



ESPE

UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA

DEPARTAMENTO DE ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA Y TELECOMUNICACIONES CARRERA DE INGENIERÍA EN ELECTRÓNICA, AUTOMATIZACIÓN Y CONTROL



TEMA: DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA DE DETECCIÓN DE CAÍDAS EN EL ADULTO MAYOR MEDIANTE VISIÓN ARTIFICIAL UTILIZANDO REDES NEURONALES (DEEP LEARNING)

AUTOR: ORBE CISNEROS, EDWIN ALEXANDER

DIRECTOR: Ph.D. VARGAS VALLEJO, VANESSA CAROLINA

SANGOLQUÍ, AGOSTO 2022

Tabla de Contenidos

01

Introducción

Antecedentes, Motivación, Justificación, Alcance y objetivos del proyecto

02

Fundamentos Teóricos

Procesamiento de imágenes, visión artificial y Deep Learning

03

Desarrollo del sistema

Plataforma de desarrollo, transferencia de aprendizaje, entrenamiento y predicciones de la red neuronal

04

Experimentación y resultados

Tensorboard y parámetros de la red neuronal

05

Conclusiones y recomendaciones

Conclusiones, recomendaciones y trabajos futuros



01

Introducción

Antecedentes, Motivación,
Justificación, Alcance y
Objetivos del Proyecto

Antecedentes



**Personas Mayores
y sus problemas
de salud**

OMS

684 000 Muertes
debido a caídas



INEC

37.4% encuestados
sufrieron caídas



Motivación del proyecto

DISMINUIR LAS CONSECUENCIAS DE CAÍDAS EN PERSONAS ADULTAS SOLAS AL ALERTAR INMEDIATAMENTE DE UN POSIBLE SUCESO UTILIZANDO DISPOSITIVOS Y TECNOLOGÍA ACCESIBLE A BAJO COSTO



Tecnologías con sensores

Información relacionada con el movimiento y entorno del ser humano



Visión artificial

El uso de algoritmos de análisis estadístico en imágenes



Aprendizaje Profundo

Redes neuronales artificiales



Justificación e Importancia



Caídas en
adultos mayores



Detección de
caídas



Identificación de
escenas con
eventos de
caídas



Sistema
de visión
artificial

Acontecimiento
frecuente y
riesgoso

Minimizar el
nivel de riesgo

Análisis de
imágenes

Solventar
dificultades
técnicas y
económicas

Alcance del proyecto



Objetivos

Objetivo General

Diseñar e implementar un **sistema de detección de caídas** en el adulto mayor mediante visión artificial utilizando redes convolucionales (Deep Learning)

Objetivos específicos

Seleccionar el entorno de desarrollo, el lenguaje de programación, **el set de datos** y las librerías para desarrollar el sistema de detección de caídas

Configurar un **sistema de visión artificial** utilizando deep learning basado en **redes convolucionales**

Seleccionar e implementar **algoritmos** para la detección de caídas en adultos mayores.

Realizar la **prueba** de concepto del Sistema mediante fotogramas en **tiempo real**



02

Fundamentos Teóricos

Procesamiento de
imágenes, visión artificial y
Deep learning

Inteligencia Artificial vs Machine Learning vs Deep Learning

INTELIGENCIA ARTIFICIAL

Imitar el comportamiento humano por máquinas o computadores

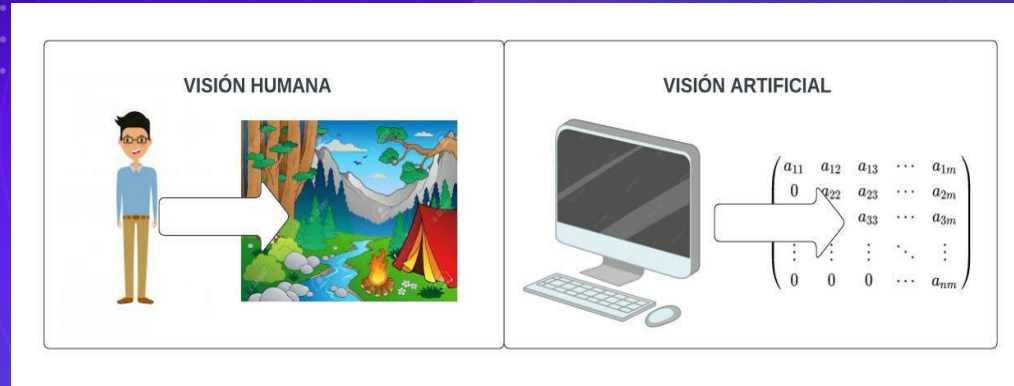
MACHINE LEARNING

Algoritmos para enseñar al computador como reconocer un objeto, una orden, un evento y como actuar frente a ello

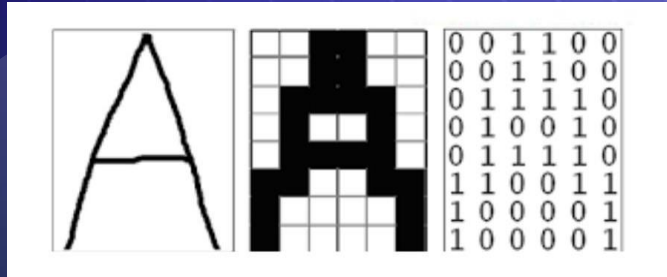
DEEP LEARNING

Algoritmos basados en redes neuronales a los que se les entrega suficiente información con la finalidad de que aprenda y reconozca por sí solo un evento.

