



**Universidad
Rey Juan Carlos**

ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR DE INGENIERÍA INFORMÁTICA

GRADO EN INGENIERÍA INFORMÁTICA

Curso Académico 2022/2023

Trabajo Fin de Grado

**DETECCIÓN AUTOMÁTICA DE
ARMAS DE FUEGO EN IMÁGENES
USANDO REDES NEURONALES
PROFUNDAS**

Autor: Patricia Corral Sanz

Tutor: Ángel Sánchez Calle

Resumen

El aumento de la violencia con armas de fuego es un problema contemporáneo que atenta contra uno de los principales derechos humanos como es el derecho a la vida.

Son muchos los esfuerzos dedicados a la detección de armas con el fin de garantizar la seguridad ciudadana. Una de las soluciones propuestas hoy en día consiste en emplear algoritmos de Visión Artificial capaces de reconocer su presencia en imágenes o videos en tiempo real.

Este proyecto se ha elaborado con el objetivo de profundizar en la detección de armas de fuego y la clasificación de las mismas en armas largas y cortas con ayuda de redes neuronales profundas.

Para ello se han recopilado imágenes de armas de distintos *datasets* públicos y completado los datos para garantizar que se ajustan en la medida de lo posible al problema propuesto. El *dataset* generado contiene una gran variedad de armas largas (fusiles, escopetas...) y armas cortas (pistolas, revólveres...).

Se ha seleccionado YOLOv5 como red neuronal convolucional para la detección de las armas de fuego. Por su parte, Roboflow es la herramienta de etiquetado y preprocesado de imágenes que se utiliza en este proyecto. La solución se ha implementado con código en Python y algunas librerías como Pytorch o módulos como Glob.

En este trabajo se presenta una batería de experimentos en los que se estudia el desempeño de YOLOv5 a la hora de detectar armas y clasificarlas, y cómo las características de las imágenes afectan al algoritmo propuesto. Así, se inicia realizando una serie de pruebas que permitan construir un *dataset* adecuado para el problema presentado y posteriormente, se trabaja con dicho *dataset* variando parámetros como el ruido u occlusiones presentes en las imágenes y se estudia cómo estos afectan a los resultados.

En base a las conclusiones obtenidas se valora y exponen posibles futuros experimentos que puedan aportar resultados útiles y mejoras del trabajo realizado.

Palabras clave: detección de objetos en imágenes, YOLOv5, red neuronal convolucional, Python, arma corta, arma larga, *Deep Learning*.

Summary

The increase in firearms violence is a contemporary problem that threatens one of the most important human rights, the right to life.

Many efforts have been devoted to the detection of weapons in order to ensure public safety. One of the solutions proposed today consists of using artificial vision algorithms capable of recognizing their presence in images or videos in real time.

This project has been developed with the aim of gaining more insight into the detection of firearms problem and their classification into long and short weapons with the help of deep neural networks.

For this purpose, gun images have been collected from different public *datasets* and the data have been completed to ensure that they fit as much as possible to the proposed problem. The generated *dataset* contains a wide variety of long guns (rifles, shotguns...) and short guns (pistols, revolvers).

YOLOv5 has been selected as the convolutional neural network for the detection of firearms. Roboflow is the image labeling and preprocessing tool used in this project. The solution has been implemented with Python code and some libraries such as Pytorch or modules such as Glob.

In this work we present a battery of experiments in which it is studied the performance of YOLOv5 when detecting weapons and classifying them, and how the characteristics of the images affect the proposed algorithm. Thus, we start by performing a series of tests to build a suitable *dataset* for the presented problem and then, we work with this *dataset* by varying parameters such as noise or occlusions present in images and we study how these affect the results.

Based on the conclusions obtained, possible future experiments that can provide useful results and improvements of the work done are evaluated and described.

Keywords: object detection, YOLOv5, convolutional neural network, Python, short weapon, long weapon, Deep Learning.

Agradecimientos

Ha sido mucho el esfuerzo dedicado y el tiempo consumido en la elaboración de este proyecto. Tiempo en el que he sido acompañada por familia, amigos, compañeros y profesores, que me han brindado su paciencia, ayuda y comprensión.

Quiero agradecerles a mis padres y familia su dedicación y apoyo incondicional, así como los valores inculcados desde que era pequeña. “En el trabajo, el esfuerzo y la preparación está el éxito”.

A mis compañeros de clase y amigos, que me han acompañado en este largo viaje: David, Iván, Alicia, Claudia, David, Laura, Cristina, Franco, Adrián, Alba y Julián. Todos habéis tenido un papel importante en estos años de carrera que hemos vivido juntos. Sin vosotros no estaría escribiendo esto ahora mismo.

A Elisa, Olga, Noelia y Begoña. Sabéis lo importantes que habéis sido y que sois.

Muchas gracias a ti, Jesús, qué llegaste en el momento adecuado y has sabido apoyarme, respetarme y ayudarme en todo lo que estaba en tu mano.

Por último, una mención especial para mi tutor, Ángel Sánchez Calle, por haberme regalado su tiempo y conocimientos, siempre amablemente. Ha sido un verdadero placer poder realizar mi TFG contigo.

Índice

1. INTRODUCCIÓN	1
1.1 - MOTIVACIÓN DEL PROYECTO.....	1
1.2 - OBJETIVOS DEL PROYECTO	1
1.3 - ORGANIZACIÓN DE LA MEMORIA	2
2. MARCO TEÓRICO	3
2.1 - APRENDIZAJE PROFUNDO O <i>DEEP LEARNING</i>	3
2.1.1 – <i>Detección de objetos</i>	4
2.1.2 – <i>Redes Neuronales Convolucionales</i>	5
2.1.3 – <i>YOLO</i> y <i>YOLOv5</i>	10
3. ESTADO DEL ARTE.....	15
4. SOLUCIÓN INFORMÁTICA	17
4.1 - OBTENCIÓN DE LOS DATOS	17
4.1.1 – <i>Tipos de datos</i>	17
4.1.2 – <i>Datasets</i>	18
4.1.3 – <i>Generación de imágenes sintéticas</i>	20
4.1.4 – <i>Anotación de imágenes. Roboflow</i>	21
4.1.5 – <i>Preprocesado de imágenes. Roboflow</i>	22
4.2 - SOLUCIÓN PROPUESTA	24
4.2.1 – <i>YOLOv5 en la nube. Google Colab</i>	24
4.2.2 – <i>Jerarquía de ficheros</i>	25
4.2.3 – <i>Entrenamiento del modelo</i>	26
4.2.4 – <i>Test del modelo: Detección de objetos en nuevas imágenes</i>	28
4.2.5 – <i>Evaluación del desempeño del modelo</i>	28
5. PRUEBAS	31
5.1 – MÉTRICAS DE EVALUACIÓN	31
5.2 – PRIMERAS PRUEBAS	35
5.3 – EXPERIMENTOS	35
5.3.1 - <i>Experimento 1</i>	36
5.3.2 - <i>Experimento 2</i>	41
5.3.3 - <i>Experimento 3</i>	48
5.3.4 - <i>Experimento 4</i>	53
6. CONCLUSIÓN.....	61
6.1 – CONCLUSIONES GENERALES	61
6.2 – TRABAJOS FUTUROS	62
7. REFERENCIAS	63
ANEXOS.....	67
A- IMPLEMENTACIÓN <i>INTERSECTION OVER UNION</i> PARA YOLOv5.....	67
B- YOLOv5 EN LOCAL	69
C- EJECUCIÓN DEL PROYECTO Y ACCESO A LOS DATOS EMPLEADOS	71
D- IMÁGENES DETECCIONES ARMAS CON YOLOv5.....	73

Índice Figuras

FIGURA 1. ESTRUCTURA DE UNA CNN	3
FIGURA 2. ESTRUCTURA ALGUNOS MÉTODOS DE DETECCIÓN DE OBJETOS.....	4
FIGURA 3. REPRESENTACIÓN DIGITAL DE UNA IMAGEN.....	5
FIGURA 4. ARQUITECTURA DE UNA CNN	6
FIGURA 5. ESTRUCTURA DE OBTENCIÓN DEL MAPA DE CARACTERÍSTICAS.	6
FIGURA 6. ESTRUCTURA DE UNA CONVOLUCIÓN. FIGURA ORIGINAL.....	7
FIGURA 7. EJEMPLO DE FUNCIONAMIENTO DE CAPA MAX-POOLING	7
FIGURA 8. ESTRUCTURA ILUSTRATIVA DE DETECCIÓN POR REGIONES.....	8
FIGURA 9. ESTRUCTURA DE RED FAST R-CNN.....	9
FIGURA 10. ESTRUCTURA DE RED FASTER R-CNN	9
FIGURA 11. COMPARATIVA DE LA VELOCIDAD ENTRE LAS REDES CONVOLUCIONALES DE DETECCIÓN.....	10
FIGURA 12. DETECCIÓN DE OBJETOS CON YOLO	11
FIGURA 13. COMPARATIVA ENTRE MODELOS DE YOLOv5.....	12
FIGURA 14. APLICACIÓN DE CSPNET A RESNET Y DENSENET.....	13
FIGURA 15. ESTRUCTURA DE UNA RED CON SPATIAL PYRAMID POOLING	13
FIGURA 16. ARQUITECTURA DE BLOQUES DE YOLOv5	14
FIGURA 17. ECUACIONES DE CÁLCULO DE LAS COORDENADAS DE LAS BOUNDING BOXES EN YOLOv5	14
FIGURA 18. ESTRUCTURA GENERACIÓN TENSOR EN YOLOv5.	14
FIGURA 19. EJEMPLOS ARMAS A DETECTAR.	17
FIGURA 20. GRÁFICAS RESUMEN DEL DATASET CONSTRUIDO.....	19
FIGURA 21. EJEMPLO OPERACIONES REALIZADAS SOBRE LAS IMÁGENES CON LA HERRAMIENTA IMAGE AUGMENTOR.....	20
FIGURA 22. EJEMPLO ANOTACIÓN CON ROBOFLOW	21
FIGURA 23. EJEMPLO DE NORMALIZACIÓN DE LAS COORDENADAS DE UNA BOUNDING BOX.	22
FIGURA 24. EJEMPLO IMPORTACIÓN DRIVE EN GOOGLE COLAB.....	24
FIGURA 25. EJEMPLO INSTALACIÓN DE YOLOv5 Y DESCARGA DE PESOS PRE-ENTRENADOS EN GOOGLE COLAB	25
FIGURA 26. JERARQUÍA DE FICHEROS EN YOLOv5. FIGURA ORIGINAL	26
FIGURA 27. ESTRUCTURA DATA AUGMENTATION EN YOLOv5.....	27
FIGURA 28. CÁLCULO DE INTERSECTION OVER UNION.....	31
FIGURA 29. EJEMPLO DE APLICACIÓN DE INTERSECTION OVER UNION	32
FIGURA 30. EJEMPLO DE MATRIZ DE CONFUSIÓN	33
FIGURA 31. EJEMPLO GRÁFICA PRECISION-RECALL	34
FIGURA 32. EXPERIMENTO1. YOLOv5s. GRÁFICAS RESULTADO ENTRENAMIENTO	36
FIGURA 33. EXPERIMENTO 1. YOLOv5M. GRÁFICAS RESULTADO ENTRENAMIENTO	37
FIGURA 34. EXPERIMENTO 1. YOLOv5s. MATRIZ DE CONFUSIÓN	38
FIGURA 35. EXPERIMENTO 1. YOLOv5s. DETECCIONES Y ETIQUETAS REALES.	39
FIGURA 36. EXPERIMENTO 1. YOLOv5M. MATRIZ DE CONFUSIÓN.....	40
FIGURA 37. EXPERIMENTO 1. YOLOv5M. DETECCIONES Y ETIQUETAS REALES.	41
FIGURA 38. EXPERIMENTO 2. INSTANCIAS PEQUEÑAS. MATRIZ DE CONFUSIÓN	43
FIGURA 39. EXPERIMENTO 2. INSTANCIAS PEQUEÑAS. DETECCIONES Y ETIQUETAS REALES.....	44
FIGURA 40. EXPERIMENTO 2. INSTANCIAS MEDIANAS. MATRIZ DE CONFUSIÓN.....	45
FIGURA 41. EXPERIMENTO 2. INSTANCIAS MEDIANAS. DETECCIONES Y ETIQUETAS REALES.....	46
FIGURA 42. EXPERIMENTO 2. INSTANCIAS GRANDES. MATRIZ DE CONFUSIÓN	47
FIGURA 43. EXPERIMENTO 2. INSTANCIAS GRANDES. DETECCIONES Y ETIQUETAS REALES.....	48
FIGURA 44. EXPERIMENTO 3. RUIDO 0.01. MATRIZ DE CONFUSIÓN	49
FIGURA 45. EXPERIMENTO 3. RUIDO 0.01. DETECCIONES Y ETIQUETAS REALES.....	50
FIGURA 46. EXPERIMENTO 3. RUIDO 0.02. MATRIZ DE CONFUSIÓN	51
FIGURA 47. EXPERIMENTO 3. RUIDO 0.02. DETECCIONES Y ETIQUETAS REALES.....	51
FIGURA 48. EXPERIMENTO 3. RUIDO 0.05. MATRIZ DE CONFUSIÓN	52
FIGURA 49. EXPERIMENTO 3. RUIDO 0.05. DETECCIONES Y ETIQUETAS REALES.....	53

