UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA

DEPARTAMENTO DE ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA Y TELECOMUNICACIONES
CARRERA DE ELECTRÓNICA Y AUTOMATIZACIÓN
TRABAJO DE INTEGRACIÓN CURRICULAR

Tema:

“Desarrollo de un módulo de detección de zonas de acceso terrestre en entornos de desastres naturales mediante segmentación de imágenes aéreas.”

Autora:

Lara Félix Karen Doménica

Tutor: Dr. Aguilar Castillo, Wilbert Geovanny

SANGOLQUÍ, 28 DE JULIO DE 2026



Índice de contenidos

- Introducción
- Desarrollo del sistema
- Metodología de evaluación
- Resultados
- Conclusiones
- Recomendación y trabajos futuros

Introducción

Contexto y planteamiento del problema

Vías bloqueadas

Agua, lodo, vegetación y escombros bloquean el acceso terrestre.

Rescate dificultoso

Complica el ingreso de equipos de rescate y la ayuda humanitaria.

UAV: captura rápida

Imágenes aéreas rápidas y seguras de las zonas afectadas.

Análisis aún manual

El análisis manual incrementa el tiempo de toma de decisiones.

Falta un módulo automático

Brecha: generar de forma automática el mapa binario de vías de acceso.

Impacto

La falta de detección automática de vías transitables compromete la toma de decisiones en situaciones de desastre.

IA para segmentación

Las CNN reconocen superficies y patrones visibles.

Reduce carga y fatiga

Apoya; no sustituye el criterio humano

Introducción



Inspección manual
lenta y riesgosa

≈10 000

≈10 000 emergencias en Imbabura
ECU 911: lluvias e inundaciones



Automatizar el análisis aéreo
menos errores, más rapidez

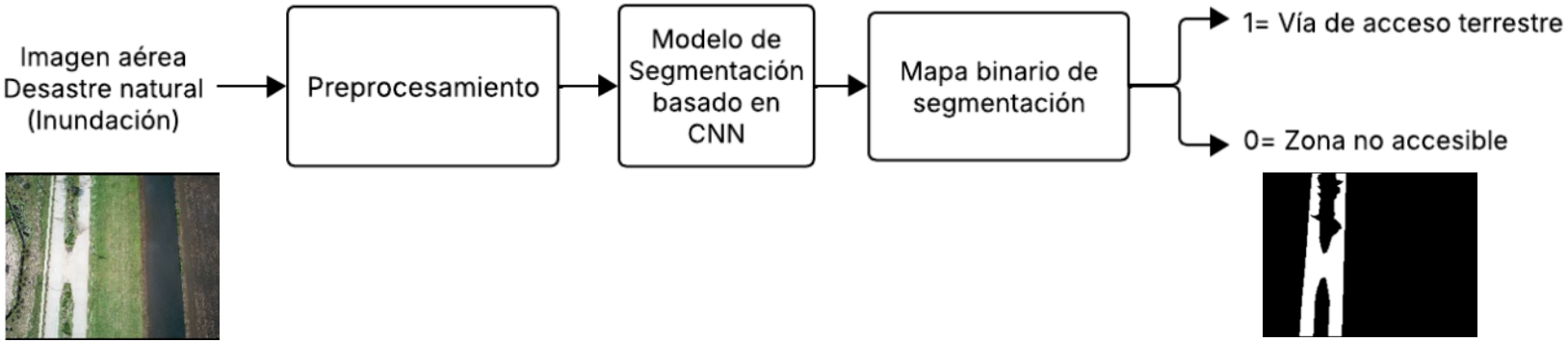


ODS 9
innovación e infraestructura resiliente

Alcance

COMPRENDE	NO COMPRENDE
Segmentación binaria: vía transitable (1) vs. zona no accesible (0)	Identificación de otros elementos (agua, vegetación, edificios)
Uso de bases de datos abiertas ya etiquetadas (FloodNet)	Implementación en tiempo real ni hardware especializado
Comparación de 3 arquitecturas: U-Net, LinkNet, DeepLabV3+	Planificación de rutas, navegación autónoma o decisiones logísticas
Evaluación cuantitativa: IoU, Dice, precisión, especificidad	Validación en escenarios reales fuera del entorno controlado

Diagrama general del sistema propuesto para la detección de vías en imágenes aéreas



Detección automática de vías terrestres para facilitar el acceso de vehículos de rescate en escenarios de inundación

Objetivos

Objetivo general	Desarrollar un módulo de detección de zonas de acceso terrestre mediante segmentación de imágenes aéreas.
Objetivos específicos	
Estudiar el estado del arte	Realizar el estudio del estado del arte sobre segmentación de imágenes aplicada a la detección de caminos, zonas transitables y áreas afectadas en escenarios de desastres naturales.
Diseñar el esquema y dataset	Diseñar el esquema de segmentación de imágenes aéreas, de las bases de datos, para la identificación de zonas de acceso terrestre, considerando distintos tipos de terreno y condiciones de daño.
Implementar los modelos	Implementar modelos de segmentación basados en técnicas de visión por computador e inteligencia artificial para la detección automática de zonas accesibles.
Evaluar precisión y robustez	Evaluar la precisión y robustez del módulo de segmentación en escenarios controlados.