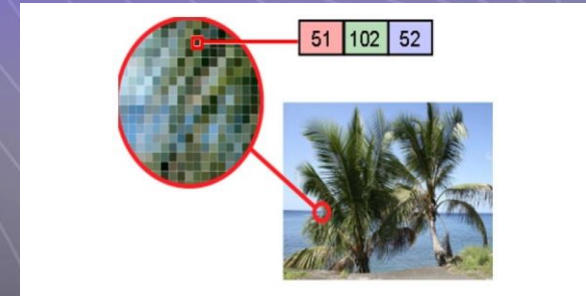
Visión humana vs Visión artificial



Interpretación de imágenes en Visión artificial



Interpretación imagen
blanco/negro



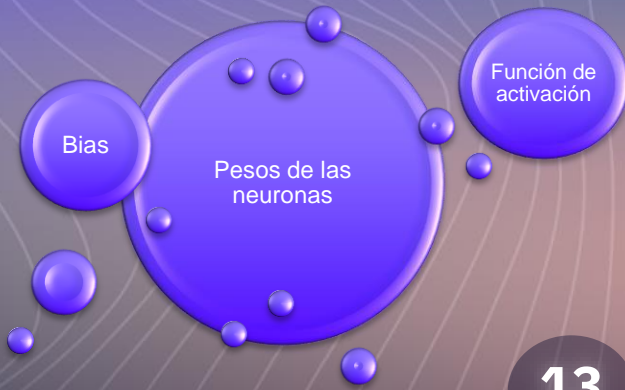
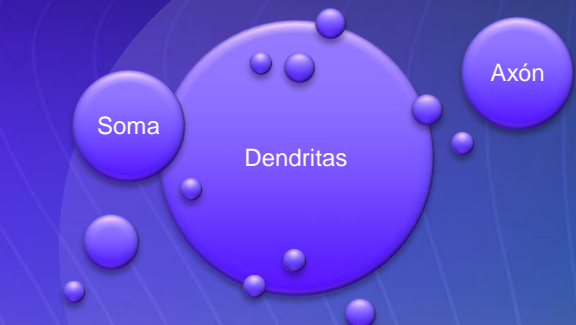
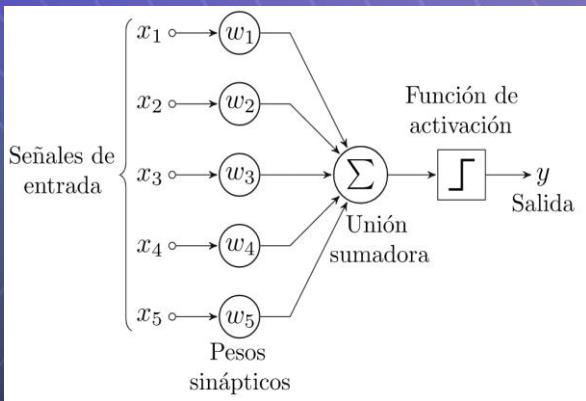
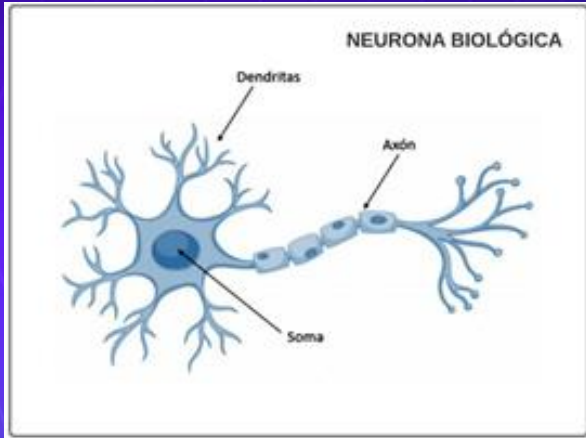
Interpretación imagen
color

