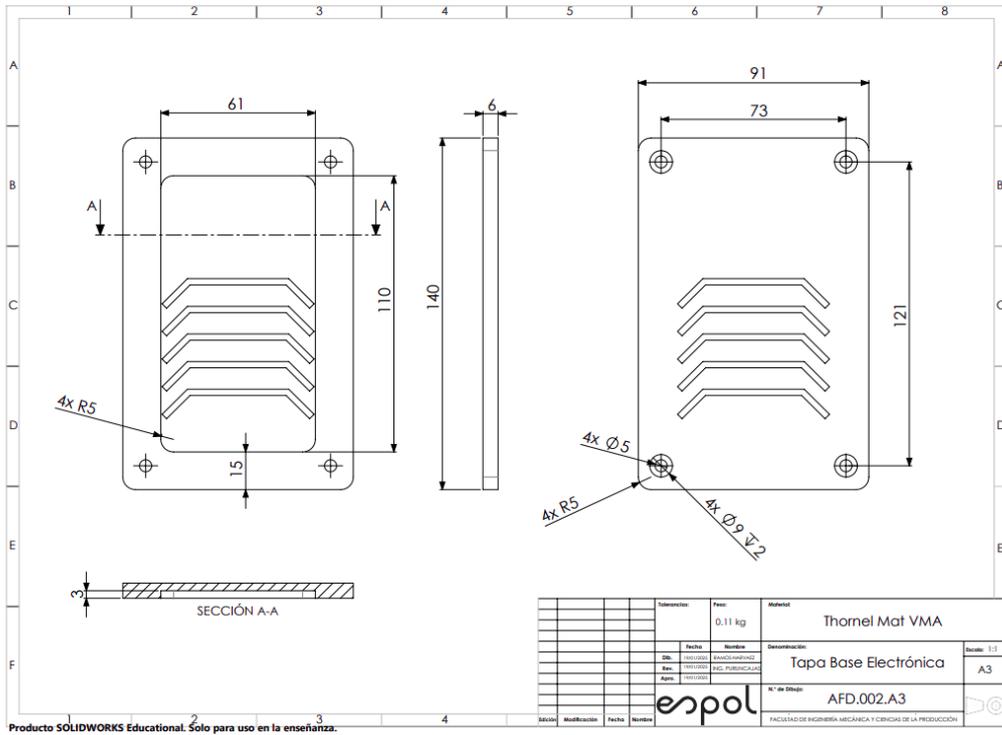
PLANO 4

Case de la electrónica



PLANO 5

Tapa del case de electrónica



PLANO 6

Ensamble