FIGURA 50. EXPERIMENTO 4. UNA OCLUSIÓN. MATRIZ DE CONFUSIÓN	54
FIGURA 51. EXPERIMENTO 4. UNA OCLUSIÓN. DETECCIONES Y ETIQUETAS REALES.....	55
FIGURA 52. EXPERIMENTO 4. DOS OCLUSIONES. MATRIZ DE CONFUSIÓN.....	56
FIGURA 53. EXPERIMENTO 4. DOS OCLUSIONES. DETECCIONES Y ETIQUETAS REALES.....	57
FIGURA 54. EXPERIMENTO 4. TRES OCLUSIONES. MATRIZ DE CONFUSIÓN.....	58
FIGURA 55. EXPERIMENTO 4. TRES OCLUSIONES. DETECCIONES Y ETIQUETAS REALES.....	59

Índice tablas

TABLA 1. RESUMEN DATASET UNIVERSIDAD DE GRANADA.....	18
TABLA 2. RESUMEN DATASET DEFINITIVO CUSTOMIZADO	18
TABLA 3. EJEMPLO FORMATO ANOTACIONES YOLOv5	21
TABLA 4. EXPERIMENTO 1. YOLOv5s. RESUMEN PARÁMETROS EMPLEADOS.....	36
TABLA 5. EXPERIMENTO 1. YOLOv5M. RESUMEN PARÁMETROS EMPLEADOS.....	37
TABLA 6. EXPERIMENTO 1. YOLOv5s. RESULTADOS EVALUACIÓN MODELO.....	38
TABLA 7. EXPERIMENTO 1. YOLOv5M. RESULTADOS EVALUACIÓN MODELO	40
TABLA 8. EXPERIMENTO 2. INSTANCIAS PEQUEÑAS. RESULTADOS EVALUACIÓN MODELO	42
TABLA 9. EXPERIMENTO 2. INSTANCIAS MEDIANAS. RESULTADOS EVALUACIÓN MODELO	44
TABLA 10. EXPERIMENTO 2. INSTANCIAS GRANDES. RESULTADOS EVALUACIÓN MODELO.....	46
TABLA 11. EXPERIMENTO 3. RUIDO 0.01. RESULTADOS EVALUACIÓN MODELO	49
TABLA 12. EXPERIMENTO 3. RUIDO 0.02. RESULTADOS EVALUACIÓN MODELO	50
TABLA 13. EXPERIMENTO 3. RUIDO 0.05. RESULTADOS EVALUACIÓN MODELO	52
TABLA 14. EXPERIMENTO 4. UNA OCLUSIÓN. RESULTADOS EVALUACIÓN MODELO.....	54
TABLA 15. EXPERIMENTO 4. DOS OCLUSIONES. RESULTADOS DE EVALUACIÓN MODELO	55
TABLA 16. EXPERIMENTO 4. TRES OCLUSIONES. RESULTADOS EVALUACIÓN MODELO.....	57

1. Introducción

Este primer capítulo se centra en la descripción de los motivos por los cuales se ha seleccionado el problema de la detección de armas de fuego para este trabajo, así como los principales objetivos que se deben alcanzar para que el resultado del mismo sea satisfactorio. Además, se presenta un breve resumen de la estructura de este documento.

1.1 - Motivación del proyecto

Se estima un arsenal existente de 639.000.000 armas de fuego en el mundo, de entre las cuales, cerca de la mitad se encontrarían en manos de civiles [10].

Son muchos los países donde la tenencia de armas es legal. En algunos de ellos está plenamente reconocido como derecho con escasas limitaciones, como es el caso de EE. UU. En otros, al igual que en España, se limita a cuerpos de seguridad o licencias destinadas a actividades como la caza o el tiro deportivo. Sin embargo, las regulaciones existentes en muchos países no evitan la creciente tendencia al tráfico de armas y el papel fundamental de las mismas en homicidios, delincuencia organizada, terrorismo y otros conflictos armados en todo el mundo.

Este problema se encuentra actualmente en el foco de los esfuerzos por mantener el orden y la seguridad ciudadana [10].

Así, con la aparición de nuevas técnicas y algoritmos de Inteligencia Artificial y en particular, de Visión Artificial, son muchos los estudios que se han llevado a cabo en relación con la detección de armas en videovigilancia y su aplicación al mundo real para evitar todo tipo de delitos.

Este proyecto pretende precisamente profundizar más en la detección de armas sobre imágenes y en cómo, las condiciones de la imagen con la que se trabaja pueden afectar al algoritmo de detección empleado, con la esperanza de aportar resultados que resulten útiles para la comunidad científica y ampliar el conocimiento disponible en la materia.

1.2 - Objetivos del proyecto

Este proyecto tiene como objetivo principal la detección de armas de fuego en imágenes y su clasificación en armas cortas y armas largas. También se pretende analizar las características de la imagen que pueden reducir el desempeño del modelo construido y determinar hasta qué punto afectan a la detección. Para lograr dichos objetivos, se deben de completar otra serie de subobjetivos y tareas que se describen a continuación.

- ➔ Realizar un estudio de experimentos previos publicados por la comunidad científica e identificar los diferentes métodos de detección de objetos existentes y en qué se basan, así como, entender los algoritmos y su funcionamiento básicos.

- Construir el conjunto de datos o *dataset* con el que se trabajará. Este *dataset* deberá contener imágenes con un número objetos equilibrado por clase. El tamaño del *dataset* deberá ser lo suficientemente grande para garantizar detecciones fiables.
- Analizar la arquitectura y funcionamiento del algoritmo elegido, YOLOv5, para ser capaces de optimizar los resultados de detección.
- Entrenar el modelo basado en YOLOv5 con el *dataset* previamente construido.
- Experimentar con el modelo y distintos tipos de datos, evaluando los resultados obtenidos en cada experimento.
- Realizar un análisis final de los resultados globales obtenidos.

1.3 - Organización de la memoria

En este documento se detallará cómo se han ido completando los objetivos mencionados con anterioridad.

Primero se profundizará en el contexto teórico de la detección de objetos y en particular en el *Deep Learning*. Así como en la arquitectura y funcionamiento de YOLO (*You Only Look Once*), el algoritmo elegido en este caso.

Se mencionarán los enfoques de otros estudios en la materia y, a continuación, se presentará la solución informática que se ha decidido dar al problema de la detección de armas y los distintos experimentos realizados. Tras esto, se analizarán los resultados para extraer una conclusión general de los mismos.

Como añadido, al final del documento, en la sección de anexos, podrán encontrarse detalles específicos de la implementación y otra información complementaria.

2. Marco teórico

En este apartado se indaga en el concepto de *Deep Learning* y la detección de objetos, y más en particular, en las redes convolucionales. Estos conceptos son básicos para la comprensión del detector YOLO y, en concreto, de YOLOv5, con el que se trabaja en este proyecto. Así, se describe también la evolución del detector y la arquitectura y funcionamiento de su quinta versión.

2.1 - Aprendizaje profundo o *Deep Learning*

El aprendizaje profundo o *Deep Learning* es el subconjunto del aprendizaje automático o *Machine Learning*, a su vez, disciplina de la Inteligencia Artificial, que permite a través de Redes Neuronales Artificiales aprender de una manera similar al cerebro humano. Así, se extraen características útiles de los datos de manera automática realizando posteriormente tareas de clasificación, evitando en todo lo posible la intervención humana [25]. En la Figura 1, se puede observar la relación entre IA, *Machine Learning* y *Deep Learning*.

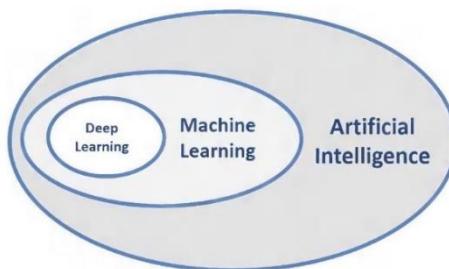


Figura 1. Esquema subconjuntos de la Inteligencia Artificial.

Fuente: https://devseed.com/servir-amazonia-ml/docs/Lesson1a_Intro_ML_NN_DL.html

El término *Deep Learning* recibe este nombre debido al número elevado de capas ocultas entre la capa de entrada y la capa de salida de la red neuronal. En el caso del aprendizaje profundo, las redes neuronales cuentan con decenas o centenas de capas intermedias que se encargan de extraer de manera jerárquica las características de los datos. De este modo, lo normal es que cuanto mayor sea el número de capas y nodos en la red, mayor sea la precisión de esta. Sin embargo, ha de tenerse en cuenta que una red de mayor tamaño consume más recursos [11].

Los entrenamientos de los modelos de *Deep Learning* son costosos en cuanto a tiempo y recursos. Por ello se utilizan GPUs. Estas están diseñadas para realizar cálculos rápidos con matrices de gran escala y dan buenos resultados en la resolución de problemas de *Machine Learning* con datos estructurados y desestructurados, como imágenes o vídeos.

Hoy en día el aprendizaje profundo está presente en múltiples ámbitos. Desde las redes sociales, hasta los procesadores de lenguaje natural que dan vida a los asistentes digitales o incluso en la medicina, a la hora de predecir enfermedades. En este caso, nos

centraremos en otro de sus usos más comunes; la detección de objetos en vídeos e imágenes.

2.1.1 – Detección de objetos

Cuando hablamos de "detección de objetos" nos referimos a la idea de reconocer y detectar diferentes objetos en una imagen o vídeo, así como etiquetarlos para poder clasificarlos. El problema de la detección de objetos localiza el número de instancias o apariciones de dicho objeto, determinando el tipo de objeto y cuál es la posición del mismo dentro de la imagen o vídeo. Para ello, se aprovecha el hecho de que cada objeto cuenta con una serie de características que nos permiten diferenciarlo del resto, y que alimentan a los distintos algoritmos de aprendizaje [11].

Es importante recalcar la diferencia existente entre la clasificación de una imagen y el concepto de detección de un objeto. Podemos entrenar un algoritmo para que nos indique que una imagen contiene un objeto determinado, pero en detección de objetos, nuestro algoritmo debe ser capaz de localizar también la posición de dicho objeto en la imagen.

Existen dos enfoques principales: la utilización de técnicas de *Machine Learning* tradicionales y las técnicas de *Deep Learning*. A diferencia de las primeras mencionadas, el *Deep Learning* permite completar el proceso de detección de un objeto, incluyendo la clasificación de este, sin necesidad de invocar una etapa de extracción de características previa a la detección.

Estos enfoques, aunque han ido evolucionando en cuanto a velocidad y precisión con el tiempo, presentan algunas dificultades, como la preparación de los datos cuyo volumen debe ser sustancial y que además implica la anotación y el marcado de las regiones de los objetos con rectángulos a su alrededor. La diversidad existente entre imágenes y las formas de los objetos y su tamaño, o la velocidad de procesamiento y la memoria necesaria también son condicionantes. Algunos de los modelos de aprendizaje profundo más utilizados actualmente en detección de objetos son la familia de las redes neuronales convolucionales (CNN) y el modelo *You Only Look Once* (YOLO). Algunos ejemplos aparecen en la Figura 2.

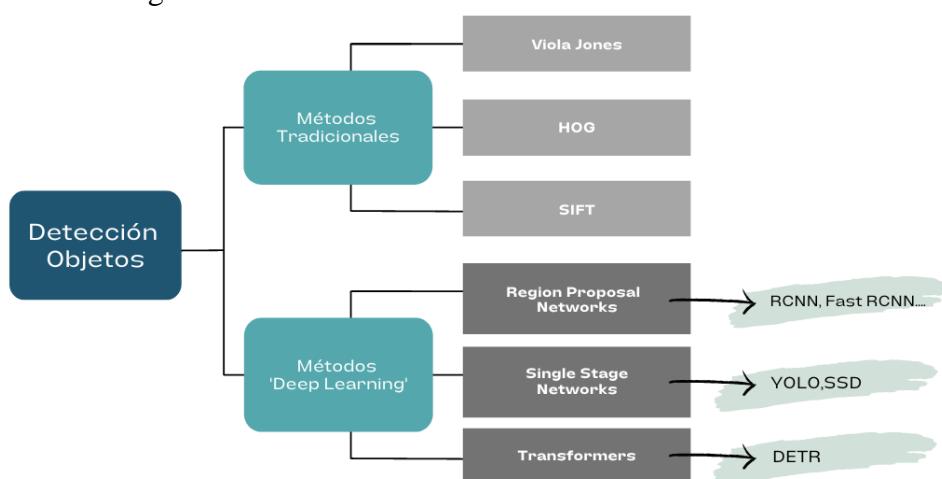


Figura 2. Esquema algunos métodos de detección objetos.

2.1.2 – Redes Neuronales Convolucionales

En este apartado nos centraremos en el uso del *Deep Learning* para detectar objetos, y más en particular, en las Redes Neuronales Convoluciones (CNN) mencionadas previamente.

La idea principal de una red neuronal convolucional es imitar la forma en la que el cerebro humano procesa las imágenes. A grandes rasgos, existen distintas capas de neuronas capaces de reconocer ciertas características simples. Esa información pasa a capas más complejas que interconectan las características mencionadas para, posteriormente, ser capaces de detectar características más complejas que finalmente, en combinación, nos permiten determinar qué objetos aparecen en la imagen. Del mismo modo, las redes convolucionales extraen patrones básicos, combinándolos hasta ser capaz de detectar y clasificar objetos.