Etapas de un sistema de visión artificial



DEEP LEARNING

Redes Neuronales Artificiales



Redes Neuronales convolucionales - CNN

Capa Convolucional

• • • • •

Núcleo de CNN

Operación Convolución
→ extracción de características

Capa de Pooling

• • • • •

Reducir dimensionalidad

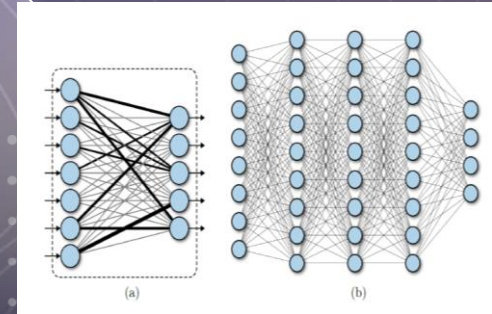
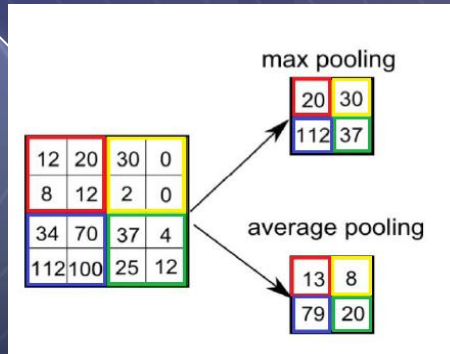
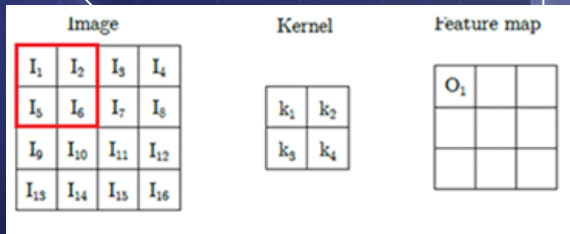
Max Pooling
Average Pooling

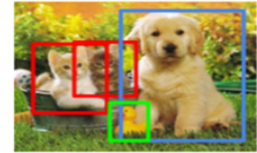
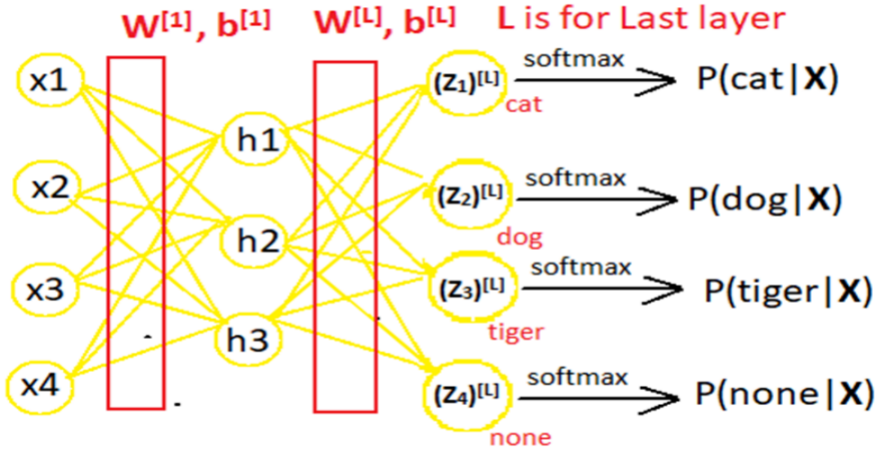
Capa Fully Connected

• • • • •

Información entre capa a capa

Propagación de información entre capas permite reducir errores





GATO, PERRO, PATO

Capas de entrada

Recolección de datos

Capas ocultas

Extracción de características

Capas de salida

Clasificación y detección de datos

Arquitectura de una CNN

Set de datos para entrenamiento



.....



UR FALL
DETECTION

SET DE
DATOS
PROPIO

Set de
datos con
postura
humana

FALL
DETECTION

MPII HUMAN
POSE



03

Desarrollo del sistema

Plataforma de desarrollo, transferencia de aprendizaje, entrenamiento y predicciones de la red neuronal

Plataforma de desarrollo

- AMD Ryzen 7 4800H con Radeon Graphics 2.90 GHz.
- RAM 12 GB.
- Windows 11 Home Single Language

Computador portátil HP Pavilion Gaming



- NVIDIA GeForce GTX 1650 Ti
- Memoria total disponible para gráficos 9914 MB
- Memoria de vídeo dedicada 4096 MB