Introducción

UAV y teledetección

Capturan información actualizada sin contacto directo.

Segmentación semántica

Clasifica cada píxel para mapear superficie transitable.

- **FCN** — base histórica: segmentación por píxel
- **PSPNet** — contexto global: pooling piramidal
- **U-Net** ✓ — detalle espacial: skip connections — Seleccionadas
- **LinkNet** ✓ — eficiencia: bloques residuales y suma — Seleccionadas
- **DeepLabV3+** ✓ — contexto multiescala: ASPP + decoder — Seleccionadas
- **SegFast** — enfoque rápido y eficiente

Modelos CNN empleados en segmentación semántica

Diagrama general del proceso

1



1. Adquisición: dataset FloodNet

Punto de partida con imágenes aéreas post-inundación.

2



2. Corrección y pseudoetiquetado

Corrección manual y máscaras generadas con U-Net auxiliar.

3



3. Preprocesamiento de imágenes

Redimensionamiento, normalización y preparación de datos.

4



4. Entrenamiento y evaluación

Comparación de U-Net, LinkNet y DeepLabV3+ con métricas.

5



5. Modelo y sistema final

DeepLabV3+ genera mapas binarios de accesibilidad.

Entorno y herramientas

Google Drive

Almacenamiento centralizado de imágenes y máscaras.

MakeSense.ai

Anotación y corrección manual de etiquetas.

Google Colab

Entrenamiento en GPU NVIDIA Tesla T4, ≈15 GB.

TensorFlow y Keras

Implementación y entrenamiento de los modelos.

OpenCV y NumPy

Preprocesamiento, manejo de imágenes y arreglos.

Laptop: desarrollo y control → Nube: cómputo intensivo

Acceso a GPU de mayores prestaciones sin adquirir una estación local de alto rendimiento

Dataset FloodNet

Desarrollo

Huracán Harvey · agosto de 2017

Imágenes aéreas postinundación en Texas y Luisiana.

Captura con dron DJI Mavic Pro

Imágenes aéreas de alta calidad

2 343 imágenes · 4000 × 3000 px

Datos originales con gran nivel de detalle espacial.

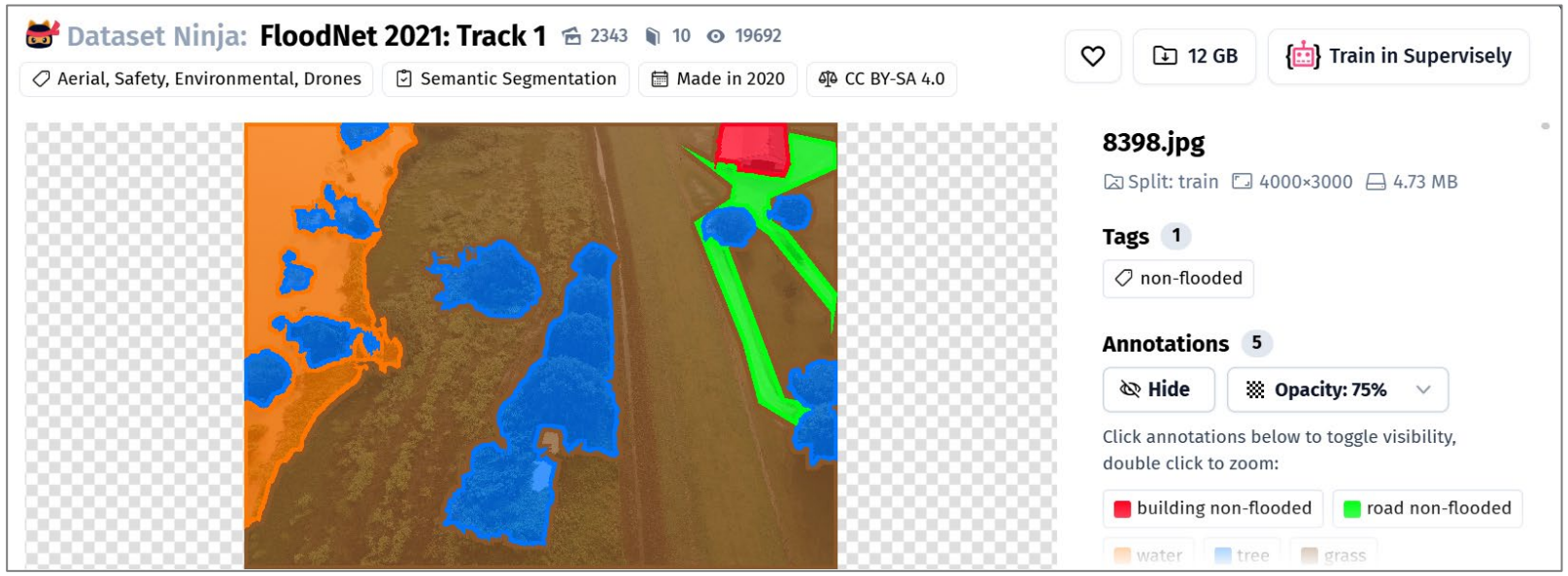
Partición 60% · 20% · 20%

Entrenamiento, validación y prueba, respectivamente.

