DEPARTAMENTO DE ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA Y TELECOMUNICACIONES
CARRERA DE TELECOMUNICACIONES

"Optimización de procesadores CFAR 2D para la mitigación de clutter en mapas rango-doppler mediante entornos de simulación"

TRABAJO DE INTEGRACIÓN CURRICULAR PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE INGENIERO EN TELECOMUNICACIONES

Autores: Dota Fernandez Kevin Joseph
Leppe Bravo Lucca Nicolas

Director del Proyecto: MSc. Lara Mina Marco Fernando.
Director de Carrera: Ing. Raúl Vinicio Haro Báez, PhD.



Agenda.

- Motivación
- Objetivos
- Introducción
- Metodología
- Resultados
- Conclusiones





Motivación.

1 Limitaciones de sensores ópticos



Cámaras y sensores ópticos reducen su desempeño en niebla, lluvia y baja iluminación.

2 Necesidad en sistemas ADAS



Los sistemas ADAS requieren detectar y clasificar objetivos de forma confiable para mejorar la seguridad vial y evitar falsas alarmas.

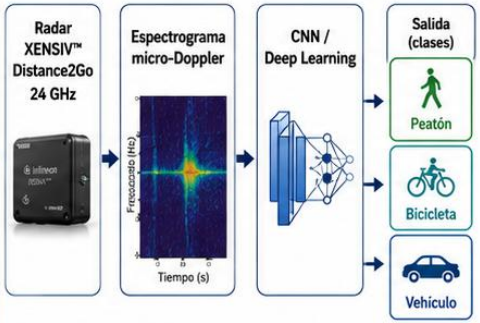
3 Ventajas del radar FMCW



- Robustez ambiental
- Privacidad
- Detección de movimiento

El radar FMCW mantiene operabilidad en condiciones adversas y permite analizar firmas Doppler y micro-Doppler.

4 Propuesta del proyecto



Se propone un sistema multiclase basado en firmas micro-Doppler y redes convolucionales para clasificar peatones, bicicletas y vehículos.

Objetivo General.

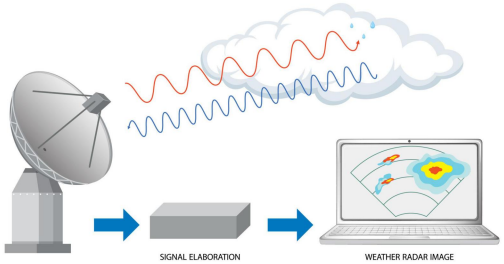
"Implementar algoritmos de clasificación de blancos en radares de onda milimétrica para entornos viales e interiores."

Objetivos Específicos.

- Analizar y definir las características de radares FMCW de onda milimétrica (mmWave).
- Adquirir señales en fase y cuadratura de radar FMCW a 24GHz.
- Procesar señales de radar para obtener micro firmas Doppler.
- Implementar algoritmos de clasificación de blancos basados en Machine/Deep Learning.
- Evaluar el desempeño del sistema en clasificación de peatones, bicicletas y automóviles.

Introducción.

Aplicaciones







Sistema ADAS



Sistemas Avanzados de Asistencia al Conductor

Introducción.

Principales problemas de los sistemas ADAS

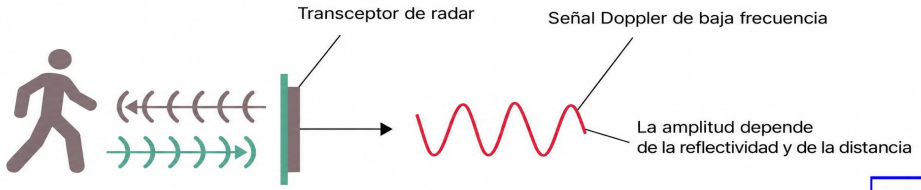




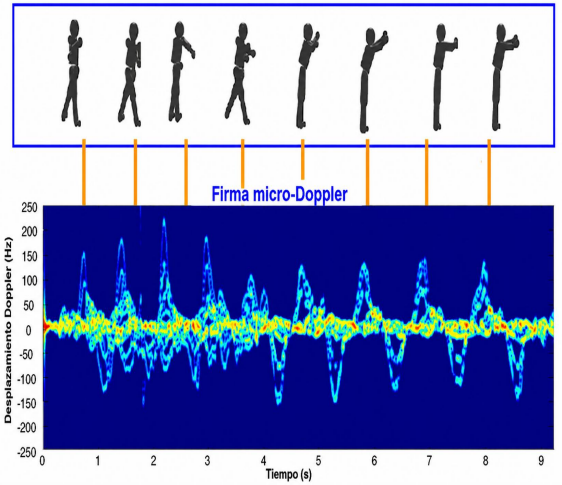


Introducción.