Unidad de procesamiento gráfico GPU



- Integrada al computador

Cámara



Hardware

Software

- Etiquetado de imágenes

LabelImg



- Suite de código abierto

Anaconda



- Entorno de desarrollo de código abierto

Jupyter Notebook

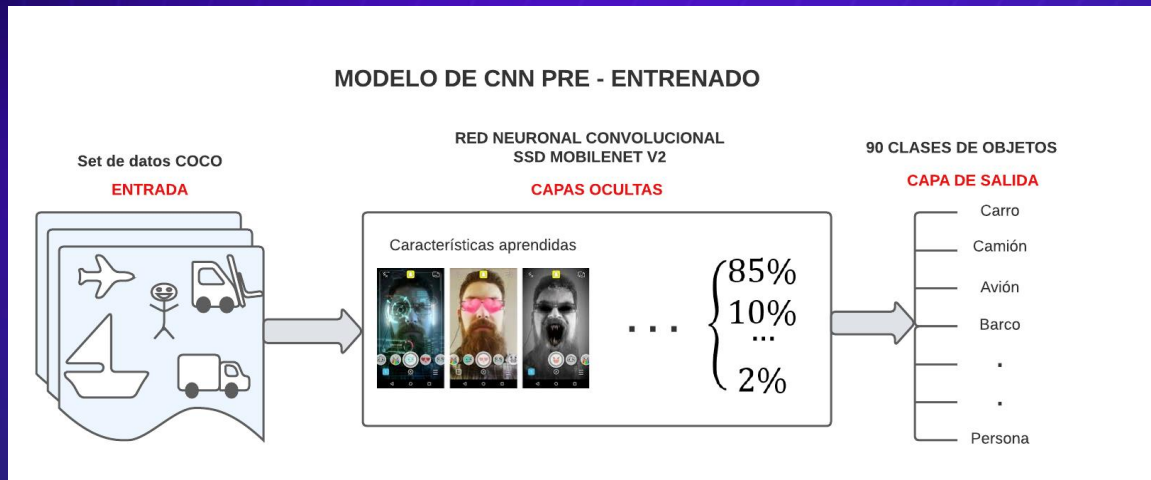


- Herramienta para configurar modelos de CNN

API de detección de objetos de Tensorflow

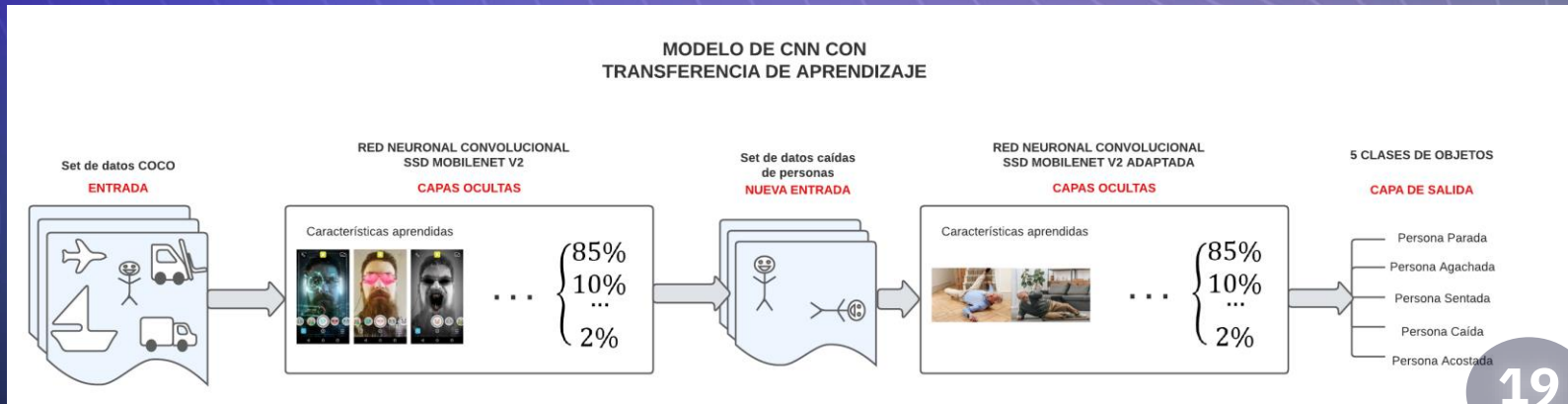


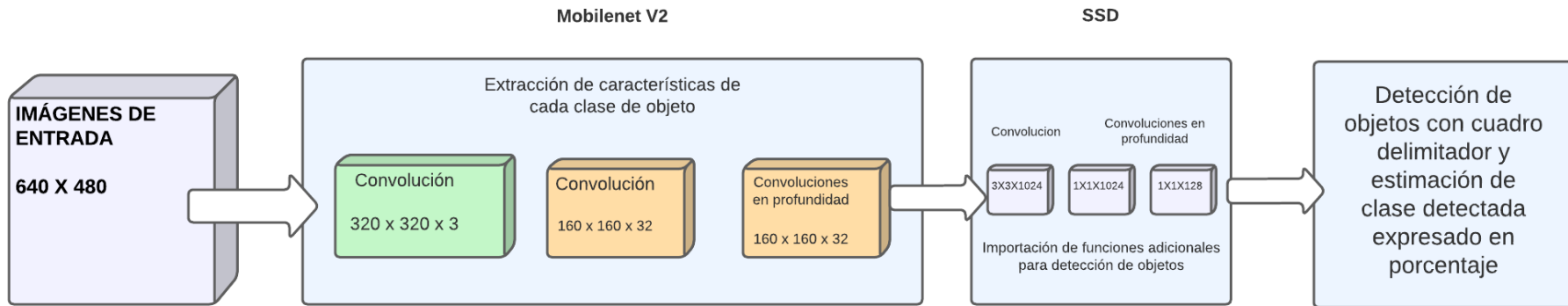
Pre - entrenamiento de la CNN con transferencia de aprendizaje