10 clases anotadas inicialmente

Base visual para adaptar máscaras hacia accesibilidad vial.





Construcción de Dataset propio



Cantidad ≠ Calidad

Máscara correcta = aprendizaje confiable

Revisión humana evita propagar errores

Preprocesamiento de datos

Redimensionamiento proporcional

4000×3000 px → 256×192 px

Padding vertical

32 px arriba y abajo → 256×256 px

Normalización de píxeles

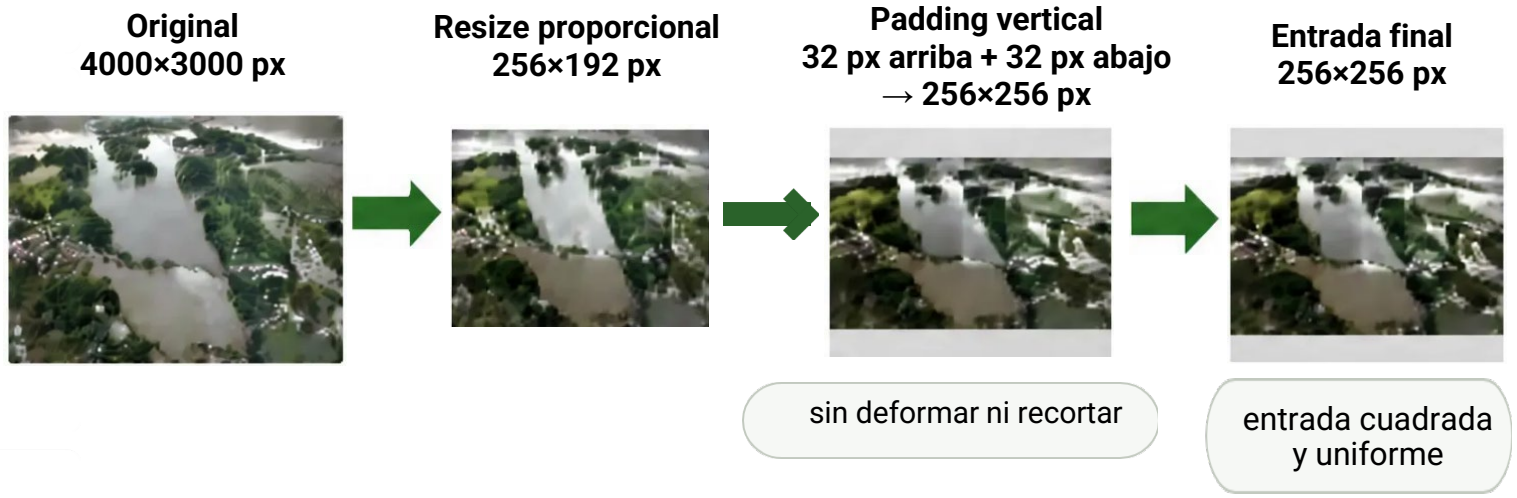
$I_{norm} = \frac{I}{255}$, rango [0,1]

Binarización de máscaras

Umbral 127 para separar vías acceso y no acceso

Almacenamiento optimizado desde Drive

.npy redujo carga de 19 min a segundos



Nota técnica

256×256 facilita reducciones sucesivas y reduce memoria GPU.

Configuración de entrenamiento

Tamaño de imagen	256 × 256
Batch size	8 · equilibrio memoria/actualización
Learning rate inicial	0.001 → ajustado a 0.0001 Learning rate · tamaño del paso
Optimizador	Adam · ajuste adaptativo
Épocas máximas	70
Función de pérdida	BCE + Dice Loss BCE · error por píxel + Dice · superposición
División del dataset	70% train / 15% val / 15% test 70% aprende · 15% ajusta · 15% prueba final aislada

Callbacks

Controlan sobreajuste y guardan el mejor modelo

EarlyStopping (paciencia 10)
ReduceLROnPlateau (factor 0.5)
ModelCheckpoint

Data augmentation (solo train)

Rotación 90°
Flips horizontal / vertical
Variación de brillo

Arquitectura implementada U-Net

Desarrollo

Encoder-decoder simétrico
Reduce y reconstruye la resolución espacial.