Antes de profundizar en la arquitectura de las CNN conviene entender cómo se representa una imagen digitalmente. Las imágenes en niveles de gris son matrices con valores desde 0 a 255 correspondientes a cada uno de los píxeles que conforman la misma. Normalmente estos valores se normalizan para la red a 0 y 1 [29]. En la Figura 3 se observa un ejemplo de representación de una imagen en escala de grises.

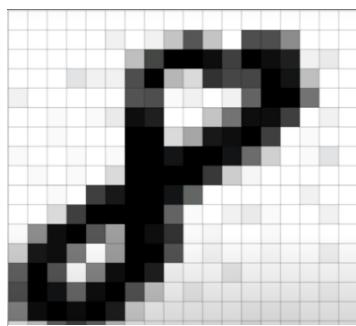


Figura 3. Representación digital de una imagen.

Fuente: https://computersciencewiki.org/index.php/Data_representation

La red tomará el número de píxeles como referencia para calcular el número de neuronas. En caso de la imagen sea a color, se necesitarán tres canales por lo que se multiplica por tres el número de neuronas.

Teniendo esto en cuenta podemos describir la estructura básica de una red convolucional que aparece en la Figura 4.

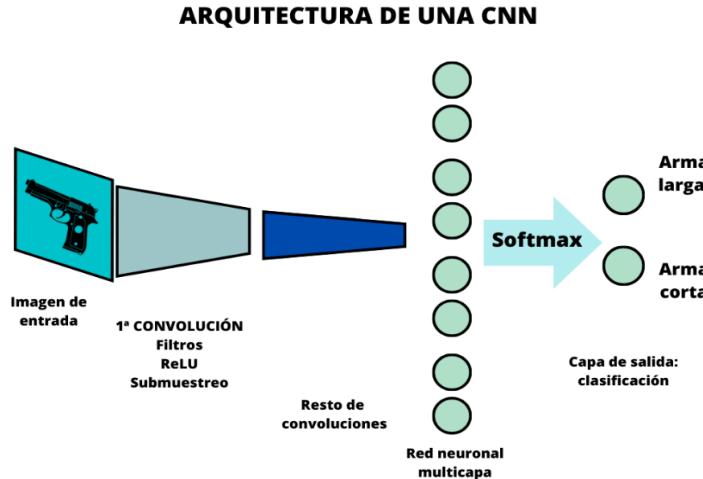


Figura 4. Arquitectura de una CNN.

Las redes neuronales convolucionales en esencia constan de dos partes: una primera parte convolucional que extrae características y las comprime reduciendo su tamaño original. Las imágenes resultado se concatenan en un vector llamado código CNN. Y una parte de clasificación, donde el código CNN se suministra a lo que se conoce como Perceptrón Multicapa (*MLP, Multi Layer Perceptron*) donde se combinan estas características para clasificar la imagen.

Las convoluciones consisten en tomar grupos de píxeles cercanos,(el número de píxeles será lo primero que se definirá y lo denominamos ventana de filtro) y con ellos, realizar un producto escalar con otra matriz que denominamos *kernel*, que irá recorriendo las neuronas de entrada generando una nueva matriz de menor tamaño y que representará una nueva capa oculta de neuronas [16].

Lo cierto es que no solo se opera con un *kernel*, sino con varios cuyo conjunto se denomina "filtros" y que dan lugar a un conjunto de matrices de salida que representan ciertas características de la imagen y que denominamos *feature mapping*.

Tras esto, se aplica la función de activación, normalmente ReLu : $f(x) = \max(0, x)$. En las Figuras 5 y 6 se observa el proceso de obtención del mapa de características y su aplicación en una convolución, respectivamente.

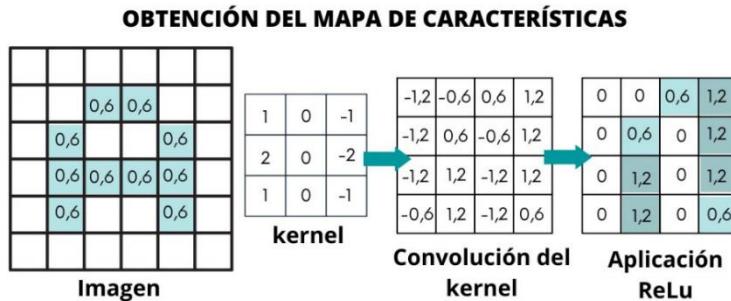


Figura 5. Esquema de obtención del mapa de características.

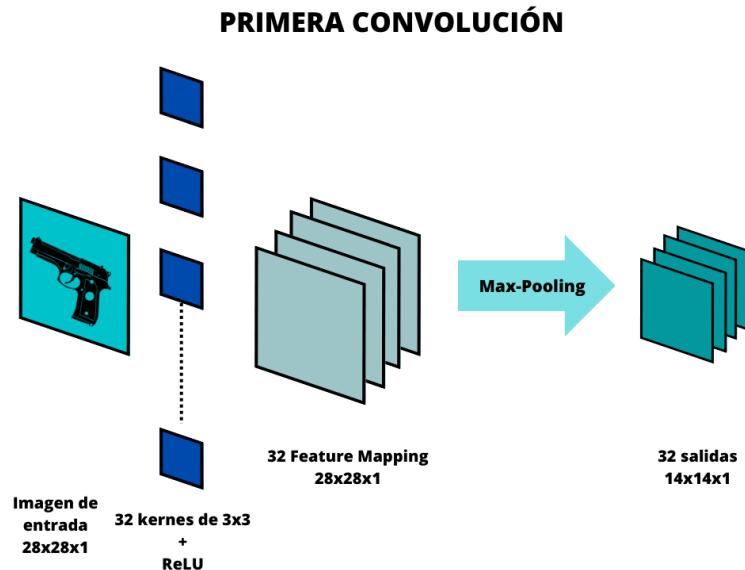


Figura 6. Esquema de una convolución. Figura original

El número de neuronas tras realizar esta primera convolución es muy elevado, por tanto, el siguiente paso es reducirlo aplicando algún método de submuestreo. Es muy común usar el método de *Max-Pooling*. De esta forma, volveríamos a recorrer las imágenes de salida tomando más de un píxel y solo preservando el valor más alto de entre estos [30]. En la Figura 7 se observa un ejemplo de aplicación de *Max-Pooling*.

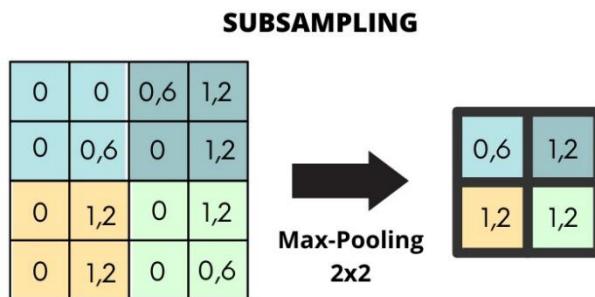


Figura 7. Ejemplo de funcionamiento de capa Max-Pooling

Este proceso se repite con el resto de las convoluciones, detectando cada vez características y formas más complejas. Y finalmente, se toma la red obtenida que es tridimensional (alto, ancho, mapas) y se aplana convirtiéndola en una red tradicional a la cual le aplicamos la función *softmax*, que conecta con la capa de salida final. Esta última capa tendrá la cantidad de neuronas correspondientes al número de clases entre las que clasificar.

La red convolucional aprende de una forma similar a las redes tradicionales, mediante *backpropagation*, ajustando los pesos. La diferencia radica en que en este tipo de redes debemos ajustar los pesos de los *kernels*, que, al tener un tamaño reducido, implica muchos menos parámetros.

Dentro de la familia de los llamados métodos basados en propuesta de regiones (*Region Proposal-Based methods*) que usan redes convolucionales para detectar objetos en imágenes destacan R-CNN, Fast R-CNN y Faster R-CNN.

Una forma de detectar objetos consiste en dividir en regiones la imagen y clasificar la presencia de un objeto en ellas, pero las posiciones de los distintos objetos, así como los diferentes ratios, obligarían a seleccionar un número de regiones demasiado elevado. Para solucionar este problema surgen las R-CNN.

- R-CNN

En las *R-CNN* se trabaja solo con 2000 regiones denominadas *region proposal* que se extraen a partir de un algoritmo de búsqueda selectiva que segmenta la imagen y va aumentando el tamaño de las regiones mediante un algoritmo voraz. Después, estas regiones se transforman en un cuadrado que pasa a la red convolucional, la cual produce un vector de características de 4096 dimensiones como salida.

Estas características alimentan a una SVM (*Support Vector Machine*) como se observa en la Figura 8. Además, se definen cuatro valores de desplazamiento que permiten aumentar la precisión de las *bounding boxes* o cajas delimitadoras del objeto detectado, en caso de que este quede cortado.

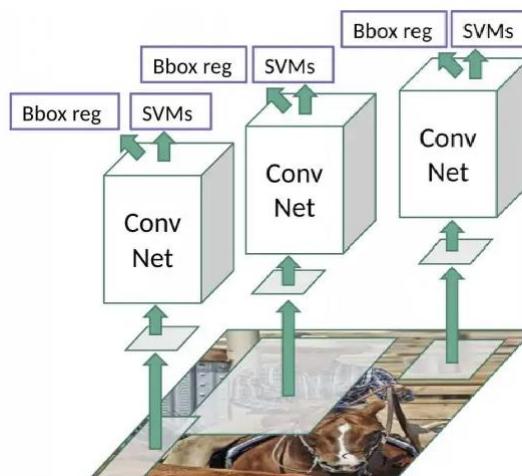


Figura 8. Esquema ilustrativo de detección por regiones.

Fuente: <https://towardsdatascience.com/r-cnn-fast-r-cnn-faster-r-cnn-yolo-object-detection-algorithms-36d53571365e>

Este algoritmo consume mucho tiempo y no es implementable en tiempo real, y la búsqueda selectiva no aprende a lo largo del tiempo, lo cual podría conducir a errores a la hora de seleccionar las regiones candidatas. Surgen así, las Fast R-CNN.

- Fast R-CNN

En este caso, la CNN se alimenta con la imagen de entrada generando un mapa de características. A partir de ese mapa se deducen las regiones que serán transformadas al tamaño adecuado mediante una capa RoI (*Region of Interest*) de agrupación. Y a partir del vector generado se pasará a una capa *softmax* para predecir la clase de la región propuesta y los valores de desplazamiento previamente mencionados [21]. El esquema de este tipo de red se observa en la Figura 9.

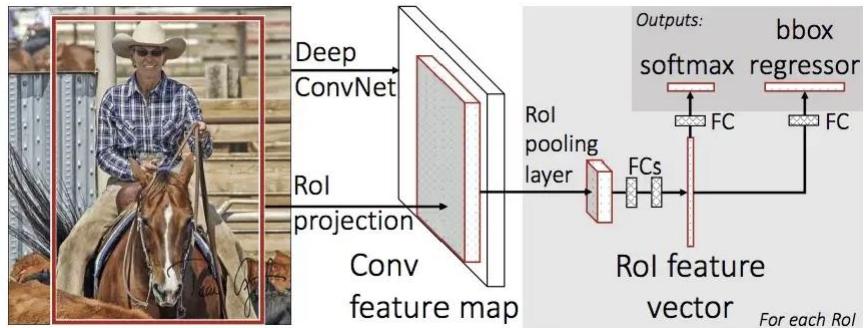


Figura 9. Esquema de red Fast R-CNN.

Fuente: <https://towardsdatascience.com/r-cnn-fast-r-cnn-faster-r-cnn-yolo-object-detection-algorithms-36d53571365e>

Sin embargo, la búsqueda selectiva para las propuestas de región sigue suponiendo un cuello de botella. Esto se soluciona con la llegada de las Faster R-CNN.

- Faster R-CNN

En este caso, las regiones se deducen usando otra red a partir del mapa de características, acelerando el proceso de detección [15]. En la Figura 10 se observa un ejemplo de este tipo de red.

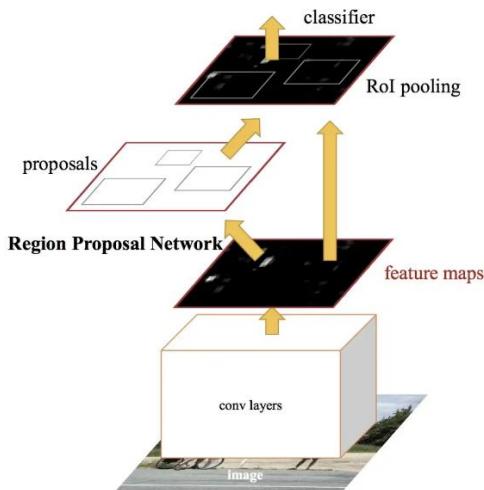


Figura 10. Esquema de red Faster R-CNN.

Fuente: <https://towardsdatascience.com/r-cnn-fast-r-cnn-faster-r-cnn-yolo-object-detection-algorithms-36d53571365e>

En la Figura 11 se aprecia la diferencia de velocidad de los tres tipos de redes comentadas.

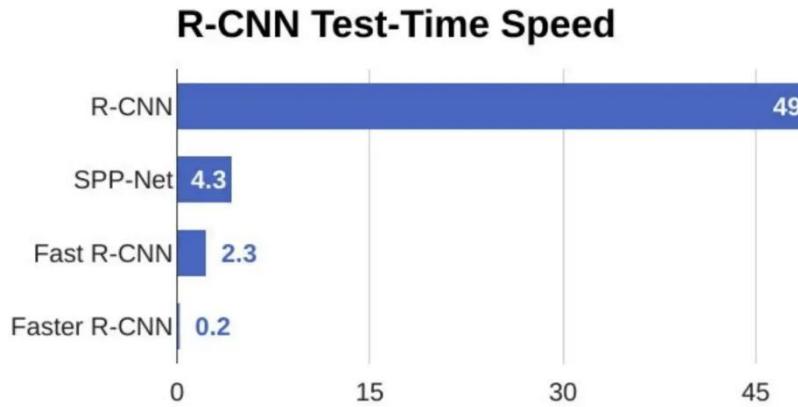


Figura 11. Comparativa de la velocidad entre las redes convolucionales de detección.