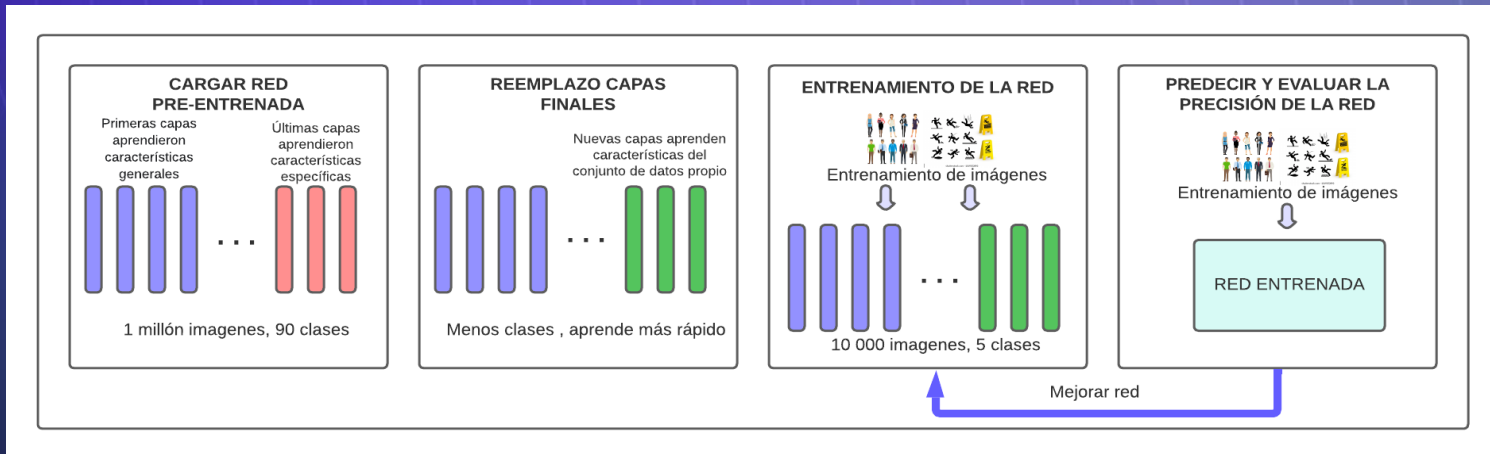
Entrenamiento desde cero

Entrenamiento con transferencia de aprendizaje





ARQUITECTURA DE LA CNN SSD MOBILENET V2



METODOLOGÍA DE TRANSFERENCIA DE APRENDIZAJE APLICADA

..... Metodología para el desarrollo del set de datos



Etiquetado de imágenes

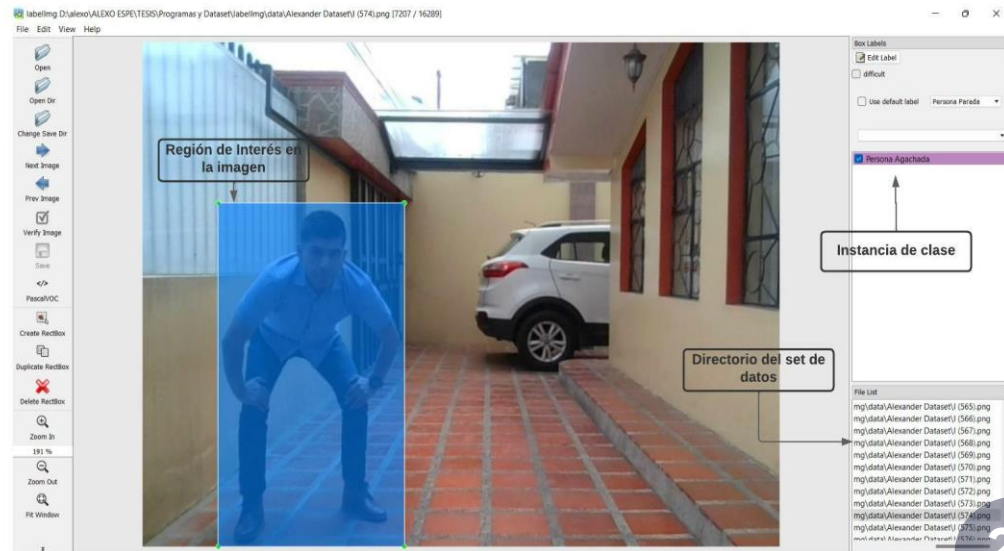
LabelImg

```
<annotation>
  <folder>Alexander Dataset</folder>
  <filename>142.png</filename>
  <path>D:\alexo\ALEXO ESPE\TESIS\Programas y Dataset\labelImg\data\Alexander Dataset\142.png</path>
  <source>
    <database>Unknown</database>
  </source>
  <size>
    <width>640</width>
    <height>480</height>
    <depth>3</depth>
  </size>
  <segmented>0</segmented>
  <object>
    <name>Persona Agachada</name>
    <pose>Unspecified</pose>
    <truncated>1</truncated>
    <difficult>0</difficult>
    <bndbox>
      <xmin>181</xmin>
      <ymin>111</ymin>
      <xmax>519</xmax>
      <ymax>480</ymax>
    </bndbox>
  </object>
</annotation>
```