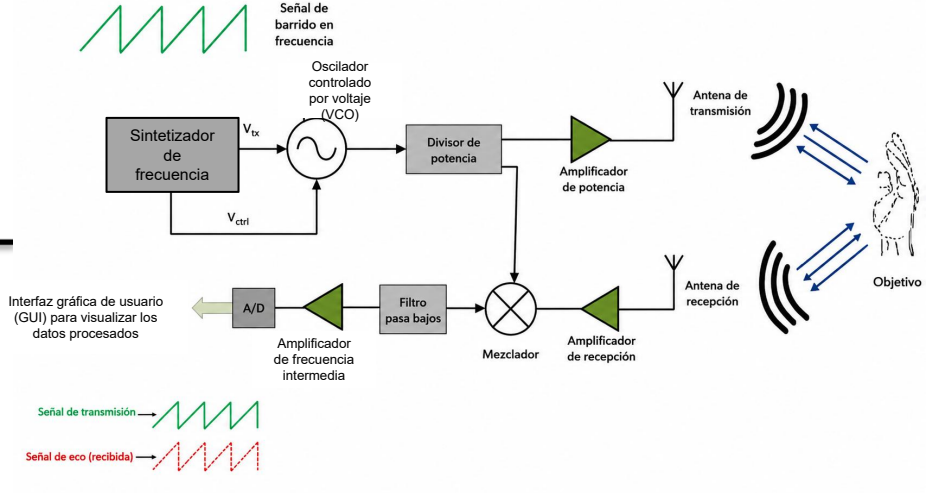
Radares FMCW



→ *Radares doppler*

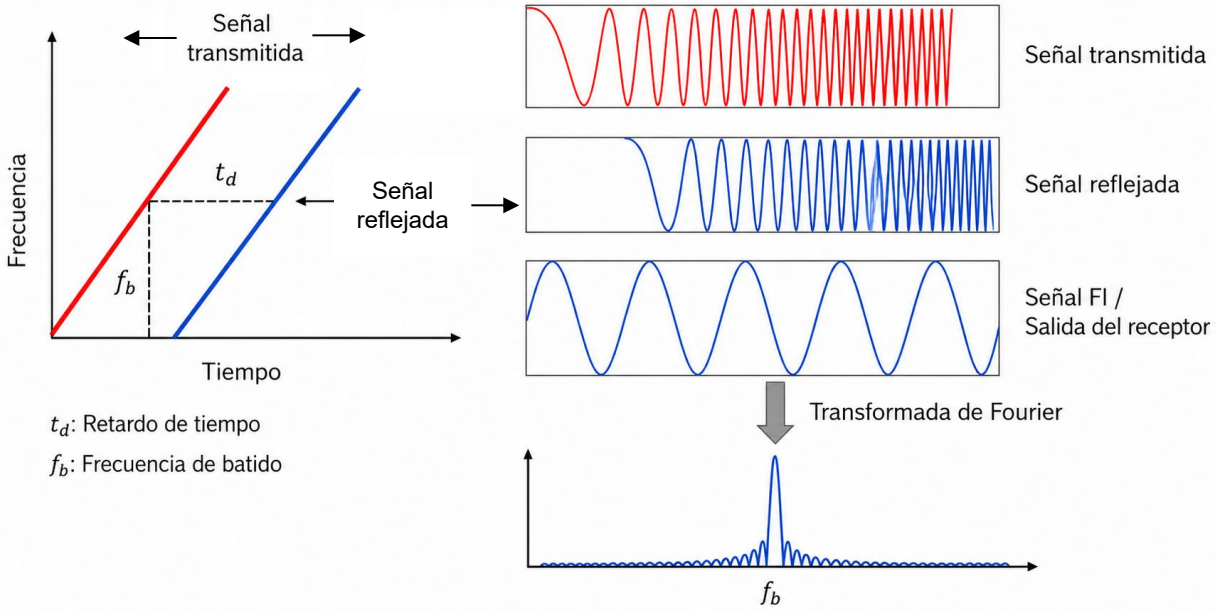


FMCW ←



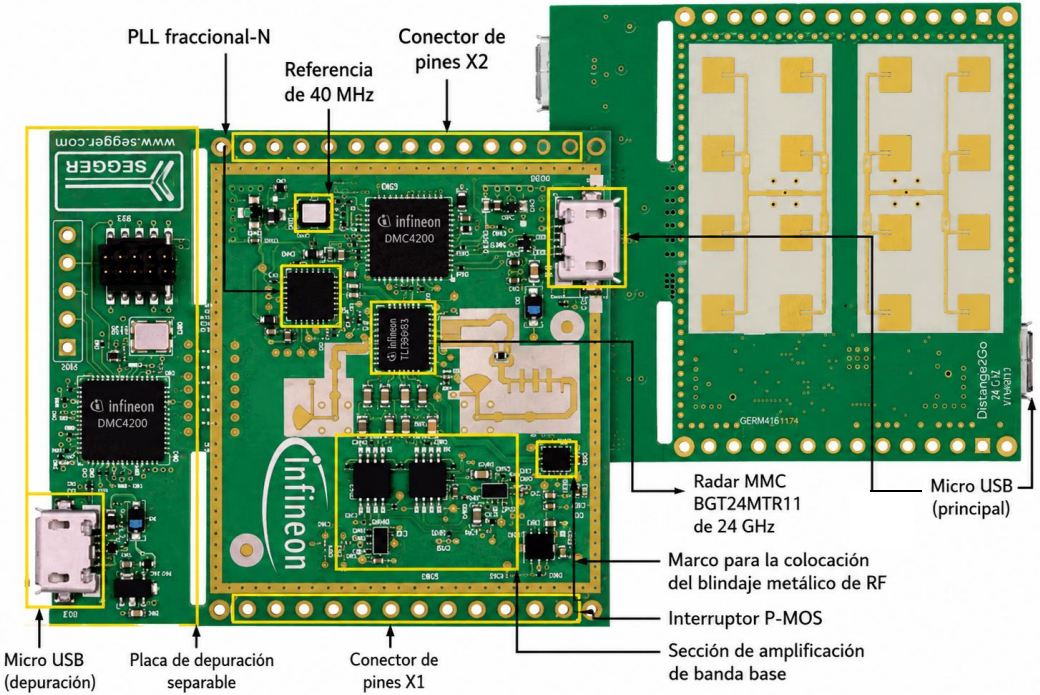
Introducción.