Fuente: <https://towardsdatascience.com/r-cnn-fast-r-cnn-faster-r-cnn-yolo-object-detection-algorithms-36d53571365e>

2.1.3 – YOLO y YOLOv5

En el año 2015, Joseph Redmon crea YOLO (You Only Look Once), un algoritmo de aprendizaje profundo especializado en la detección de objetos basado en redes neuronales convolucionales. Desde entonces, distintas versiones del mismo han ido siendo lanzadas.

El algoritmo destaca frente al resto por su rapidez a la hora de detectar objetos en tiempo real. La entrada es la imagen completa, que solo pasa una vez por la CNN, por eso es lo que se denomina una solución *one-stage*.

El objetivo es maximizar el valor mAP (*Mean Average Precision*) que se calcula a partir del *recall* y la precisión, dos valores muy importantes para cualquier modelo basado en *Machine Learning*.

Conviene conocer también algunos conceptos muy relacionados con la arquitectura de los modelos YOLO para entender su funcionamiento:

- **Backbone**: es una CNN que acumula y produce características con diferentes formas y tamaños usando modelos de clasificación como ResNet, VGG o EfficientNet.
- **Neck**: conjunto de capas que integran y combinan características antes de pasar a la capa de predicción.
- **Head**: se encarga de tomar las características del *neck* junto con las predicciones y clasificar mediante regresión. Su salida consiste en 4 valores. Generalmente, son las coordenadas X, Y, así como la altura y anchura de las *bounding box*.

Este algoritmo divide la imagen en una cuadrícula con celdas calculando la probabilidad de que el objeto resida en cada una de ellas. Aquellas cuadrículas cercanas con alta probabilidad de contener un objeto se agrupan como un solo objeto. El resto son descartadas mediante la técnica de *Non-Max Supression (NMS)*.

La técnica de *Non-Max Supression* consiste en seleccionar la mejor *bounding box* de entre aquellas que se superponen. Aquí aparece el concepto de *Intersection Over Union* (IoU).

La idea es definir un umbral de confianza y un umbral de IoU, ordenar las *bounding boxes* en orden descendiente según el valor de confianza de cada una y eliminar aquellas que no superen el umbral de confianza establecido. Una vez hecho esto, se recorren las cajas restantes empezando por aquella con mayor valor de confianza, calculando el valor IoU de la caja actual con el resto de cajas restantes pertenecientes a la misma clase. Se eliminará la caja con menor valor de confianza si el valor IoU de ambas cajas comparadas es mayor que el umbral IoU propuesto. Este último paso se repetirá hasta terminar con la lista de cajas de la misma clase superpuestas [23][26]. El funcionamiento del algoritmo se observa a grandes rasgos en la Figura 12.

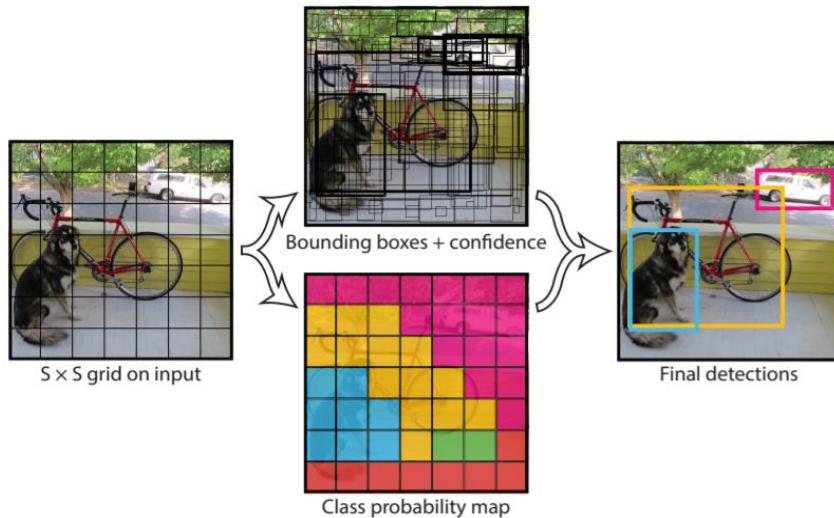


Figura 12. Detección objetos con YOLO.

Fuente: <https://medium.com/analytics-vidhya/understanding-yolo-and-implementing-yolov3-for-object-detection-5f1f748cc63a>

De vuelta a YOLO en sí, a la hora de entrenar, los pesos se ajustan dependiendo de cómo las predicciones se adecuan a la localización real del objeto o *ground truth*.

Tras la primera versión de YOLO con un mAP de 63,4, en 2016 de nuevo Joseph Redmon y Ali Farhadi lanzan YOLOv2 o YOLO9000 capaz de detectar más de 9000 categorías de objetos, esta vez con un mAP de 78,6. Esta versión introducía el concepto de *anchor boxes*, que no son más que áreas en la imagen que ilustran las posiciones ideales de los objetos a detectar y que se calculan examinando los datos de entrenamiento y haciendo agrupaciones sobre los mismos.

Más tarde, en 2018 aparece YOLOv3 a manos de los mismos creadores que la versión anterior. Consiste en 75 capas convolucionales sin usar capas de *pooling* o completamente conectadas, y mantiene el tiempo mínimo de inferencia usando modelos residuales con *Feature Pyramid Network* (FPN), un extractor de características. Como *backbone*, usa la arquitectura Darknet53. Aunque similar en cuanto a precisión, esta versión de YOLO es tres veces más rápida que la red SSD (*single-shot detector*) de detección de objetos.

Con la llegada de YOLOv4, creado por Alexey Bochkovskiy en el año 2020, se introducen los conceptos de *Bag of Freebies* (BOF) y *Bag of Specials* (BOS).

Las primeras se tratan de técnicas que mejoran el rendimiento del modelo sin incrementar el coste de la inferencia (*data augmentation, normalization...*), las segundas, son también técnicas que aumentan la precisión y el coste computacional al mismo tiempo (*spatial attention modules*, funciones de activación no lineales...).

Aunque hoy en día existen versiones más recientes como YOLOv6, YOLOv7, y YOLOv8 que parecen haber demostrado un mejor rendimiento, en este caso nos centraremos en el estudio de la versión YOLOv5.

- YOLOv5

YOLOv5 fue desarrollado por Ultralytics, que ya había desarrollado en su momento la versión de Pytorch de YOLOv3, y lo lanza en junio de 2020. Esta versión escrita en Python usa el *framework* de Pytorch en contraste con el resto de versiones, que usan C y CUDA. Existen varios modelos de esta versión, cada uno con unos resultados distintos en cuanto a precisión y rendimiento como se puede apreciar en la Figura 13. La diferencia entre los modelos reside, únicamente, en el número de capas y parámetros utilizados. No existe diferencia a nivel operacional. En la Figura 13 se comparan los distintos modelos.

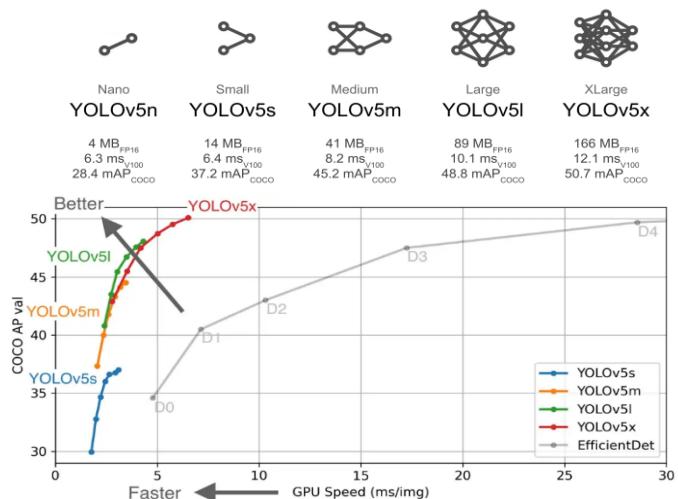


Figura 13. Comparativa entre modelos de YOLOv5.

Fuente: <https://medium.com/axinc-ai/yolov5-the-latest-model-for-object-detection-b13320ec516b>

En cuanto a la arquitectura de estos modelos, YOLOv5 cuenta con una red CSP-Darknet53 como *backbone*, SPP y PANet como *neck*, y la misma *head* que se utilizaba en YOLOv3 y YOLOv4.

CSP-Darknet53 es una red convolucional a la cual se le aplica la estrategia de *Cross Stage Partial*. Así, YOLOv5 emplea esta estrategia para dividir el mapa de características de la capa base en dos partes y luego las fusiona mediante una jerarquía de etapas cruzadas. Como resultado la velocidad de inferencia del algoritmo aumenta al reducirse el número de parámetros necesarios.

En el *neck*, YOLOv5 usa una red *Path Aggregation Network* (PANet) y la modifica aplicando la estrategia CSPNet, extrayendo características espaciales de la imagen. Esta modificación se observa en la Figura 14. Evita, así, que las características de bajo nivel de las primeras capas de la red se pierdan asegurando su conexión con las características de alto nivel posteriores.

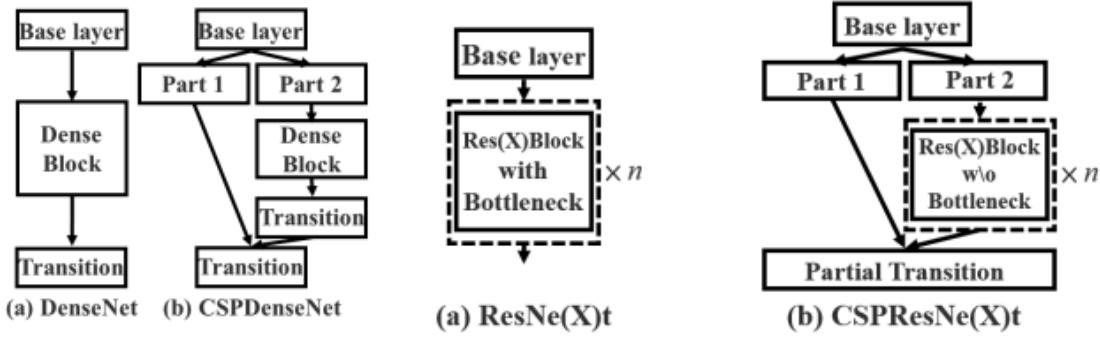


Figura 14. Aplicación de CSPNet a ResNet y DenseNet.

Fuente: <https://iq.opengenus.org/yolov5/>

Por otro lado, mediante la variante más rápida SPPF del *Spatial Pyramid Pooling* (SPP), YOLOv5 mejora la velocidad de la red, eliminando el problema que supone la diferencia de escala y tamaño entre imágenes y generando una imagen de tamaño fijo sin importar el tamaño de la entrada. En la Figura 15 se observa la estructura de una red con Spatial Pyramid Pooling.

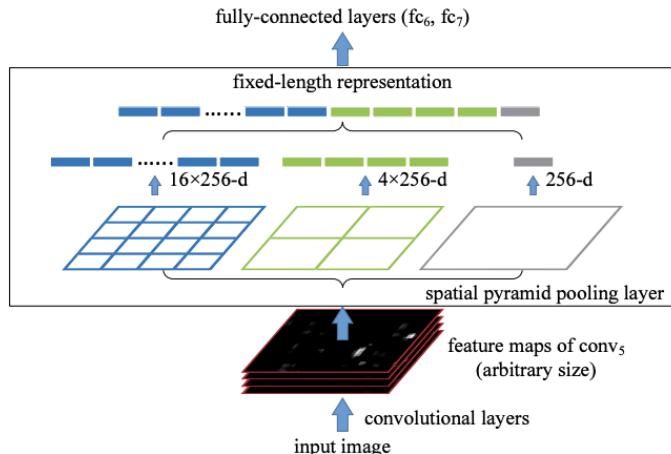


Figura 15. Estructura de una red con Spatial Pyramid Pooling.

Fuente: <https://arxiv.org/pdf/1406.4729v4.pdf>

En cuanto al *head* de la red, basado en *anchors*, se encarga de la clasificación de los objetos detectados. En la Figura 16 se observa la arquitectura general de bloques de YOLOv5.

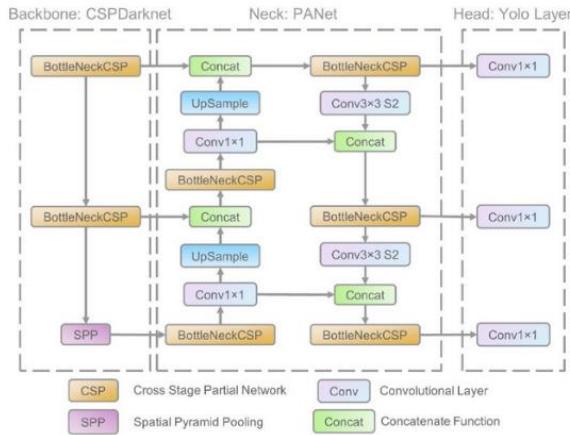


Figura 16. Arquitectura de bloques de YOLOv5.