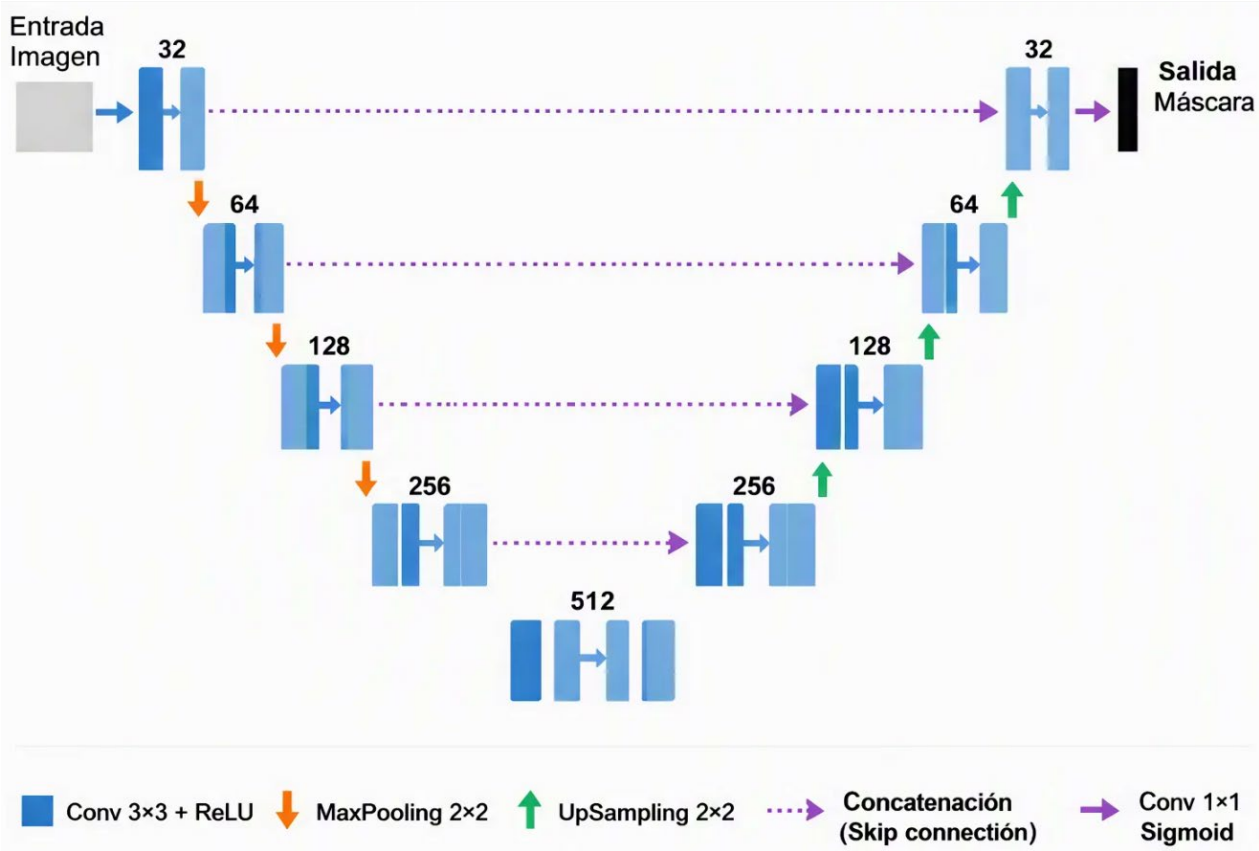
Filtros: 32→64→128→256
Bridge central de 512 filtros.

Skip connections por concatenación
Recuperan detalles del encoder al decoder.

Operaciones principales
Conv 3×3, ReLU, MaxPooling y UpSampling 2×2.

Salida binaria sigmoid
Dropout 0.4; entrenamiento desde cero.

Referencia en datasets reducidos
Preserva detalle espacial para segmentación.



Operaciones Espaciales

Kernel 3×3: ventana que recorre la imagen

MaxPooling: reduce resolución

UpSampling: recupera resolución

Funciones de Activación

ReLU: no linealidad

Sigmoid: probabilidad por píxel [0,1]

Arquitectura implementada LinkNet

Desarrollo

Bloques residuales:
facilitan el flujo de información

Filtros 64–1024:
características más complejas

Conv2DTranspose:
reconstrucción aprendible

Skip encoder–decoder:
suma directa (Add)