Chirp y frames



Introducción.

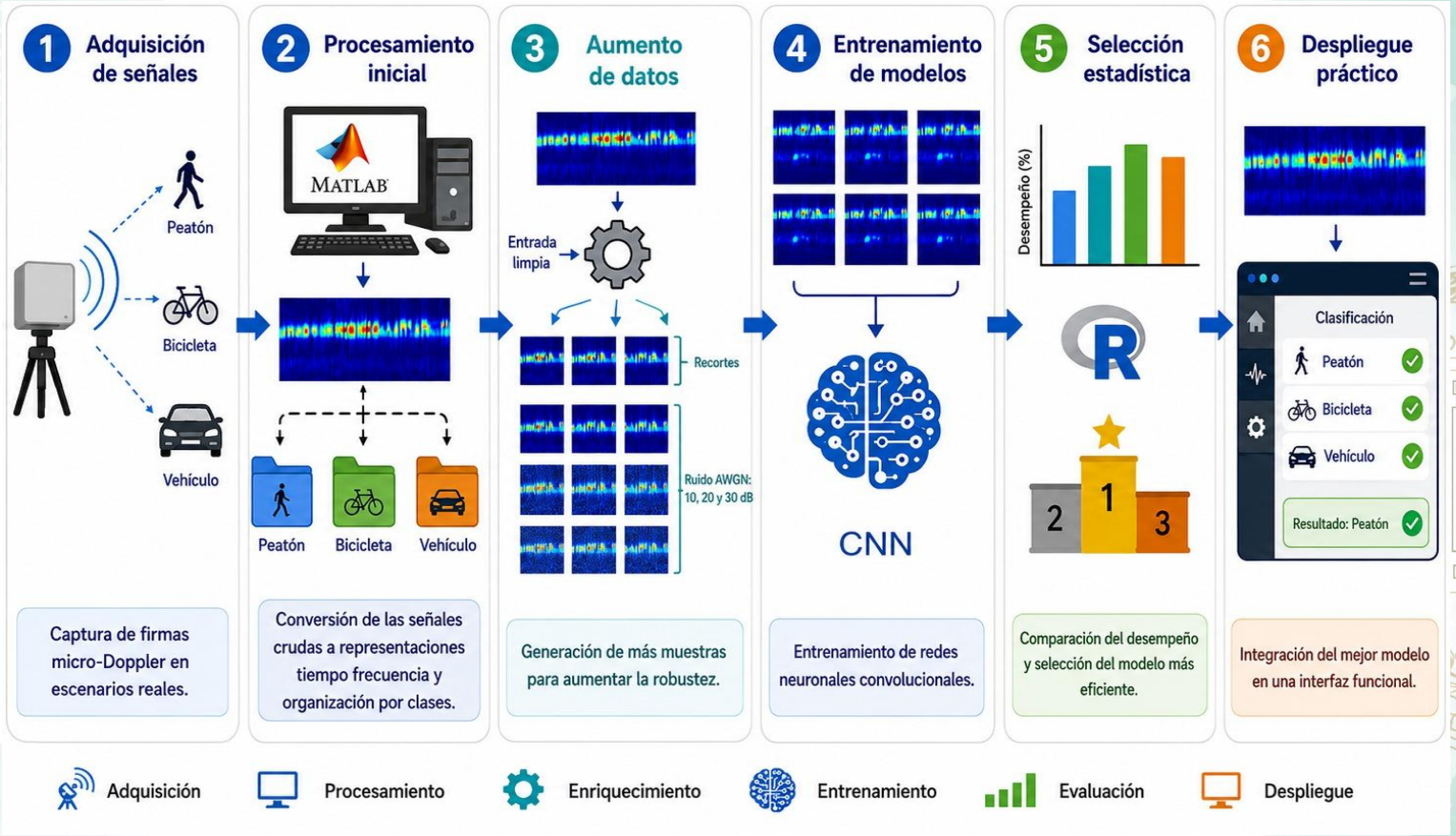
Distance2go



Introducción.