Fuente: https://www.researchgate.net/figure/The-network-architecture-of-Yolov5-It-consists-of-three-parts-1-Backbone-CSPDarknet_fig1_349299852

El principal cambio con respecto a versiones anteriores son las ecuaciones de cálculo de las coordenadas de las *bounding boxes* tal y como se observa en la Figura 17.

$$\begin{array}{ll}
 b_x = \sigma(t_x) + c_x & b_x = (2 \cdot \sigma(t_x) - 0.5) + c_x \\
 b_y = \sigma(t_y) + c_y & b_y = (2 \cdot \sigma(t_y) - 0.5) + c_y \\
 b_w = p_w \cdot e^{t_w} & \Rightarrow b_w = p_w \cdot (2 \cdot \sigma(t_w))^2 \\
 b_h = p_h \cdot e^{t_h} & b_h = p_h \cdot (2 \cdot \sigma(t_h))^2
 \end{array}
 \quad \begin{array}{l}
 (a) \\
 (b)
 \end{array}$$

Figura 17. Ecuaciones de cálculo de las coordenadas de las *bounding boxes* en YOLOv5.
Fuente: <https://iq.opengenus.org/yolov5/>

Como hemos comentado previamente, el algoritmo divide la imagen en $S \times S$ celdas para que el detector actúe posteriormente sobre cada una de ellas generando un tensor con una serie valores como se observa en la Figura 18.

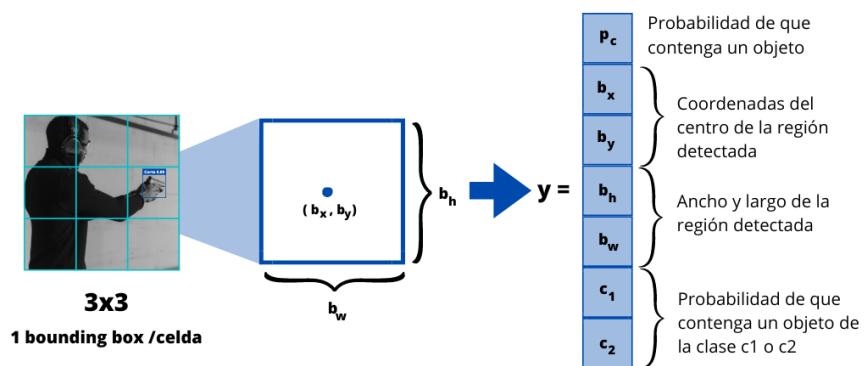


Figura 18. Esquema generación tensor en YOLOv5.

Como resultado final obtendremos un conjunto de tensores que representen las distintas posibles detecciones de las celdas con un número mayor de dimensiones al original.

3. Estado del arte

En los últimos años, el reconocimiento de armas y más en particular de armas de fuego en imágenes y sobre todo en videovigilancia, se ha convertido en uno de los temas más estudiados en el campo de la detección de objetos.

En este apartado se hace un breve análisis del estado actual de la detección de objetos centrado en la detección de armas y se mencionan algunos los algoritmos y redes que se han investigado y probado hasta ahora en la materia, así como los tipos de datos utilizados en los diferentes estudios realizados.

Son muchos los estudios y documentos publicados en la materia. A continuación, se destacan algunos de ellos:

- *"Automatic handgun detection alarm in videos using Deep Learning"*

Este estudio realizado por la Universidad de Granada premiado en la categoría de I+D+i del Security Forum 2017, ahonda en el uso de los métodos tradicionales y el *Deep Learning* para la detección de pistolas en vídeos. Los mejores resultados son obtenidos usando una Faster R-CNN. Se define además una nueva métrica para evaluar el desempeño de un modelo en detección en vídeos llamado *Alarm Activation Time per Interval*, que mide el tiempo de activación para cada escena con armas, es decir, el tiempo que el modelo tarda en detectar al menos k frames de verdaderos positivos [2].

- *"Brightness guided preprocessing for automatic cold steel weapon detection in surveillance videos with deep learning"*

Se presenta un detector de armas de metal en videovigilancia basado en *Deep Learning* que mejora sus resultados con un procedimiento de preprocesado guiado por el brillo denominado DaCoLT (*Darkening and Contrast at Learning and Test stages*). Los objetivos de este trabajo son tanto proporcionar un modelo fiable para la detección de armas en condiciones donde el reflejo de la luz sobre el arma de metal genera destellos que complican la detección de la misma, como determinar una guía de preprocesado de la imagen ante las condiciones previamente mencionadas. Las armas detectadas son exclusivamente armas blancas, en particular cuchillos y navajas [3].

- *"Automatic Handgun Detection with Deep Learning in Video Surveillance Images"*

En este caso se estudia y compara el desempeño de tres modelos basados en redes neuronales convolucionales como son Faster R-CNN, RetinaNet y YOLOv3 en la detección de pistolas en videos. El estudio se centra en como la inclusión de información sobre el agarre del arma influye en los resultados del detector. Solo se perciben una mejora consistente usando YOLOv3 [5].

- *"Automatic Detection of Knives in Complex Scenes"*

Este documento se centra en el estudio de la combinación de técnicas de super-resolución con redes neuronales para la detección de cuchillos en imágenes complejas. El *dataset* empleado presenta imágenes de cuchillos en el exterior e interior, con armas parcialmente ocluidas o sin oclusión alguna. La arquitectura de YOLOv4 es la elegida para esta tarea y se aplican distintas combinaciones con técnicas de preprocessado en las imágenes (SRGAN, *bilinear Interpolation*) y uso de *transfer learning* [8].

- *"Improving handgun detection through a combination of visual features and body pose-based data"*

Aquí se propone la combinación de un clasificador de poses del cuerpo humano (OpenPose) con una red que procese imágenes particionadas extrayendo características relevantes para la detección de pistolas en videovigilancia. Tras compararse los resultados obtenidos con distintas redes (ResNet-50 , EfficientNet-B4 , ConvNeXt-Base, Darknet53 , DeiT y ViT) en combinación con las características de la pose y sin ellas y filtrando falsos positivos, se concluye que los mejores resultados se obtienen con ViT [7].

- *"Real-time Concealed Weapon Detection on 3D Radar Images for Walk-through Screening System"*

En este caso se hace uso de las llamadas U-Net, otro tipo de redes neuronales convolucionales útiles para la segmentación de imágenes. Así se pretende conseguir detectar armas en tiempo real cuando las personas pasan por un sistema de escáner. Para ello se reformula la red 2D de segmentación y se usa un mapa Gaussiano para modelar las armas en el mapa de características. Una vez más el *dataset* empleado solo proporciona armas de fuego cortas como pistolas o revólveres [9].

De los estudios mencionados y con la información recabada, se concluye que, en la detección de armas, a pesar de ser un campo sobre el que se lleva investigando varios años, los datos empleados se limitan a armas de fuego cortas como pistolas o armas blancas, como cuchillos. Uno de los objetivos de este trabajo es precisamente incorporar otros tipos de armas de fuego al proceso de detección como fusiles o escopetas.

4. Solución informática

En este capítulo se describe la solución informática que se ha decidido dar al problema. Se especifica el proceso de obtención de los datos y construcción del dataset empleado, así como la solución propuesta con YOLOv5 usando Google Colab.

4.1 - Obtención de los datos

Para la realización de los distintos experimentos que se detallan más adelante, se han obtenido datos de distintas fuentes de la comunidad científica usados en otros trabajos similares, así como una recopilación de imágenes propias. En este apartado se profundizará en la naturaleza de estos datos.

Sobre los datos se aplicarán transformaciones y diferentes pre-procesos para determinar la influencia de los mismos en el rendimiento del modelo a la hora de detectar armas en nuevas imágenes. En cada experimento se detalla con más precisión dichas modificaciones y el uso de los mismos.

4.1.1 – Tipos de datos

Como se ha mencionado previamente, este estudio se centra en la detección de armas de fuego. Se trabaja con dos clases distintas que el algoritmo debe reconocer y clasificar correctamente. Esas clases son:

- Armas cortas: pistolas y revólveres
- Armas largas: escopetas, fusiles, ametralladoras y francotiradores

En la Figura 19 aparecen las siluetas de las armas a detectar:



Figura 19. Ejemplos armas a detectar.

4.1.2 – *Datasets*

Para la realización de los experimentos ha sido necesario construir un *dataset* propio que incluyera los tipos de datos indicados en el apartado anterior.

Para agilizar el trabajo partimos de un *dataset* publicado por la Universidad de Granada que contiene únicamente armas de fuego cortas. A continuación, se presenta una tabla resumen con el contenido de este *dataset*:

Clases	Tamaño	Train	Valid	Test
1	2971	2080	594	297

Tabla 1. Resumen dataset Universidad de Granada

Como el etiquetado existente no coincide con el formato necesario para usar YOLOv5, se ha hecho uso de Roboflow, que es capaz de transformar las etiquetas XML de las que se dispone al nuevo formato que buscamos automáticamente. En apartados posteriores se profundiza en dicho formato y en la herramienta Roboflow.

A este *dataset* se le han añadido imágenes de cosecha propia procedentes de Google Imágenes, y webs como Depositphotos, Shutterstock o Pixabay. De este modo, se han añadido imágenes de armas largas que han sido etiquetadas como tal. Como resultado, se trabajará con un *dataset* con 2 clases. Esto puede apreciarse en la tabla resumen del *dataset* final que se ha usado en los experimentos.

Clases	Tamaño	Train	Valid	Test
2	5924	4133	898	893

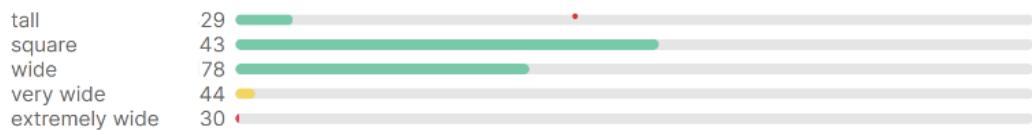
Tabla 2. Resumen dataset definitivo customizado

Otros detalles del *dataset* construido se pueden apreciar en los siguientes gráficos de la Figura 20. Para más información sobre cómo interpretar los gráficos, puede consultarse el enlace: <https://blog.roboflow.com/resize-images-with-dimension-insights/>.

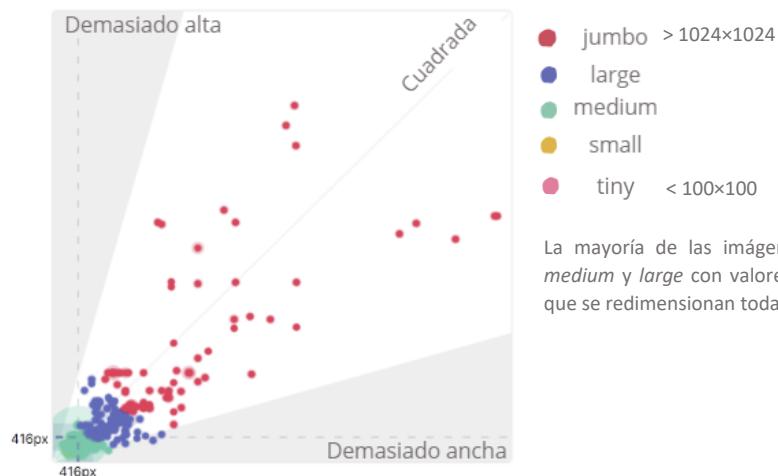
Balance de las clases



Distribución aspect-ratio



Distribución por tamaño



Número de apariciones de armas por imagen

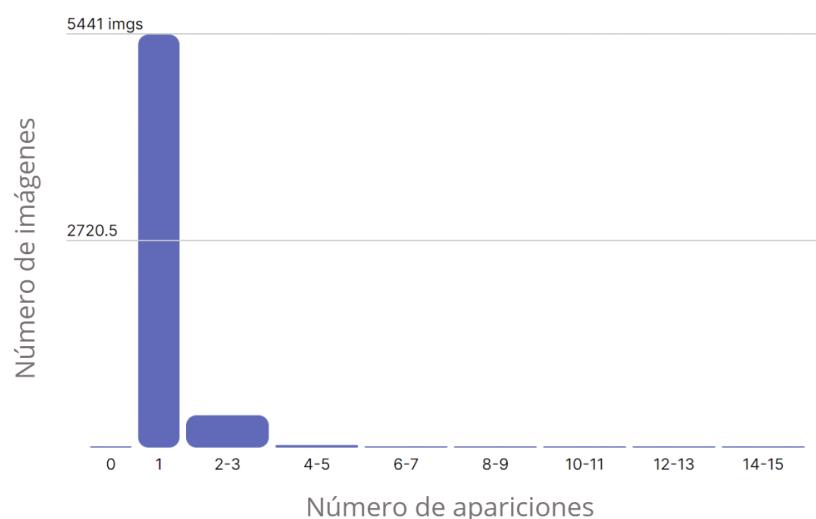


Figura 20. Gráficas resumen del dataset construido. Fuente: Roboflow.

4.1.3 – Generación de imágenes sintéticas

A pesar de los múltiples estudios realizados en materia de detección de armas en los últimos años, los *dataset* públicos que se han podido encontrar son limitados. Además, los *datasets* encontrados se enfocaban en otro tipo de armas como cuchillos u otros objetos o solo presentaban armas de fuego cortas.

Como consecuencia los datos obtenidos han sido insuficientes, siendo necesario obtener nuevas imágenes para poder llevar a cabo los experimentos.