ReLU:
activación intermedia

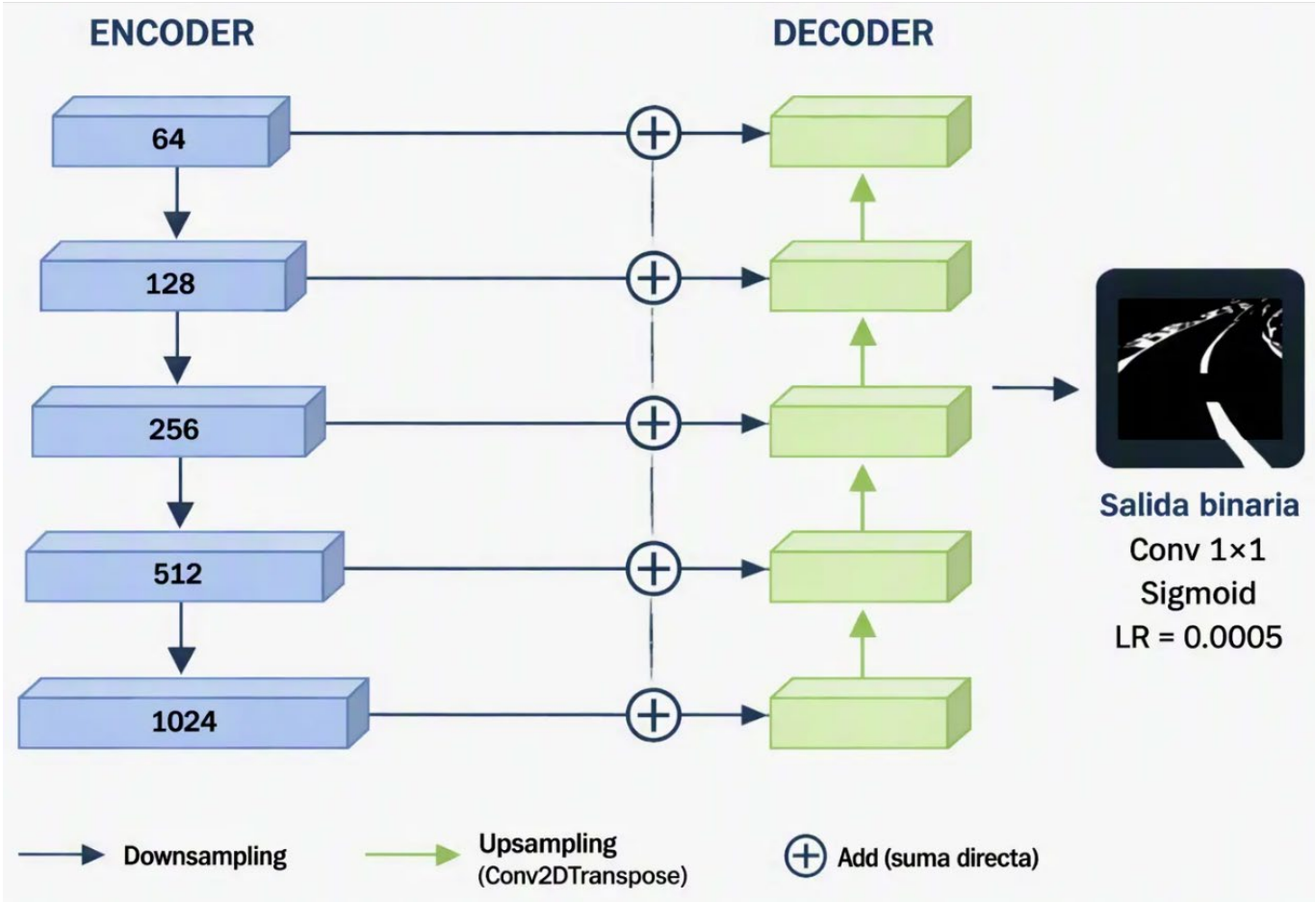
Sigmoid:
salida binaria [0,1]

U-Net
concatena

VS

LinkNet
suma

Fusión eficiente de información entre niveles



Arquitectura implementada DeepLabV3+

ResNet50 + ImageNet
Extractor preentrenado.

ASPP
Contexto a varias escalas.

Convoluciones dilatadas 1/6/12/18
Amplían el campo receptivo.

Average pooling
Contexto global.