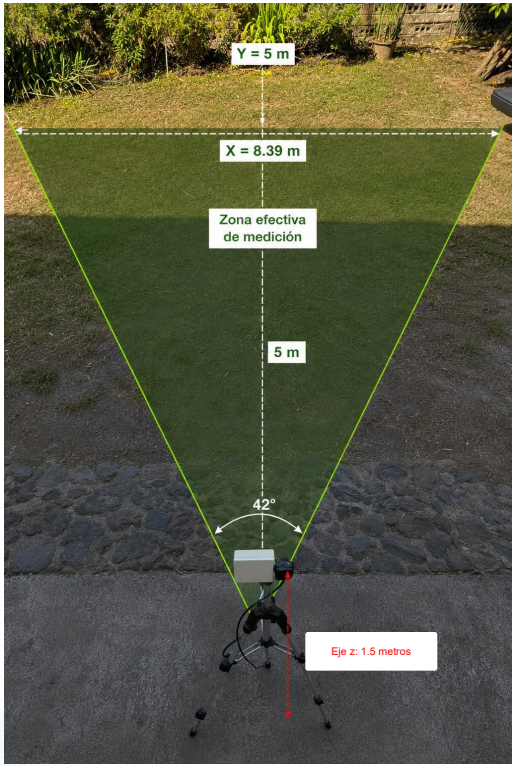
Parámetro	Valor	Relevancia para el trabajo
Frecuencia de operación	24.0 a 24.25 GHz	Banda de trabajo del radar FMCW para capturar firmas micro-Doppler.
Velocidad mínima detectable	0.33 km/h	Permite detectar movimientos lentos, útiles en peatones.
Velocidad máxima detectable	7 km/h	Adecuada para escenas de corto alcance con peatón, bicicleta y vehículo.
Distancia mínima	50 cm	Límite inferior de detección del objetivo.
Distancia máxima	15 m (RCS = 1 m^2) / 26 m (RCS = 10 m^2)	Cobertura suficiente para experimentos de adquisición en escenarios reales controlados.
Precisión en distancia	±30 cm (RCS = 1 m^2) / ±20 cm (RCS = 10 m^2)	Importante para la confiabilidad de la medición.
Antena	Matriz 2 x 4	Configuración integrada del módulo.
Haz horizontal / vertical	42° / 20°	Define el campo de visión del sensor.
Alimentación	5 V a 5.5 V	Requerimiento básico de operación del módulo.
Corriente de consumo	400 mA	Consumo del sistema con todos los bloques activos.

Metodología.



Metodología.

Adquisición de señales







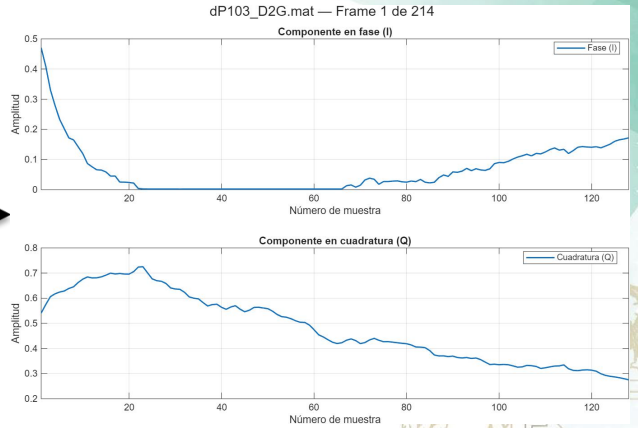


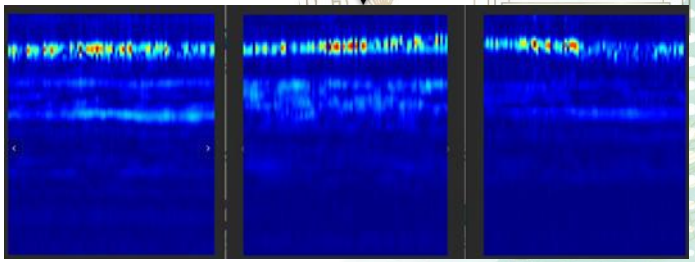
Metodología.