La variabilidad en la forma de las armas a detectar supone obstáculo para el detector, que necesita ser entrenado con una cuantiosa cantidad de datos para obtener buenos resultados. También influyen la posición, luminosidad, occlusiones y otras características de la imagen.

Como solución a esta escasez de datos, se ha hecho uso de una herramienta encontrada en GitHub desarrollada en Python, *Image Augmentor* [31], que permite aplicar técnicas de *data augmentation* a un directorio de imágenes. Roboflow también permite aplicar estas técnicas, pero el número de imágenes generadas queda limitado en la versión gratuita de la herramienta.

En nuestro caso, a las imágenes que componen la clase de arma larga de nuestro *dataset* customizado, les aplicaremos varias operaciones, generando cinco nuevas imágenes por cada imagen en el *dataset* origen.

- Rotación de -45 grados + giro horizontal
- Rotación de 45 grados + giro vertical
- Rotación de 25 grados + translación de 20 y 10 pixeles (X,Y)
- Giro vertical + translación de 20 y 10 pixeles (X,Y)
- Rotación de 90 grados y translación de 40 y 20 pixeles (X,Y)

Los resultados se observan en la Figura 21:



Figura 21. Ejemplo operaciones realizadas sobre las imágenes con la herramienta *Image Augmentor*.

De este modo se aumenta considerablemente el número de datos del *dataset*, aunque se prescindirá de algunas de las imágenes generadas ya que un número excesivamente

elevado de datos ralentizaría demasiado los entrenamientos, en especial teniendo en cuenta que el modelo se entrena desde Google Colab en la nube.

4.1.4 – Anotación de imágenes. Roboflow

Se deben anotar las imágenes con las que vayamos a trabajar para conocer la localización real de los objetos, en este caso, armas, que se vayan a detectar.

Para ello hemos usado Roboflow, un marco de trabajo especializado en la Visión Artificial, que facilita tanto el trabajo de anotación, como el preproceso de las imágenes y entrenamiento de modelos [18].

Roboflow proporciona una interfaz cómoda e intuitiva para la anotación de imágenes, como se observa en la Figura 22, y permite la exportación de las anotaciones en varios formatos, entre ellos el de YOLOv5.

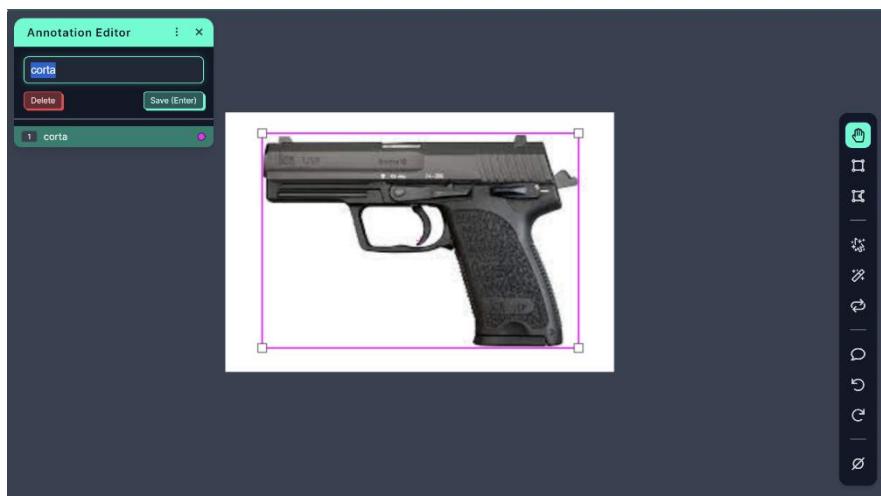


Figura 22. Ejemplo anotación con Roboflow.

Las anotaciones son normalizadas al tamaño de la imagen y se representan en un rango de 0 a 1 de la siguiente forma:

<clase-ID>	<X centro>	<Y centro>	<W>	<H >
0	0.383	0.231	0.173	0.637

Tabla 3. Ejemplo formato anotaciones YOLOv5

donde: X e Y representan el centro en relación con los límites de la celda de tamaño “ T ” tras dividir la imagen en la rejilla $S \times S$. W y H representan el ancho y la altura respectivamente, pero en relación con la imagen completa. De esta forma, las coordenadas normalizadas se calculan como se puede observar en la Figura 23.

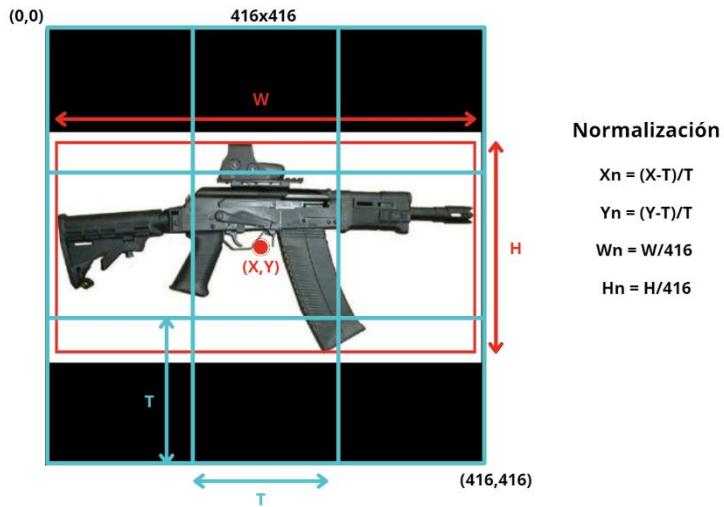


Figura 23. Ejemplo de normalización de las coordenadas de una bounding box.

Por cada imagen se genera un fichero de texto con el mismo nombre que esta y que contendrá tantas líneas como anotaciones de objetos haya en la imagen siguiendo el formato especificado.

Cabe recalcar que se debe de seguir una cierta coherencia a la hora de anotar. Los objetos deben de quedar encuadrados por la caja de anotación lo más cerca de sus bordes. Además, en caso de que haya objetos con occlusiones, se debe seguir en mismo criterio siempre para anotarlos. Ya sea anotar solo la parte visible o simular que la parte oculta está presente. Dependiendo del problema de detección, esto puede tener un impacto considerable en los resultados.

4.1.5 – Preprocesado de imágenes. Roboflow

El marco de trabajo de Roboflow facilita una serie de operaciones de preprocesado de imágenes que pueden ser útiles. El preprocesado de las imágenes a utilizar es importante ya que garantiza que el formato sea el mismo para todas ellas en cuanto a características como el tamaño, nivel de contraste u orientación. Las imágenes se transforman para que el modelo pueda usarlas en la fase de entrenamiento e inferencia o, lo que es lo mismo, en la detección de objetos en nuevas imágenes.

Es importante mencionar que el formato que se aplique a las imágenes de *test* y validación debe ser el mismo que se aplique a las imágenes de entrenamiento, de lo contrario no se obtendrán resultados óptimos en la detección.

Algunas de esas operaciones se usan en este trabajo. A continuación, se describen sus funciones según la propia documentación de Roboflow [18].

- **Auto-Orient:**

Las imágenes contienen metadata que indica la orientación según la cual estas deben ser mostradas y lo hace en función de cómo los píxeles se organizan en disco. En algunos casos las aplicaciones no respetan la orientación EXIF lo cual puede causar problemas. EXIF (*Exchangeable image file format*) es un estándar creado para almacenar datos relativos a la imagen, entre los que se encuentra la orientación en la que debe ser mostrada la imagen.

Esta operación se debe aplicar prácticamente, en cualquier caso. Puede prescindirse de ella si se está seguro de que todas las imágenes tienen la misma orientación EXIF para mejorar la velocidad de las operaciones en tiempo de ejecución.

- **Resize:**

Conviene que las imágenes tengan todos el mismo tamaño para que la red aprenda más rápido.

En caso de que las imágenes del *dataset* varíen en tamaño, apostar por reducir el tamaño de las grandes para ajustarse a las pequeñas suele ser lo recomendable.

Cuando el tamaño de una imagen se modifica respetando el *aspect-ratio* existen una serie de píxeles de relleno o *padding* que diferencian a la imagen original de la imagen que alimenta a la red neuronal, llamados "píxeles muertos" o *dead pixels*. Estos normalmente se llenan con píxeles blancos o negros.

Roboflow ofrece distintos enfoques para abordar este problema, entre ellos:

- Usar píxeles blancos de relleno.
- Usar píxeles negros de relleno.
- Usar el reflejo de la imagen como relleno.

- **Auto-Adjust Contrast:**

El contraste en imágenes puede definirse como la variabilidad entre píxeles. Al aumentar o disminuir el contraste puede aumentar o disminuir la diferencia entre píxeles vecinos.

Roboflow permite modificar el contraste en función del histograma de la imagen para mejorar la normalización y la detección de líneas en condiciones de distinta luminosidad.

Los tipos de contraste que podemos aplicar con esta herramienta son:

- **Contrast Stretching:** La imagen se reescalía para incluir todas las intensidades entre el 2º y 98º percentil.
- **Histogram Equalization:** Se distribuyen los valores más frecuentes de la imagen quedando representados los colores de los píxeles de manera proporcionada.

- **Adaptive Equalization:** El algoritmo usado utiliza histogramas calculados sobre regiones de mosaico de la imagen para mejorar el contraste local.

4.2 - Solución propuesta

A continuación, se describe como utilizar Google Colab para entrenar, validar y evaluar modelos de YOLOv5 y cómo se ha aplicado al problema de la detección de armas de fuego.

4.2.1 – YOLOv5 en la nube. Google Colab

Para realizar los distintos experimentos que se presentarán más adelante, se ha optado por usar la versión gratuita de Google Colab. Este asigna GPUs según los recursos disponibles aleatoriamente, algunas más potentes que otras lo cual puede hacer variar el tiempo de los entrenamientos y, por tanto, no debería ser considerado un valor fiable para hacer comparaciones entre entrenamientos. Aun así, se incluye para tener una referencia de las posibles duraciones de los mismos.

Además, la versión gratuita de Colab, solo permite un tiempo máximo de ejecución de 12 horas, menos incluso si fueran muchos los recursos que se están consumiendo, interrumpiendo la ejecución del entrenamiento en algunos casos o haciendo reasignaciones de entorno y, por tanto, de GPU.

Las GPUs estándar en Colab suelen ser GPU Nvidia T4 Tensor Core. Las *premium*, normalmente son Nvidia V100 o A100 Tensor Core. Pero esto no está garantizado.

En caso de disponer de una tarjeta gráfica dedicada Nvidia con capacidades de cómputo CUDA y memoria de video de más de 2 GB, se recomienda el uso de los recursos locales. Las características de los mismos tienen un impacto importante en los tiempos de entrenamiento y han de tenerse muy en cuenta.

Para poder trabajar con Google Colab y YOLOv5 debemos preparar primero los datos. Se accede a las imágenes de nuestros *dataset* almacenadas en Google Drive a través del siguiente fragmento de código de la Figura 24:

```
#conectar con google drive
from google.colab import drive
drive.mount('/content/drive', force_remount=True)

Mounted at /content/drive
```

Figura 24. Ejemplo importación Drive en Google Colab

Una vez tenemos acceso desde Colab a nuestro Drive, debemos clonar el repositorio de YOLOv5 de Ultralytics e instalar los requisitos del mismo. En caso de no querer trabajar con YOLOv5 desde *scratch*, es posible descargar los modelos con pesos pre-entrenados en el *dataset* de COCO. Desde Colab podemos ejecutar el código de la Figura 25:

```
▶ #clonar YOLO v5
%cd content
!git clone https://github.com/ultralytics/yolov5.git

⇒ [Errno 2] No such file or directory: 'content'
/content
Cloning into 'yolov5'...
remote: Enumerating objects: 14245, done.
remote: Total 14245 (delta 0), reused 0 (delta 0), pack-reused 14245
Receiving objects: 100% (14245/14245), 13.56 MiB | 9.48 MiB/s, done.
Resolving deltas: 100% (9803/9803), done.

▶ #Instalar YOLOv5
%cd /content/yolov5
%pip install -qr requirements.txt

/content/yolov5
|██████████| 182 kB 14.7 MB/s
|██████████| 62 kB 1.3 MB/s
|██████████| 1.6 MB 66.7 MB/s

[ ] # Descargar modelo con pesos preentrenado
...
Modelos a probar:
- yolov5s.pt
- yolov5m.pt
- yolov5l.pt
- yolov5x.pt
...
!wget https://github.com/ultralytics/yolov5/releases/download/v6.1/yolov5s.pt
```

Figura 25. Ejemplo instalación de YOLOv5 y descarga de pesos pre-entrenados en Google Colab

4.2.2 – Jerarquía de ficheros

YOLOv5 sigue una jerarquía de ficheros estricta que debe cumplirse para que se encuentren las imágenes de forma adecuada.

Debe existir una carpeta que contenga otras tres subcarpetas; una para las imágenes de entrenamiento, otro para las imágenes de validación y una última carpeta para las imágenes de *test*. Cada una de estas subcarpetas contiene a su vez, por un lado, las imágenes y por otro, las etiquetas con las coordenadas de las *bounding boxes* del *ground truth* para cada una de estas imágenes.

Además, en esta versión de YOLO se incluye un archivo llamado “*data.yaml*” con las rutas necesarias para encontrar las imágenes.

La jerarquía mencionada se observa claramente en la imagen de la Figura 26.