Dimensiones de la imagen

Instancia de clase

Ubicación del objeto



Entrenamiento

Parámetros



```
Anaconda Prompt (IA)
'learning_rate': 0.07881871
I0509 21:11:00.261068 10156 model_lib_v2.py:707] {'loss/classification_loss': 0.2965393,
'loss/localization_loss': 0.046343528,
'loss/regularization_loss': 0.13806169,
'loss/total_loss': 0.480944521,
'learning_rate': 0.07881871}
INFO:tensorflow:Step 4900 per-step time 0.958s
I0509 21:12:36.426713 10156 model_lib_v2.py:707] Step 4900 per-step time 0.958s
INFO:tensorflow: {'loss/classification_loss': 0.11730629,
'loss/localization_loss': 0.049823258,
'loss/regularization_loss': 0.13750097,
'loss/total_loss': 0.30463052,
'learning_rate': 0.07875605}
I0509 21:12:36.426713 10156 model_lib_v2.py:708] {'loss/classification_loss': 0.11730629,
'loss/localization_loss': 0.049823258,
'loss/regularization_loss': 0.13750097,
'loss/total_loss': 0.30463052,
'learning_rate': 0.07875605}
INFO:tensorflow:Step 5000 per-step time 0.837s
I0509 21:14:00.055962 10156 model_lib_v2.py:707] Step 5000 per-step time 0.837s
INFO:tensorflow: {'loss/classification_loss': 0.06932222,
'loss/localization_loss': 0.03317607,
'loss/regularization_loss': 0.136883,
'loss/total_loss': 0.2393813,
'learning_rate': 0.078691795}
I0509 21:14:00.055962 10156 model_lib_v2.py:708] {'loss/classification_loss': 0.06932222,
'loss/localization_loss': 0.03317607,
'loss/regularization_loss': 0.136883,
'loss/total_loss': 0.2393813,
'learning_rate': 0.078691795}
```

```
Anaconda Prompt (IA)
INFO:tensorflow:Step 100 per-step time 1.359s
I0509 12:45:33.894742 10456 model_lib_v2.py:707] Step 100 per-step time 1.359s
INFO:tensorflow: {'loss/classification_loss': 0.50773144,
'loss/localization_loss': 0.41546035,
'loss/regularization_loss': 0.15226538,
'loss/total_loss': 1.0754572,
'learning_rate': 0.0319994}
I0509 12:45:33.912926 10456 model_lib_v2.py:708] {'loss/classification_loss': 0.50773144,
'loss/localization_loss': 0.41546035,
'loss/regularization_loss': 0.15226538,
'loss/total_loss': 1.0754572,
'learning_rate': 0.0319994}
INFO:tensorflow:Step 200 per-step time 0.987s
I0509 12:47:12.570459 10456 model_lib_v2.py:707] Step 200 per-step time 0.987s
INFO:tensorflow: {'loss/classification_loss': 0.71419567,
'loss/localization_loss': 0.46274117,
'loss/regularization_loss': 0.15248583,
'loss/total_loss': 1.3294227,
'learning_rate': 0.0373328}
I0509 12:47:12.570459 10456 model_lib_v2.py:708] {'loss/classification_loss': 0.71419567,
'loss/localization_loss': 0.46274117,
'loss/regularization_loss': 0.15248583,
'loss/total_loss': 1.3294227,
'learning_rate': 0.0373328}
INFO:tensorflow:Step 300 per-step time 1.118s
I0509 12:49:04.242030 10456 model_lib_v2.py:707] Step 300 per-step time 1.118s
INFO:tensorflow: {'loss/classification_loss': 0.30981725,
'loss/localization_loss': 0.1706125,
'loss/regularization_loss': 0.1525883,
'loss/total_loss': 0.6330181,
```