Procesamiento Inicial



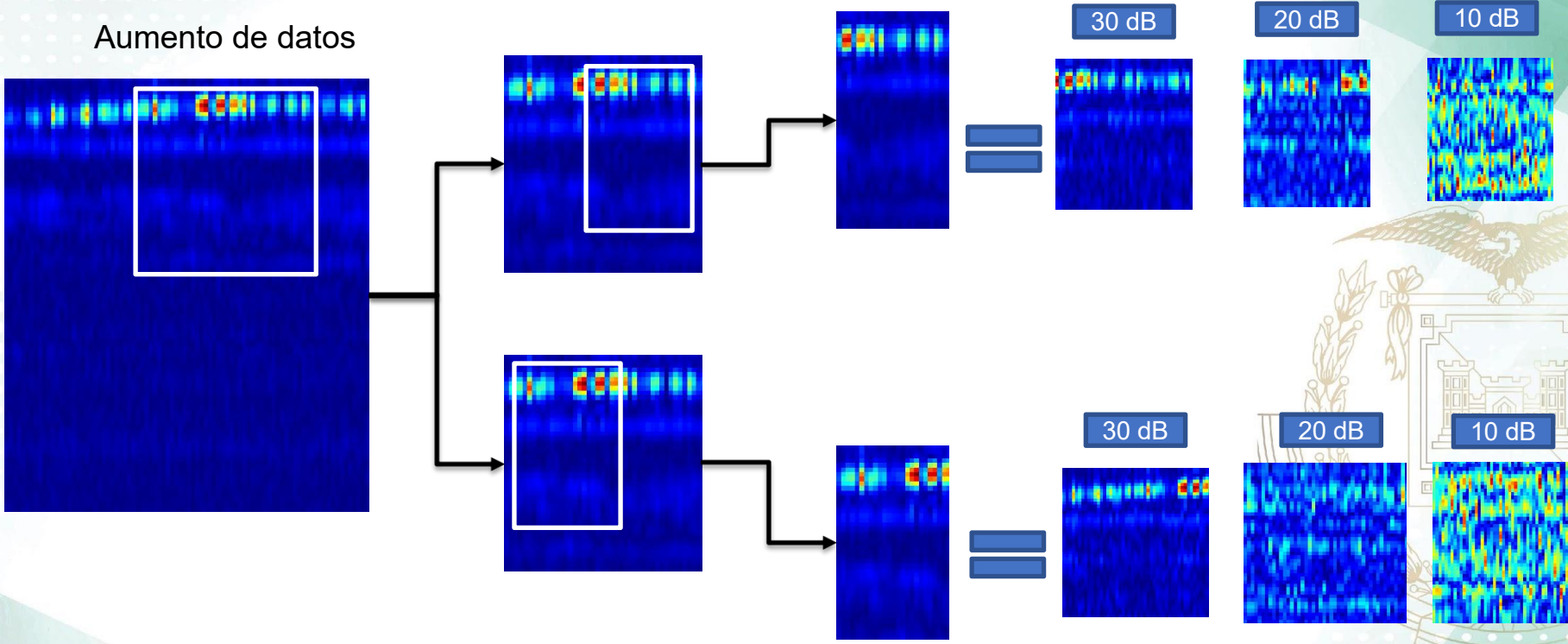






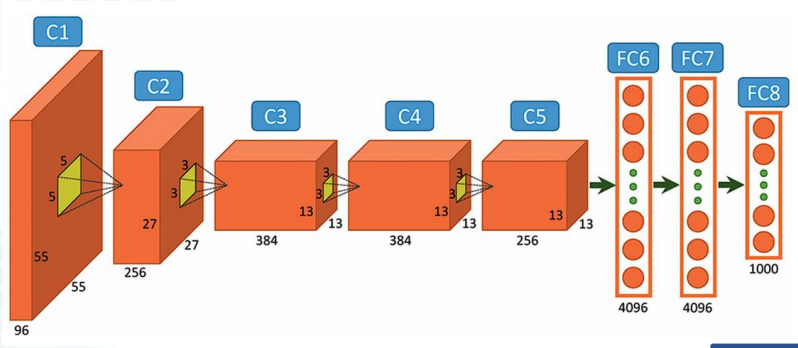
Metodología.

Aumento de datos

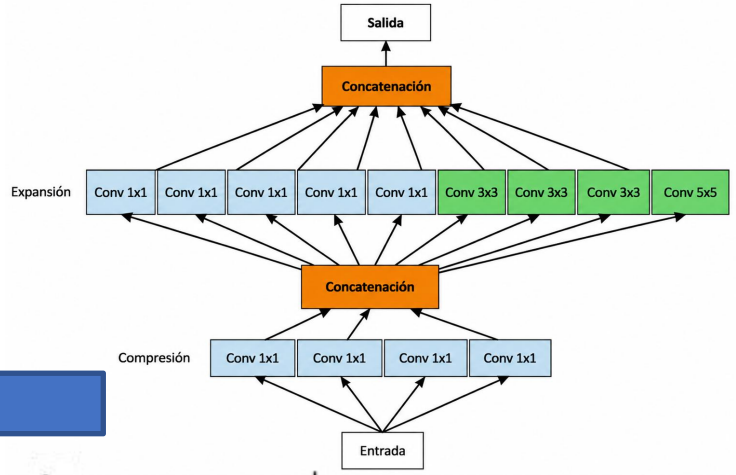


Metodología.