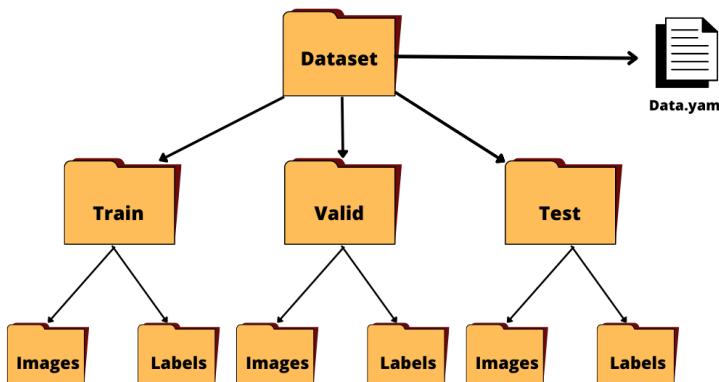


Figura 26. Jerarquía de ficheros en YOLOv5. Figura original

4.2.3 – Entrenamiento del modelo

Una vez se dispone de las imágenes etiquetadas, y se ha configurado YOLOv5 en Google Colab, se puede entrenar la red para detectar armas [13].

Para ello basta con ejecutar el fichero *train.py* proporcionado en el repositorio de Ultralytics [14][17]. La instrucción a ejecutar será de una forma similar a la siguiente:

```
!python train.py --img 416 --batch 32 --epochs 100 --data ruta/data.yaml
--weights " -cfg models/yolov5m.yaml --name "nombre_fichero"
```

Como se puede apreciar, la ejecución de fichero de entrenamiento es configurable y se le pasan una serie de argumentos para customizarlo. A continuación, se describen algunos de los más relevantes.

- **Image size:** hace referencia al tamaño de las imágenes (416×416). Cuanto más pequeños sean los objetos a detectar, es posible que el modelo se beneficie al usar una resolución mayor para las imágenes.
- **Batch:** el *batch* o "lotes", se trata del número de muestras procesadas en cada iteración del entrenamiento. En cada iteración se actualizan los pesos. Se recomienda entrenar con el mayor tamaño de *batch* que permita el *hardware* utilizado.
- **Epochs:** las "épocas" son el número de iteraciones que constituyen el entrenamiento. Define el número de veces que todo el conjunto de datos pasa a través del algoritmo de aprendizaje. Se recomienda empezar a

entrenar con 300 épocas. Si se detecta *overfitting*, conviene reducir el número de épocas, en caso contrario, puede aumentarse.

- **Data:** con este valor se le indica al modelo la ruta al fichero de configuración “data.yaml” mencionado en apartados anteriores.
- **Weights:** son los pesos de partida del modelo. No son necesarios si el modelo se entrena desde *scratch*, en cuyo caso se puede definir el tamaño de la red utilizado con el argumento “--cfg”. Sin embargo, podrían aplicarse técnicas de *transfer learning* y usar pesos ya entrenados en otro conjunto de datos que puedan acelerar el aprendizaje de la red.
- **Hiperparámetros:** se trata de una serie de parámetros configurables que se encuentran en el fichero “hyp.scratch-low.yaml” proporcionado en el repositorio. No se recomienda modificarlo. Aun así, sus valores pueden contribuir a la aparición tardía de *overfitting* si fuese necesario.

Se destacan algunas de ellos:

- **Momentum:** ajuste del algoritmo de descenso de gradiente.
- **Scaling:** parámetro para escalar imágenes.
- **Weight-decay:** técnica de regularización que comprime los pesos en el proceso de *backpropagation*. Se añade un nuevo valor de penalización en el cálculo de la función de pérdida para limitar la complejidad del modelo.
- **Técnicas de Data Augmentation:** generación de nuevas imágenes a partir de las originales.
 - **Flipud:** volteo aleatorio de imágenes arriba o abajo
 - **Mosaic:** concatenación de cuatro cortes de imágenes
 - **Degree:** se especifica los grados de rotación de las imágenes

Se observa esquema de su aplicación en la Figura 27.

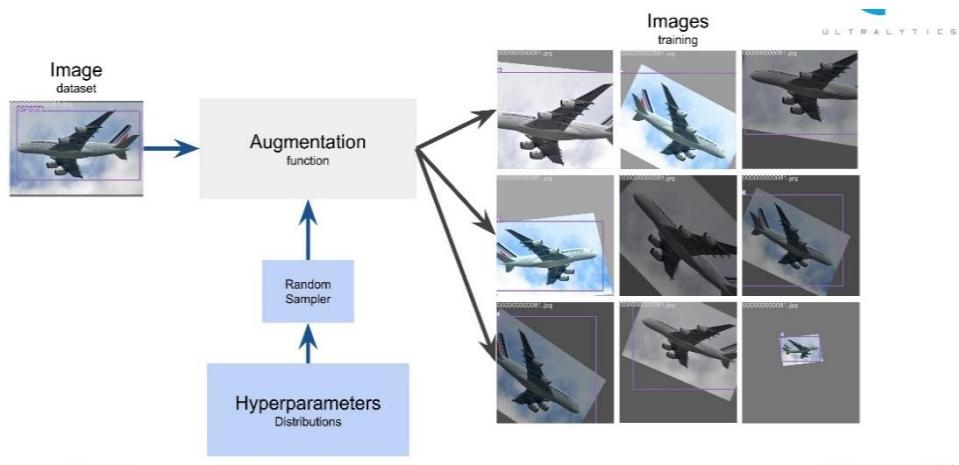


Figura 27. Esquema data augmentation en YOLOv5.
Fuente: <https://github.com/ultralytics/yolov5/issues/8021>

Como resultado de la ejecución se genera una carpeta que contiene una serie de archivos para evaluar el rendimiento del modelo. Además, se obtienen otros ficheros con los mejores pesos del entrenamiento y los últimos. A partir de esos pesos obtenidos se podrán realizar detecciones sobre nuevas imágenes.

4.2.4 – Test del modelo: Detección de objetos en nuevas imágenes

Tras entrenar la red neuronal y haber obtenido los mejores pesos en el archivo "best.pt" o en su caso los últimos pesos "last.pt", es posible realizar lo que se denomina inferencia del modelo para detectar objetos en nuevas imágenes.

Desde Google Colab basta con ejecutar el comando que utiliza los pesos mencionados:

```
!python detect.py --source ruta/test/images --weights ruta/best.pt --img 416  
--save-txt
```

Algunos de los parámetros que se usan son:

- **Source:** ruta a las imágenes sobre las que realizar la detección. Puede también indicarse una ruta a un vídeo o a la *web cam* mediante el valor 0.
- **Conf-thres:** umbral de confianza que valida una detección. Su valor por defecto es de 0,25.
- **IoU-thres:** umbral de la operación IoU que valida una detección. Su valor por defecto es 0,45.

De nuevo el fichero detect.py lo proporciona YOLOv5 y conviene destacar que para obtener resultados óptimos debe usarse el mismo tamaño de resolución de las imágenes de *test* sobre las que realizamos las detecciones, que en las imágenes de entrenamiento.

YOLOv5 genera una nueva carpeta donde guarda los resultados de las detecciones.

4.2.5 – Evaluación del desempeño del modelo

Para poder evaluar el rendimiento del modelo con las imágenes de *test* sobre las que previamente se han realizado detecciones, YOLOv5 proporciona un fichero ejecutable que genera automáticamente una serie de métricas, imágenes y valores que nos facilitan este trabajo.

La ejecución de este es simple. Se proporciona un ejemplo:

```
!python val.py --weights ruta/last.pt --data ruta/data.yaml --workers 0
--img 416 --save-txt --conf-thres 0.5 --task test
```

Como se puede observar el nombre del fichero es *val.py* y basta con pasar como parámetros los pesos utilizados para la detección y el fichero de configuración Yaml. Además, pueden agregarse otras configuraciones, como definir nuevos valores para los umbrales mencionados en el apartado anterior.

Una vez más, YOLOv5 genera una nueva carpeta con los resultados que podemos interpretar para determinar cómo de bueno es el modelo usado.

5. Pruebas

En este apartado nos centraremos en los experimentos realizados y la evaluación de los resultados obtenidos en cada uno de ellos.

Hay que señalar que se ha creado un repositorio de GitHub con las imágenes y código necesario para poder replicar los experimentos. Este repositorio puede ser accedido a través de: <https://github.com/patriciacs99/WeaponDetectionYOLOv5>. Para más información, puede consultarse el Anexo C.

5.1 – Métricas de evaluación

A la hora de determinar cuán bueno es el desempeño de un detector se hace uso de una serie de métricas y valores. A continuación, definiremos las más relevantes para el caso estudiado.

- Intersection Over Union (IoU):

Es una de las métricas de más usuales y útiles en la detección de objetos cuando tenemos algoritmos con *bounding boxes* como salida.

Para poder aplicarlos necesitamos conocer las coordenadas de las *bounding boxes* del *ground truth* y las coordenadas de las *bounding boxes* que se han predicho. La operación a realizar se aprecia en la Figura 28.

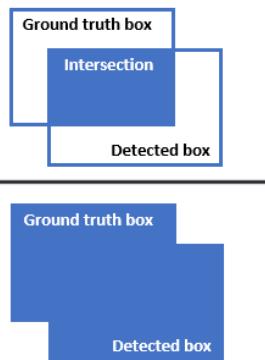
$$\text{IoU} = \frac{\text{Area of Overlap}}{\text{Area of Union}} = \frac{\text{Intersection}}{\text{Union}}$$


Figura 28. Cálculo de Intersection Over Union.

Fuente: <https://iq.opengenus.org/evaluation-metrics-for-object-detection-and-segmentation/>

Normalmente se establece un umbral de IoU y si el resultado de la operación de *Intersection Over Union* del etiquetado real con la detección supera dicho valor, esa detección puede darse por válida [27].

Se ha implementado una posible solución de esta métrica para YOLOv5. Puede consultarse en el Anexo.

En la Figura 29 se observa un ejemplo de IoU sobre una de las imágenes de *test*.

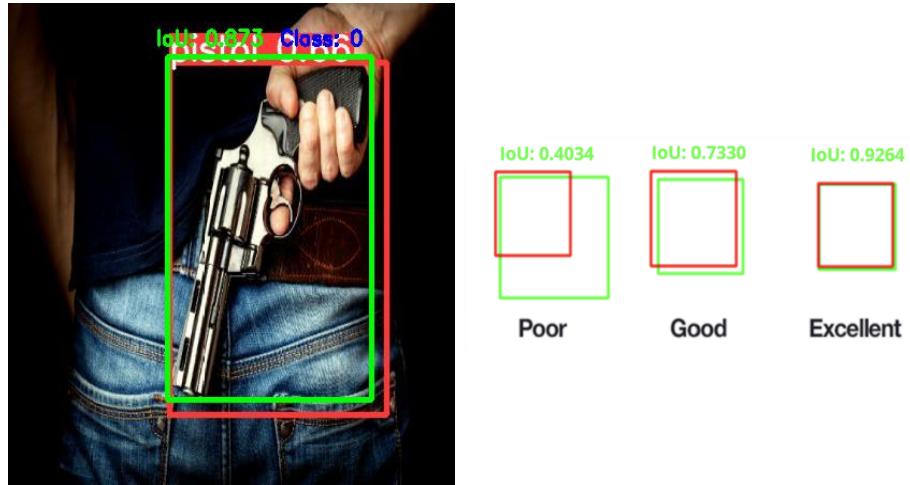


Figura 29. Ejemplo de aplicación de Intersection Over Union.

- Confusion Matrix:

Otra forma rápida y visual de valorar los resultados del detector es la matriz de confusión, que permite determinar a simple vista si la detección y clasificación de los objetos ha sido buena [24].

Los valores devueltos en la matriz de confusión dependerán de los umbrales de IoU y de confianza establecidos, indicando este último el grado de confianza de la predicción.

- **True Positive (TP):** detección que supera el umbral IoU y de confianza. Además, la clasificación es buena.
- **True Negative (TN):** detección que no supera ninguno de los umbrales de IoU y confianza establecidos.
- **False Positive (FP):** detección que supera el umbral de confianza de la red, pero no supera el umbral de IoU o la clasificación no es buena.
- **False Negative (FN):** detección que no supera el umbral de confianza, pero sí el de IoU.

La interpretación de la matriz de confusión se observa más claramente en la Figura 30.

		VALORES REALES	
		POSITIVO	NEGATIVO
VALORES PREDICIOS	POSITIVO	TP	FP
	NEGATIVO	FN	TN

Figura 30. Ejemplo de matriz de confusión.

- Precision:

La precisión se entiende como el número de detecciones correctas de entre todas las detecciones calculadas por el modelo [19]. Matemáticamente puede calcularse con la fórmula:

$$\text{Precision} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}}$$

- Recall:

El *recall* indica si el modelo calcula correctamente las detecciones. Es decir, si ha sido capaz de detectar correctamente los objetos que debería haber detectado [19]. Matemáticamente puede calcularse con la fórmula:

$$\text{Recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}}$$

- Curva Precision-Recall:

Muestra cómo cambia el *recall* en función de la precisión y viceversa. Normalmente se representa gráficamente como se observa en la Figura 31.