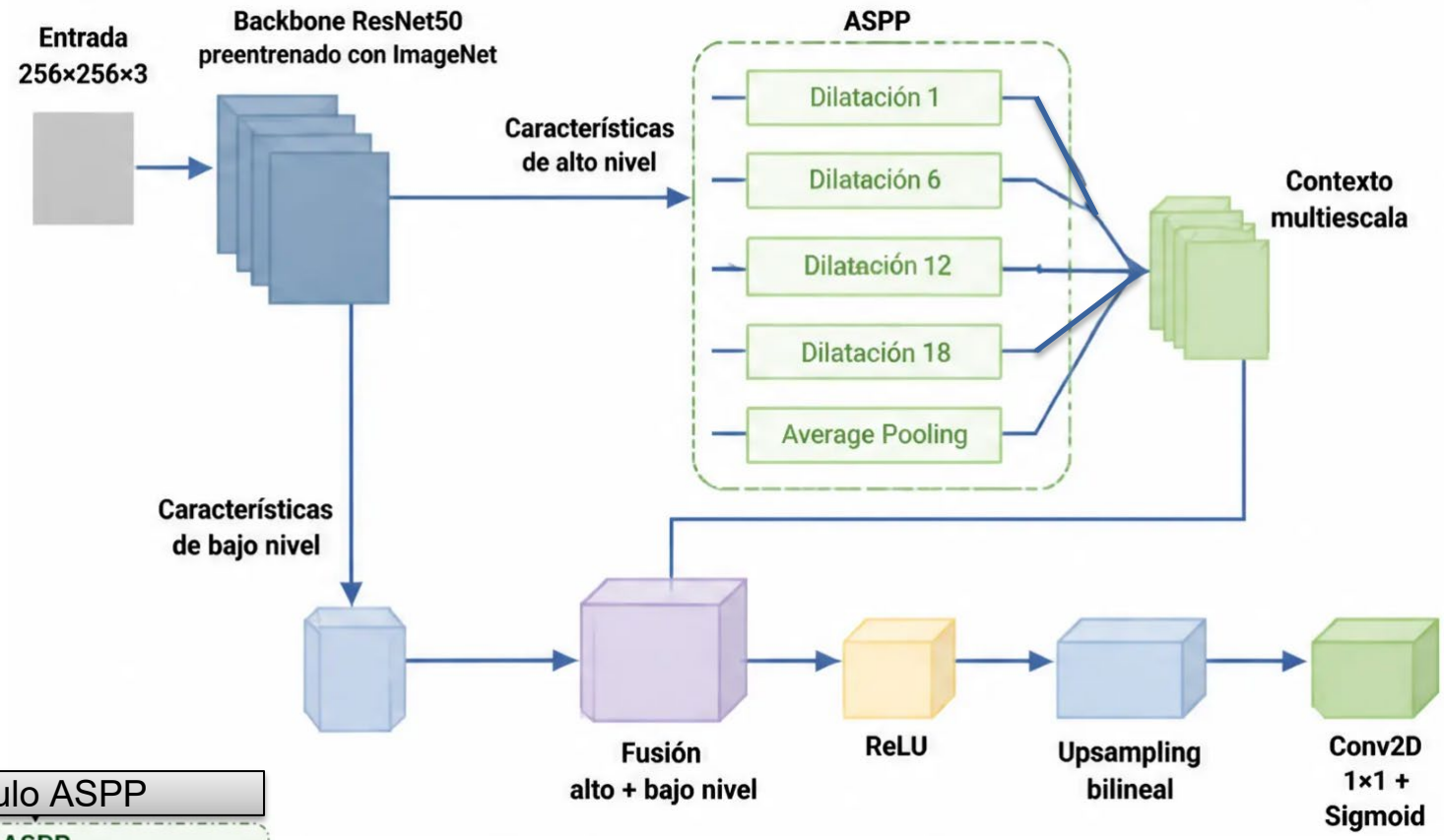
Decoder
Fusiona alto y bajo nivel.

Upsampling bilineal
Recupera resolución.

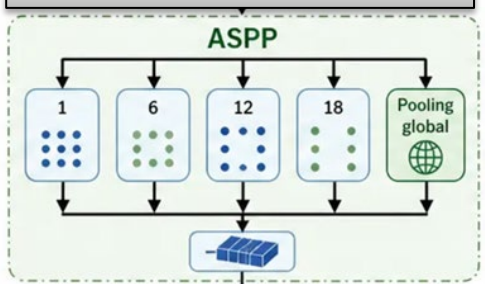
ReLU
No linealidad.

Sigmoid
Probabilidad por píxel [0,1].

Aplicación
Útil ante escalas y contextos complejos.



Módulo ASPP



Metodología de evaluación

Conjunto de prueba: 151 imágenes
Resolución 256×256; 9 895 936 píxeles evaluados.

Flujo de evaluación
Dataset → Test → Predicción → Métricas → Comparación.

Matriz de confusión por píxel
VP, VN, FP y FN sustentan todas las métricas.

Métricas de desempeño
IoU, Dice, precisión, recall, especificidad y accuracy.



Cada píxel = una decisión de clasificación



Tabla general de métricas de desempeño

Resultados

Métrica	Modelos		
	U-Net	LinkNet	DeepLabV3+
IoU (%)	78,07	80,67	**84,35**
Dice (%)	87,68	89,30	**91,51**
Precision (%)	89,20	89,42	**93,97**
Recall (%)	86,21	**89,18**	89,17
Specificity (%)	99,46	99,45	**99,70**
Accuracy (%)	98,80	98,94	**99,18**