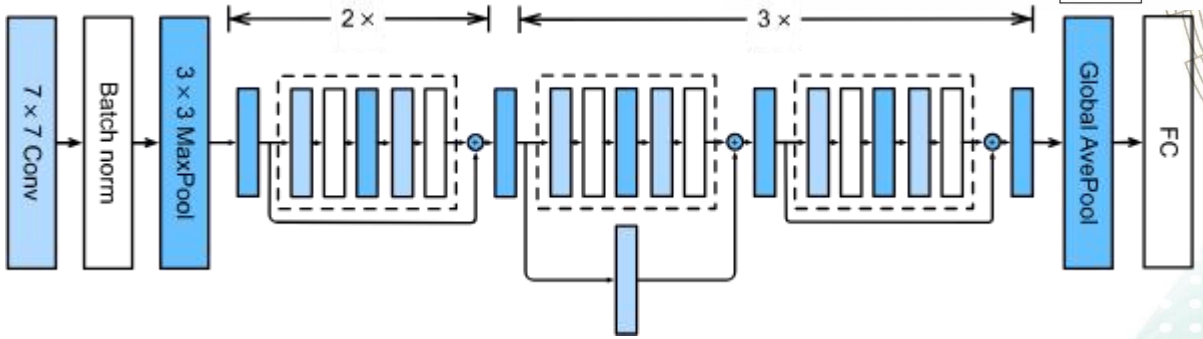
AlexNet



SqueezeNet

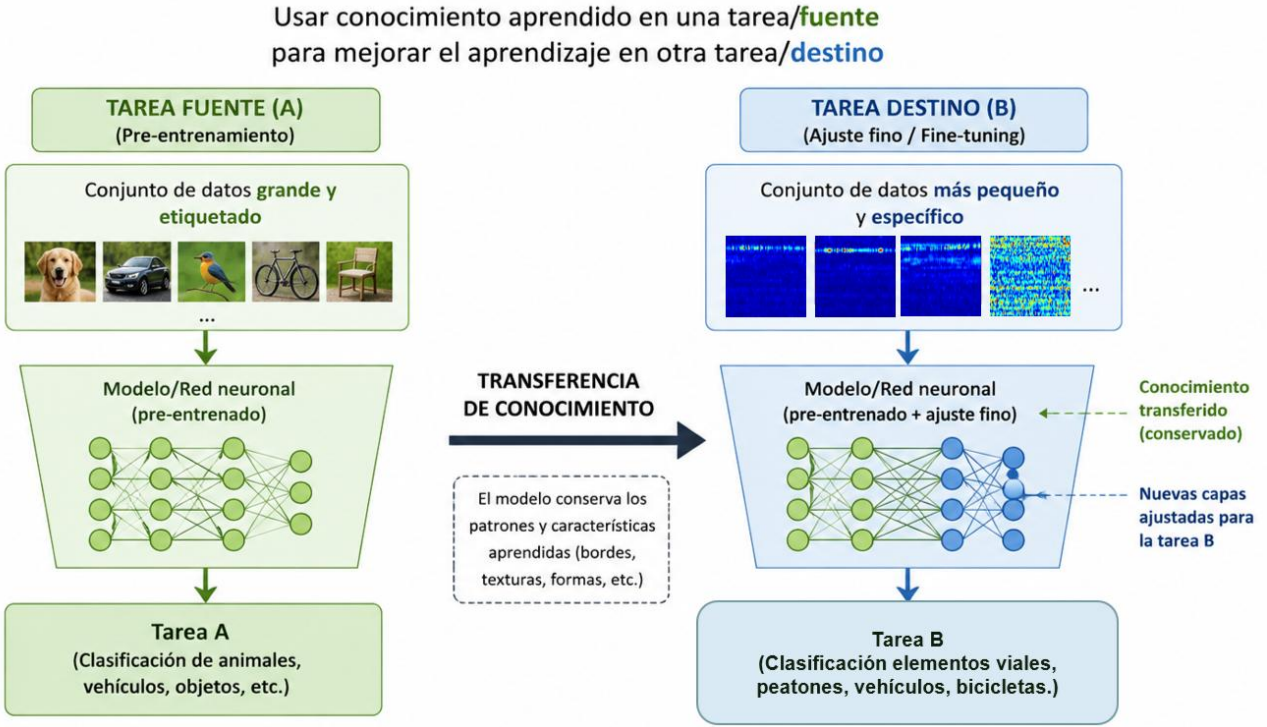


ResNet-18



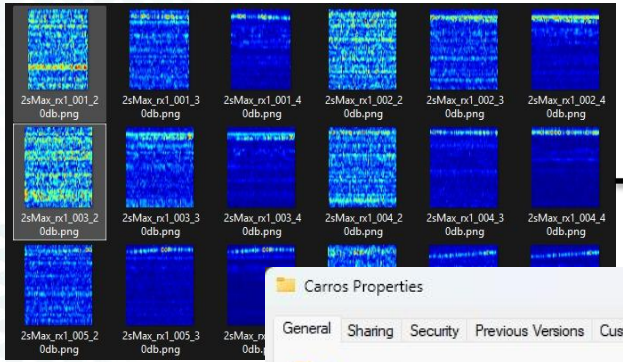
Metodología.

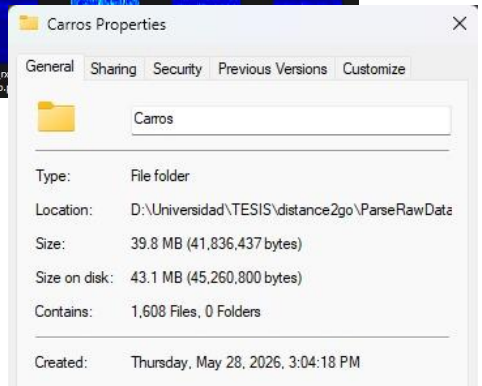
Transfer learning

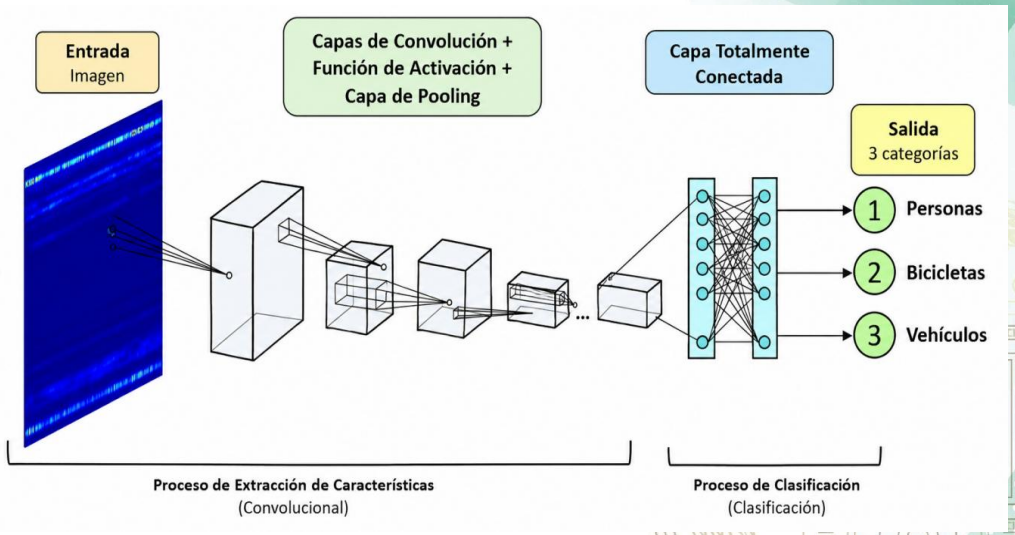


Metodología.