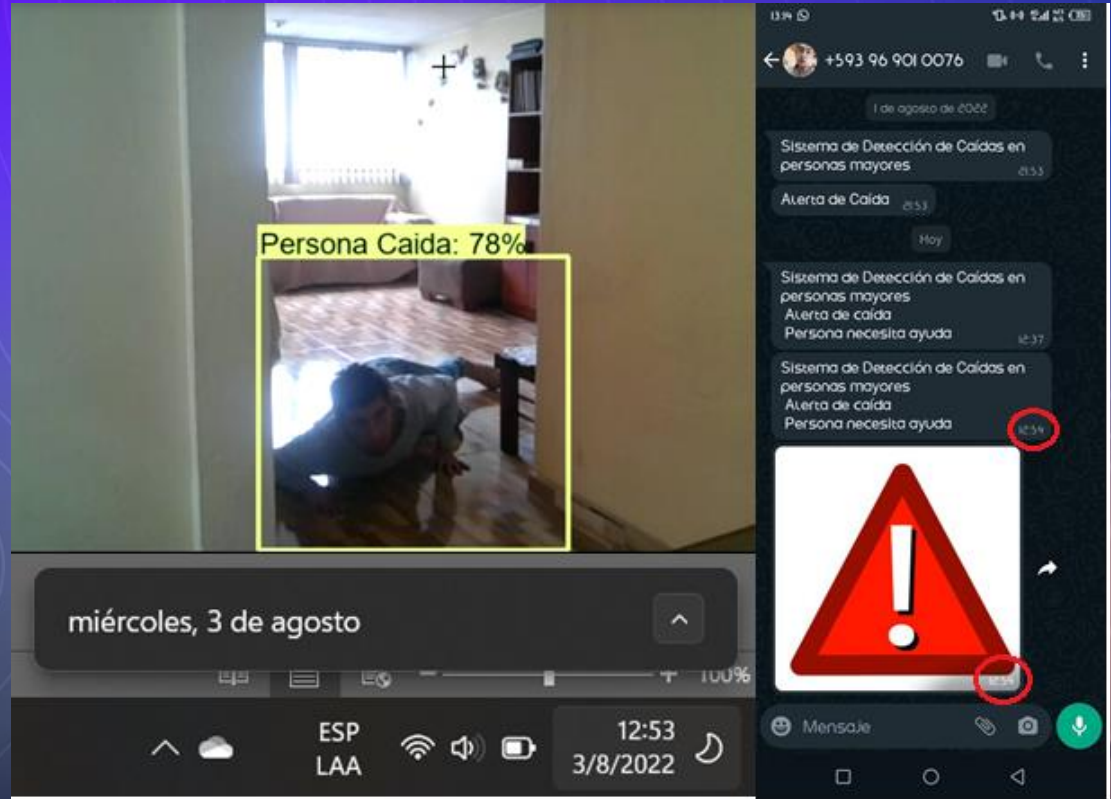


Notificación de caída

Envío de mensaje por WhatsApp

pywhatkit

- Librería de Python para envío de mensajes a whatsapp





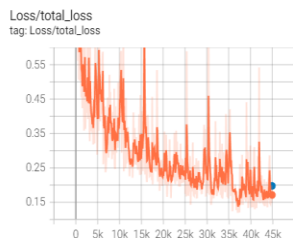
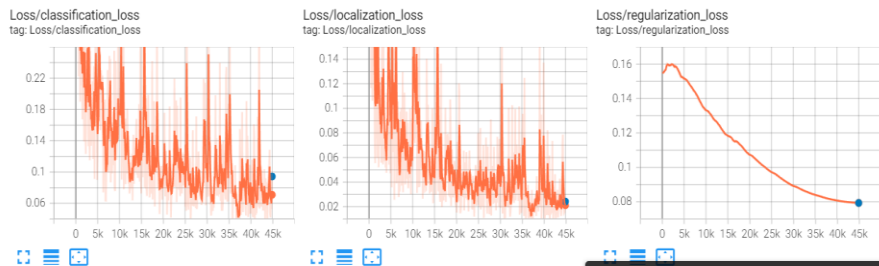
04

Experimentación y resultados

Tensorboard y parámetros de la red neuronal

Tensorboard

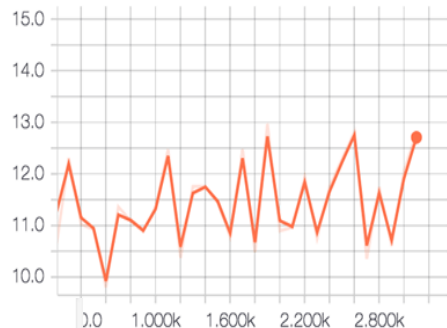
Parámetros de evaluación – Función de pérdida



	Name	Smoothed Value	Value	Step	Time	Relative
●	eval	0.07929	0.07929	45k	Sun Jul 24, 23:01:16	0s
●	train	0.07931	0.07929	45k	Sun Jul 10, 22:05:34	4h 53m 7s

