

Detección de Daños en Vehículos

Visión por Computadora II- CEIA

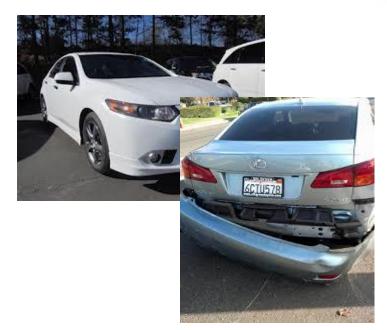
Andrés David Vallejo Rodríguez



Identificar el estado de un vehículo puede ser de mucha utilidad si se aplica en escenarios como parqueaderos o patios de inmovilización

Objetivo:

Clasificar fotos de vehículos en dos clases: Damage (dañado) y Whole (intacto), a partir de fotos tomadas desde dispositivos diferentes.







Dataset seleccionado:

- 2300 imágenes
- Distintos tamaños de imágen
- Entrenamiento: 1840
- Validación: 230
- Test: 230
- 2 clases: Damage y Whole



https://www.kaggle.com/datasets/anujms/car-damage-detection

Solución propuesta

Solución propuesta:

Modelos:

Transfer learning:

VGG19

- VGG19_Weights
- ResNet50
- ResNet50_Weights
- InceptionV3 Inception_V3_Weights

Data augmentation:

- Color jitter
 - Brillo=0.05
 - Contraste=0.05
- Horizontal flip
- Gaussian blur
 - sigma=[0.1, 2]

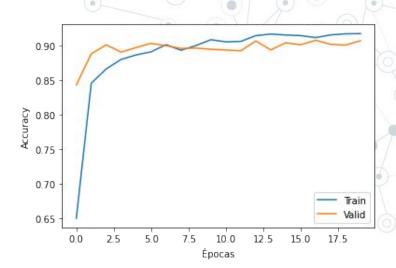


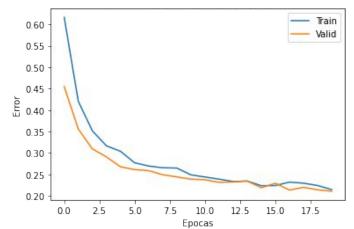




VGG19:

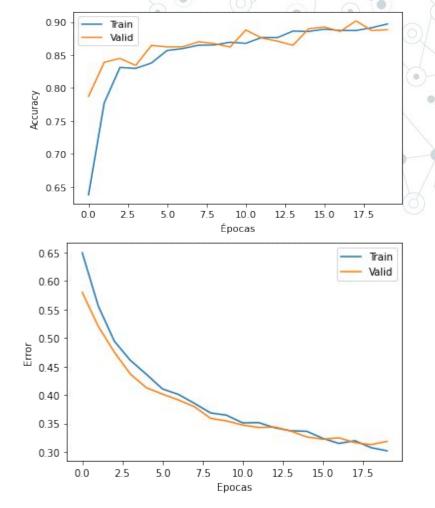
- Parámetros totales: 139.578.434
- Parámetros entrenados: 8.194
- Precisión en validación: 0,9067
- Error en validación: 0,2109
- Precisión en test: 0,9068
- Error en test: 0,2009





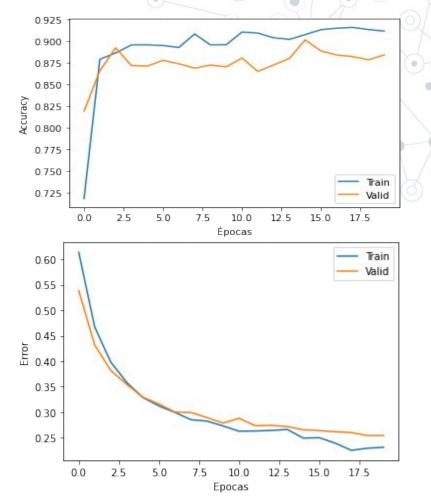
InceptionV3:

- Parámetros totales: 25.116.362
- Parámetros entrenados: 4.098
- Precisión en validación: 0,8884
- Error en validación: 0,3184
- Precisión en test: 0,9242
- Error en test: 0,2687



ResNet50:

- Parámetros totales: 23.512.130
- Parámetros entrenados: 4.098
- Precisión en validación: 0,8843
- Error en validación: 0,2545
- Precisión en test: 0,9178
- Error en test: 0,2190



Conclusiones



- InceptionV3 (0,9242) y ResNet50 (0,9178) alcanzaron los mejores resultados en accuracy.
- VGG19 (0,9068) alcanzó un valor cercano, pero requiere aproximadamente el doble de parámetros entrenables (8.194) en comparación con los otros (4.098 los dos).
- Si no se aplica Data Augmentation, los valores de accuracy caen por debajo del 80% en todos los modelos.



Gracias!