Entrenamiento de Modelos



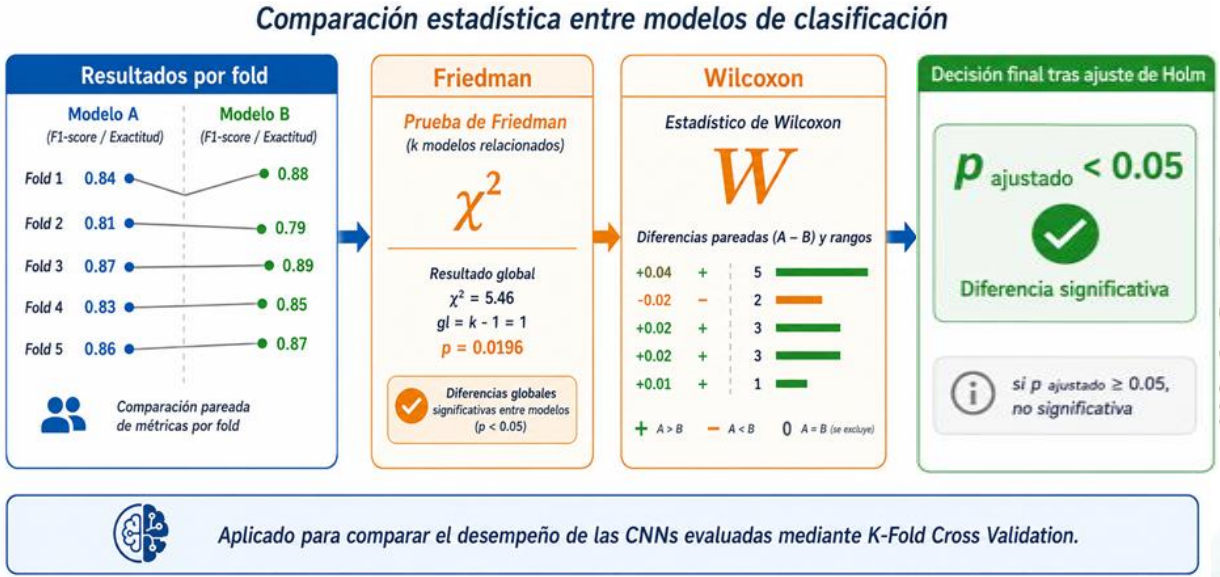




Metodología.

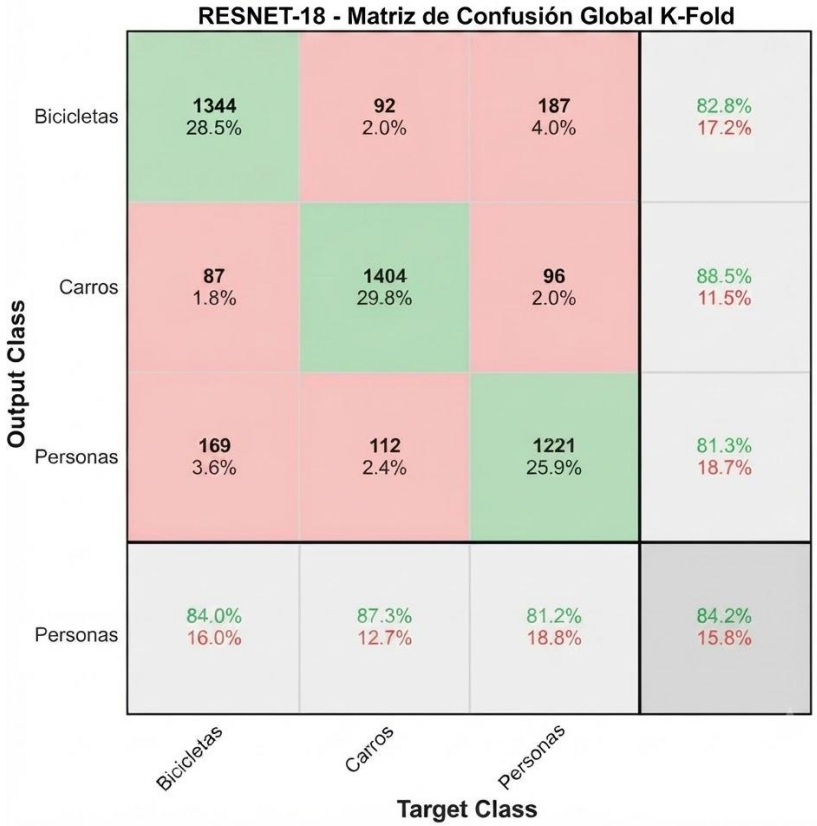
Selección Estadística

Método de Wilcoxon para número de muestras limitadas



Resultados.

Matriz de confusión redes entrenadas



Resultados.