Fórmulas

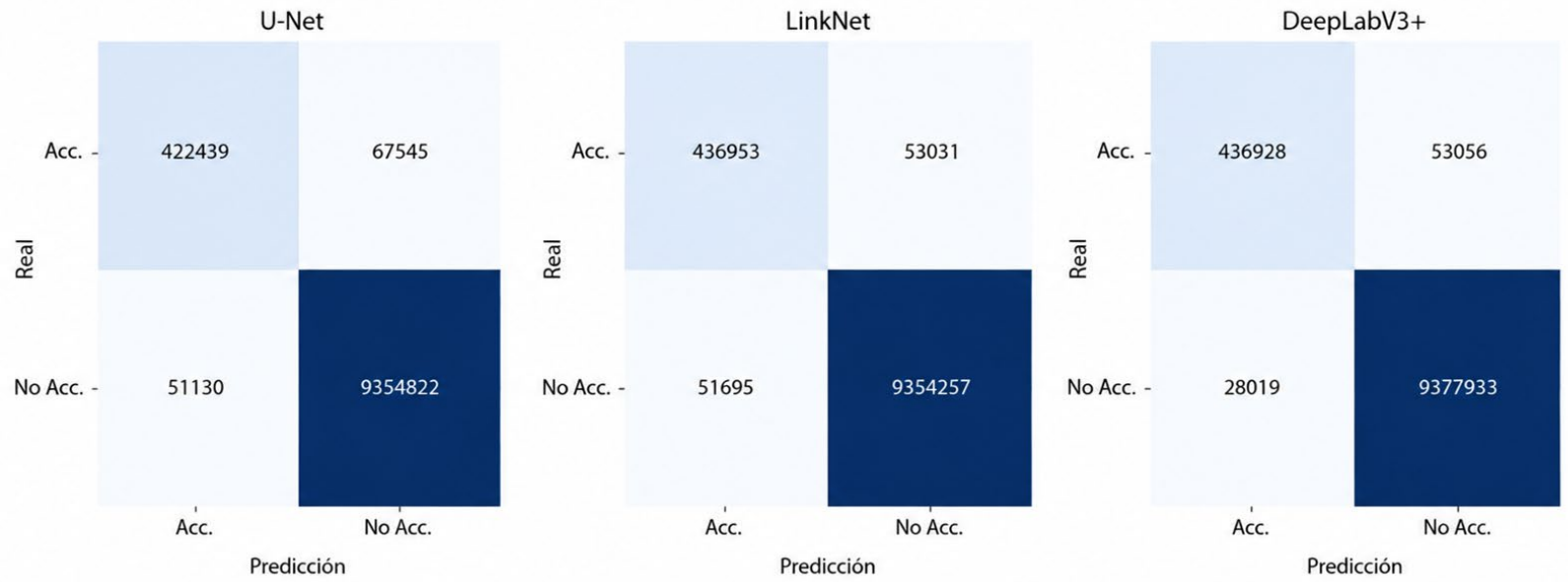
- IoU = VP/(VP+FP+FN)
- Dice = 2VP/(2VP+FP+FN)
- Precision = VP/(VP+FP)
- Recall = VP/(VP+FN)
- Specificity = VN/(VN+FP)
- Accuracy = (VP+VN)/(VP+VN+FP+FN)

IoU/Dice: superposición
Precision/FP: seguridad
Recall: cobertura

Resultados

Matriz de confusión

Total píxeles:
9 895 936



45% menos falsos positivos
DeepLabV3+ reduce errores críticos frente a U-Net y LinkNet.

DeepLabV3+: 28 019 píxeles FP
La menor cantidad de zonas no accesibles clasificadas como vía.

U-Net: 51 130 | LinkNet: 51 695
Ambos modelos superan los 51 mil píxeles falsamente transitables.

Riesgo directo para rescate
Una vía no accesible marcada como transitable puede comprometer misiones.

ASPP + decoder de bordes
El contexto multiescala reduce confusiones en zonas inundadas y límites.

Escenarios sin vías

Resultados

Escenarios negativos: sin vías transitables

Tres imágenes con referencia de máscara negra

2 de 3 casos: acierto total

U-Net, LinkNet y DeepLabV3+ predijeron negro

Reflejos generaron confusión visual

U-Net y LinkNet marcaron agua o cielo como vía

DeepLabV3+ coincidió con la referencia

Evitó falsos accesos en el caso complejo

Mayor robustez ante superficies reflectantes

Reduce errores peligrosos en zonas no accesibles



Escenarios con vías

Resultados

Detección de vías principales

Los tres modelos identifican los trazos viales centrales.