Model no aprende nada

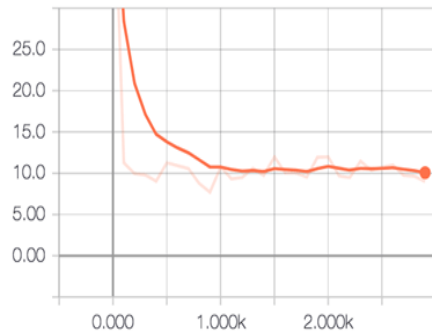
pérdida



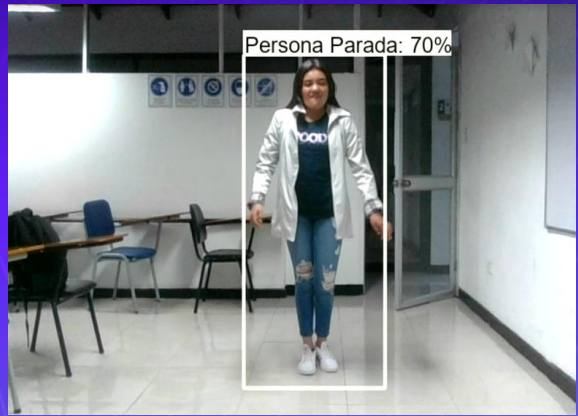
run to download CSV JSON

Modelo aprende todas las informaciones

pérdida



run to download CSV JSON



Ejecución del modelo de CNN

Datos en tiempo real





05

Conclusiones y recomendaciones

Conclusiones,
recomendaciones y trabajos
futuros

Conclusiones

Se diseñó e implementó un **sistema de detección de caídas en adultos mayores** aplicando técnicas de aprendizaje profundo con una precisión superior al 80% utilizando para ello un **modelo de redes neuronales convolucionales**.

Para lograr un buen funcionamiento del sistema fue esencial la creación de **un set de datos con imágenes propias** que facilitaron el aprendizaje del modelo de CNN

La elección del modelo **SSD Mobilenet V2** como CNN permitió el ahorro de recursos computacionales comparado con otros modelos que tienen un mayor costo de memoria.

La evaluación del sistema mediante herramientas de análisis de redes como **Tensorboard** permitió obtener la métrica función de pérdida en un valor, **aproximado de 0.079** el cuál siendo cercano a cero se lo considera como aceptable.

La utilidad del **sistema de detección de caídas** se evidencia ante la **notificación de alerta mediante mensajería instantánea**. Esto permite dar auxilio inmediato a la **víctima** reduciendo el impacto del accidente

Recomendaciones

Es importante asegurar la compatibilidad entre las **versiones de software y librerías de inteligencia artificial utilizadas**.

Cabe tomar en cuenta que las **últimas versiones de software** se encuentran generalmente en procesos de prueba, por lo que se sugiere **seleccionar versiones anteriores de software** que resultan más estables para el desarrollo de los proyectos.

Como se indicó anteriormente, **el set de datos es parte fundamental de la CNN**. Motivo por el cual para **mejorar el aprendizaje de la red neuronal** se debe incrementar el número de imágenes.

Si bien es cierto en **la transferencia de aprendizaje** se encuentran varios modelos de CNN pre – entrenados. Pero antes de seleccionar un modelo de trabajo, se deben **analizar las métricas tamaño vs precisión**



06

Bibliografía

Bibliografía

Birodkar, V., Joglekar, S., & Rathod, V. (7 de mayo de 2021). *Github*. Obtenido de TensorFlow 2 Detection Model Zoo:

https://github.com/tensorflow/models/blob/master/research/object_detection/g3doc/tf2_detection_zoo.md

Casilari, E., & SantoyoRamón, J. (2018). Fall Detection Dataset (Universidad de Malaga). Obtenido de https://figshare.com/articles/dataset/UMA_ADL_FALL_Dataset_zip/4214283

Kępski, M., & Kwolek, B. (Diciembre de 2014). UR Fall Detection Dataset. Obtenido de Human fall detection on embedded platform using depth maps and wireless accelerometer, *Computer Methods and Programs in Biomedicine*: <http://fenix.univ.rzeszow.pl/~mkepski/ds/uf.html>

Lin, T.-Y., Patterson, G., Ronchi, M., Cui, Y., Maire, M., Belongie, S., . . . Dollár, P. (2017). COCO. Obtenido de Common Objects in Context: <https://cocodataset.org/#home>

Tzutalin. (2015). *Labellmg*. Obtenido de Git code: <https://github.com/tzutalin/labellmg>

Vladimirov, L. (24 de Marzo de 2022). Tutorial de la API de detección de objetos de TensorFlow. Obtenido de <https://tensorflow-object-detection-api-tutorial.readthedocs.io/en/latest/install.html>

¡GRACIAS!



¿PREGUNTAS?



Enlace Vídeo:

<https://drive.google.com/file/d/13wLnHg4Wn9l31JM17BHLuCUdqL8HB5ZT/view?usp=sharing>

Contacto:

Alexander Orbe
eaorbe@espe.edu.ec
0969010076