Costo computacional

Arquitectura adaptada	Operaciones aproximadas por imagen
SqueezeNet	$\approx 0.58\ GFLOPs$
AlexNet	$\approx 1.43\ GFLOPs$
ResNet-18	$\approx 3.36\ GFLOPs$

Resultados.

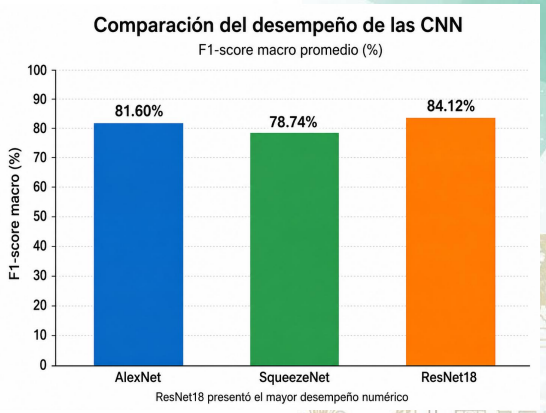
Desempeño general de las CNN

Arquitectura	Exactitud media ± DE	Precisión macro ± DE	Recall macro ± DE	F1 macro ± DE	Aciertos/total
AlexNet	81,62 ± 1,97 %	82,22 ± 2,18 %	81,69 ± 2,03 %	81,61 ± 1,99 %	3846/4712
SqueezeNet	78,84 ± 0,94 %	80,15 ± 1,22 %	78,87 ± 0,97 %	78,76 ± 0,88 %	3715/4712
ResNet-18	**84,23 ± 1,32 %**	**84,59 ± 1,35 %**	**84,17 ± 1,35 %**	**84,13 ± 1,44 %**	**3969/4712**

Resultados.

Método de Wilcoxon

Comparación	p	p ajustado por Holm	Significativa
Friedman: AlexNet, SqueezeNet y ResNet-18	0,07427	No aplica	No
AlexNet vs. SqueezeNet	0,0591	0,1772	No
AlexNet vs. ResNet-18	0,1056	0,2113	No
SqueezeNet vs. ResNet-18	0,5896	0,5896	No



Análisis	Resultado	Interpretación
F1-score macro promedio	ResNet18: 84,12 %	Mayor desempeño numérico
	AlexNet: 81,60 %	Segundo mejor resultado
	SqueezeNet: 78,74 %	Menor promedio
Prueba de Friedman	(p=0,0743>0,05)	No hubo diferencias significativas generales
Wilcoxon + Holm	Todos los (p) ajustados (>0,05)	Ninguna pareja presentó diferencias significativas
Modelo seleccionado	ResNet18	Mayor F1-macro y mejor resultado en 4 de 5 folds

Resultados.

Implementación



Conclusiones.

- Se desarrolló un sistema integral con radar FMCW de 24 GHz capaz de adquirir señales I/Q, generar espectrogramas micro-Doppler mediante STFT y clasificar automáticamente personas, bicicletas y vehículos utilizando redes neuronales convolucionales.
- ResNet-18 presentó el mejor desempeño numérico. Alcanzó una exactitud media de 84,23%, una precisión macro de 84,59 %, un recall macro de 84,17 % y un F1-score macro de 84,13 %, además de clasificar correctamente 3969 de 4712 muestras. Aunque la prueba de Friedman no detectó diferencias globales significativas y las comparaciones pareadas de Wilcoxon con ajuste de Holm no demostraron una superioridad estadística individual, su selección se sustentó en el conjunto de métricas descriptivas obtenidas.
- La incorporación de ruido AWGN aumentó la variabilidad del conjunto y permitió evaluar las CNN en condiciones más adversas, pero no garantizó una mejora de las métricas. Los vehículos fueron la clase mejor reconocida, mientras que las mayores confusiones ocurrieron entre personas y bicicletas debido a la similitud de sus firmas micro-Doppler.

Trabajos Futuros.

- Generación de Datos Sintéticos mediante **GANs**: Avanzar más allá de la inyección de ruido blanco gaussiano (AWGN) tradicional. Un trabajo futuro excelente es el desarrollo de **Redes Generativas Antagónicas** (GANs) en Python o MATLAB para crear firmas micro-Doppler sintéticas pero físicamente realistas. Esto solucionaría el cuello de botella clásico de la escasez de datos al entrenar redes convolucionales profundas.
- Separación de Múltiples Objetivos (**Multi-Target Unmixing**): El Distance2Go tiene una resolución angular limitada (un solo canal de recepción o antenas muy básicas). Un trabajo desafiante es aplicar algoritmos de súper-resolución (como **MUSIC** o **ESPRIT**) en la etapa de pre-procesamiento para desempaquetar y separar las firmas espectrales cuando múltiples objetivos (ej. una bicicleta y un peatón) se cruzan en la misma celda de rango.
- Inferencia en Tiempo Real en el Borde (Edge AI): Pasar del análisis offline en computadora a la ejecución en tiempo real. Esto implica tomar arquitecturas ligeras (como SqueezeNet o MobileNet), optimizar sus pesos (cuantización) y desplegarlas en microcontroladores avanzados o placas como una Raspberry Pi acoplada al Distance2Go, logrando que el sistema emita alertas de clasificación en milisegundos sin depender de un servidor.

¡MUCHAS GRACIAS!

Kevin Dota

Hoja de vida

Lucca Leppe

Hoja de vida