Errores sobre zonas inundadas

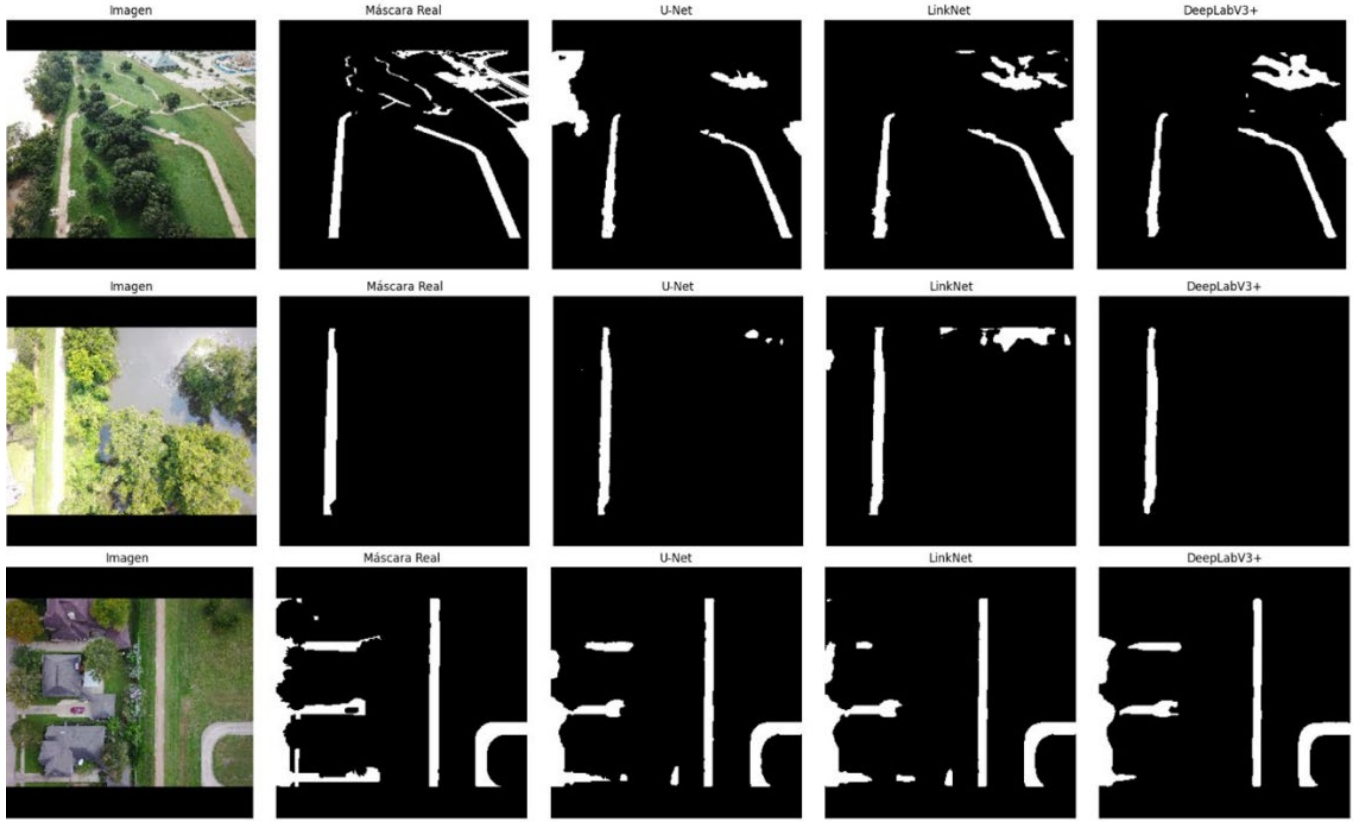
U-Net y LinkNet añaden regiones transitables erróneas.

Mayor continuidad con DeepLabV3+

La máscara conserva mejor los segmentos viales interrumpidos.

Bordes más precisos

DeepLabV3+ se aproxima más a la máscara de referencia.



Sistema Final

Resultados



Imagen aérea obtenida por UAV

Preprocesamiento de imagen

Modelo DeepLabV3+



Mapa binario de segmentación



Superposición

Apoyo para la interpretación · decisión final con validación humana

No planifica rutas · no se validó en tiempo real

Conclusiones

- Se estableció la base teórica para el desarrollo del sistema mediante el estudio de arquitecturas de segmentación semántica aplicadas a escenarios de desastres naturales.

- Se construyó un conjunto de datos binario a partir de FloodNet mediante corrección manual, generación de máscaras y preprocesamiento de las imágenes.

- Se implementaron y compararon las arquitecturas U-Net, LinkNet y DeepLabV3+, evidenciando el mejor desempeño de DeepLabV3+ para la detección de vías de acceso terrestre gracias al backbone preentrenado y al módulo ASPP.

- Se implementó un módulo de segmentación basado en DeepLabV3+, capaz de procesar imágenes aéreas y generar automáticamente mapas binarios de vías de acceso terrestre. El sistema alcanzó un IoU de 84.35 % y un Dice de 91.51 %, reduciendo aproximadamente un 45 % los falsos positivos respecto a U-Net y LinkNet.

Recomendación y trabajos futuros

Verificar correspondencia imagen–máscara	Revisar y corregir etiquetas para fortalecer la calidad del dataset.
Incorporar backbones preentrenados	Evaluar U-Net y LinkNet con pesos preentrenados para mejorar su desempeño.
Integrar con plataformas de emergencia	Conectar el módulo con ECU 911 para procesar imágenes casi en tiempo real.
Extender a otros desastres naturales	Validar el enfoque en deslizamientos y terremotos con nuevos conjuntos de datos.

ESPE
UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA

GRACIAS POR SU ATENCIÓN