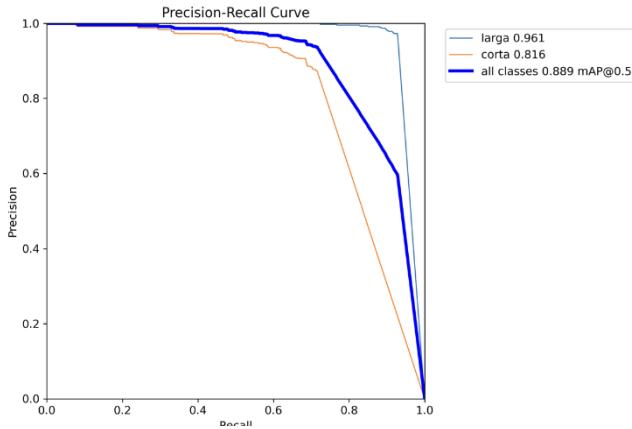


Figura 31. Ejemplo gráfica precision-recall

- Average Precision (AP):

Es la media ponderada de las precisiones de cada umbral, usando como peso el aumento del *recall* del umbral anterior. Se puede definir como el área interpolada por debajo de la curva de *precision-recall* [12].

- F1-Score:

La métrica F1-score se trata de una media armónica entre la precisión y el *recall* [24].

Cuando la precisión incrementa, el valor de *recall* disminuye y viceversa. Esta métrica permite tener una idea combinada de ambos valores y ayuda a encontrar el umbral de confianza óptimo.

$$F1 - score = \frac{2}{\frac{1}{Recall} + \frac{1}{Precision}}$$

- Mean Average Precision (mAP):

Esta métrica es el promedio de las medias de las precisiones de todas las clases de un modelo. Su valor se encuentra entre 0 y 1. Podemos usarla para comparar rendimiento entre distintos modelos o versiones de un modelo.

Para calcular el valor mAP de un modelo, primero se debe definir un umbral IoU. Ya sea un único valor (mAP@0,5) o un rango de valores con incrementos (mAP@0,5:0,95) calculando así el promedio de los valores mAP de cada rango.

Se dividen las detecciones en grupos según la clase detectada y se calcula el valor AP de cada grupo. Luego se hace la media de dichos valores resultando en un mAP para un cierto umbral IoU especificado [12].

5.2 – Primeras pruebas

Antes de exponer los principales experimentos realizados en este trabajo, conviene comentar una serie de pruebas preliminares realizadas con el fin último de mejorar la calidad y cantidad de los datos con los que posteriormente trabajaremos.

Cabe mencionar que en estas pruebas trabajamos con versiones reducidas del *dataset* que no utilizaremos en los experimentos, pero que nos permiten, precisamente, determinar cómo puede afectar la escasez de datos a los resultados del detector.

De este modo, a continuación, se exponen las conclusiones obtenidas tras esta primera toma de contacto con el algoritmo.

- Los datos deben etiquetarse seleccionando solo las zonas visibles del arma.
- Debido a la variabilidad de las condiciones de la imagen, así como el tamaño, formas o posiciones de las armas presentes, se necesita un número alto de imágenes para lograr buenos resultados.
- Conviene mantener el *aspect-ratio* de la imagen, este caso con un relleno negro para los llamados *dead pixels*. Las imágenes de entrada tendrán un tamaño de 416×416.
- Normalizando las imágenes aplicando el preprocessado de *contrast-stretch* que proporciona Roboflow se observa una mejoría en la detección.
- Los resultados mejoran al partir de un modelo pre-entrenado con el *dataset* de COCO. En este caso la diferencia entre entrenar con la red YOLOv5s y YOLOv5m no es determinante a nivel resultados, por ello se trabajará con la versión *small* de la red, ya que reduce los tiempos de entrenamiento.

5.3 – Experimentos

Para los siguientes experimentos se han tenido en cuenta las conclusiones obtenidas en el apartado anterior que se aplican a los datos con los que se trabaja.

En cada experimento, se expondrán los resultados de las métricas y se hará un breve análisis de los resultados obtenidos.

5.3.1 - Experimento 1

- Descripción del experimento

El objetivo de este primer experimento es entrenar un modelo capaz de detectar de manera efectiva armas de fuego y clasificarlas en “armas largas” y “armas cortas”.

Se entrenará el modelo partiendo de los pesos pre-entrenados con el *dataset* de COCO de dos formas diferentes:

- Partiendo de una red de tamaño pequeño, YOLOv5s.
- Partiendo de una red de tamaño mediano, YOLOv5m.

La diferencia entre estos dos modelos de YOLOv5, que siguen la misma arquitectura, radica, esencialmente, en el número de capas utilizadas en cada uno de ellos y, en consecuencia, en la precisión y velocidad con la que realizan las detecciones. Aunque en este trabajo no se han modificado ninguno de los parámetros, los ficheros Yaml de los modelos pueden modificarse como se crea conveniente.

Se usarán los mismos hiperparámetros para ambos modelos de YOLOv5.

Se comparará el desempeño de ambas redes y el tiempo de entrenamiento de cada una de ellas para el problema de las armas de fuego.

- Entrenamiento del modelo

Primero se entrena con el modelo YOLOv5s:

YOLOv5s			
Tamaño Batch	Épocas	Tamaño Imágenes	Tiempo (h)
32	100	416	1,220

Tabla 4. Experimento 1. YOLOv5s. Resumen parámetros empleados

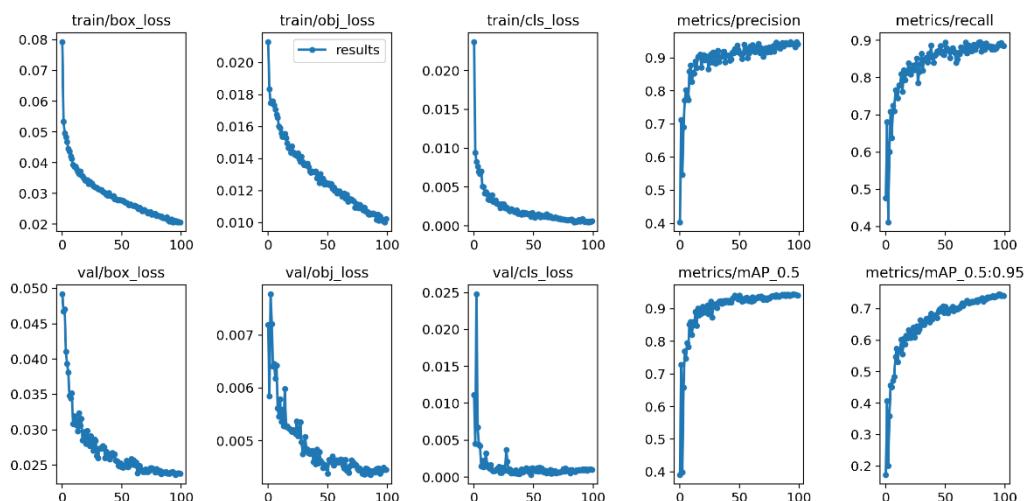


Figura 32. Experimento 1. YOLOv5s. Gráficas resultado entrenamiento

A continuación, se repite el experimento entrenando esta vez con YOLOv5m.

YOLOv5m			
Tamaño Batch	Épocas	Tamaño Imágenes	Tiempo (h)
32	100	416	2,893

Tabla 5. Experimento 1. YOLOv5m. Resumen parámetros empleados

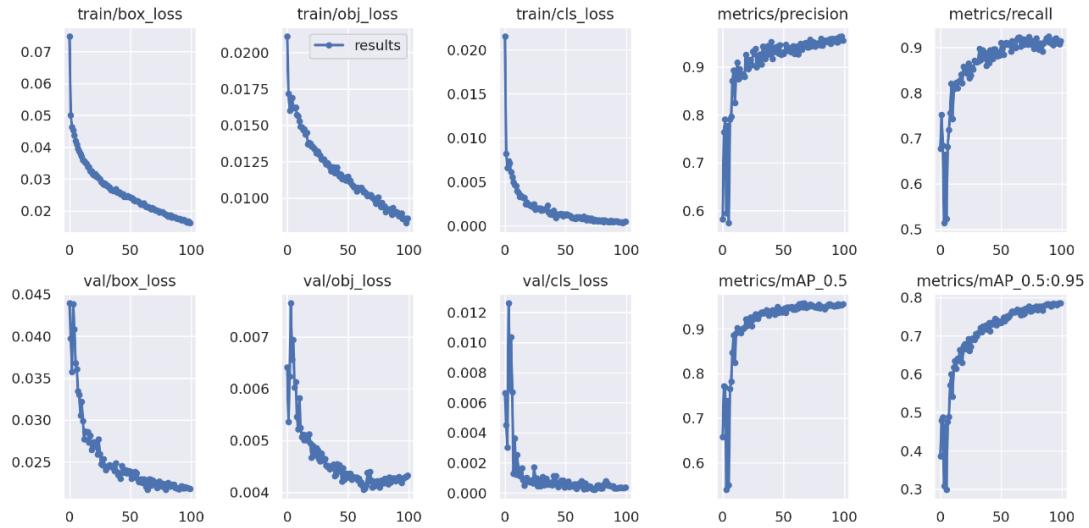


Figura 33. Experimento 1. YOLOV5m. Gráficas resultado entrenamiento

Tanto en la Figura 32 como en la Figura 33 se observa como los resultados son bastante aceptables y mejoran con el incremento de las iteraciones. Los valores de los hiperparámetros usados dan buenos resultados.

No parece que exista *overfitting*. Para afirmar esto último, se deben observar las gráficas “val/boc_loss”, “val/obj_loss” y “val/cls_loss” en ambas Figuras. A lo largo de las iteraciones, su valor debe decrecer. Si, por el contrario, aumentase, sería un indicativo de *overfitting* [20]. Como solución, podría proponerse una reducción en el número de épocas de entrenamiento del modelo o incluso aumentar el volumen de los datos con los que estamos trabajando. En este caso no será necesario aplicar ninguna de estas técnicas.

- Evaluación del desempeño del modelo

Los resultados usando el modelo YOLOv5s son los siguientes:

YOLOv5s							
Clases	Imágenes	Instancias	Precision	Recall	F1	mAP50	mAP50-95
todas	892	1024	0.921	0.822	0.870	0.889	0.695
larga	444	502	0.973	0.928	0.949	0.961	0.839
corta	448	522	0.870	0.716	0.785	0.816	0.552

Tabla 6. Experimento 1. YOLOv5s. Resultados evaluación modelo

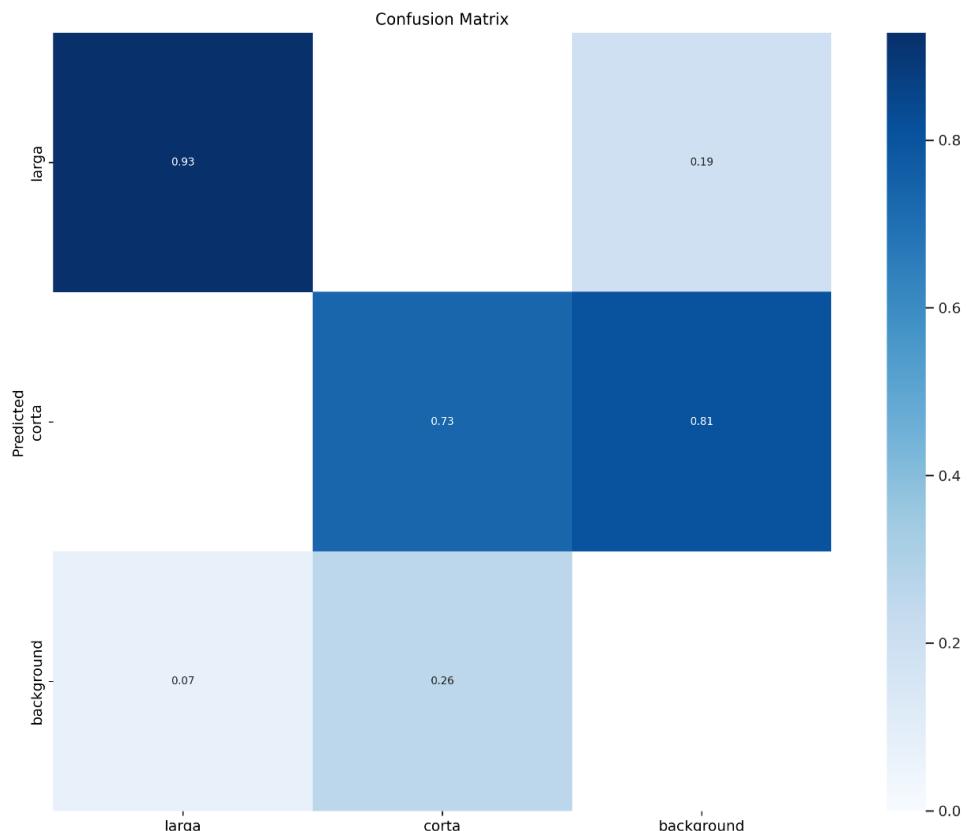


Figura 34. Experimento 1. YOLOv5s. Matriz de confusión

De la matriz de confusión de la Figura 34 se extrae la siguiente información sobre el desempeño del modelo, teniendo presente que las filas hacen referencia a los valores predichos y las columnas a los valores reales. Además, debe tenerse en cuenta que, al trabajar con decimales, es posible que algunos cálculos no sean exactos debido al redondeo de los valores. Esto se aplica para todos los resultados obtenidos en este y los posteriores experimentos que se analizan.

En cuanto a los verdaderos positivos (TP), se detectan 467 armas largas (93%) y 381 armas cortas (73%), correctamente. Por tanto, se están detectando y clasificando correctamente aproximadamente, 848 objetos, es decir, el 83% de las armas. Así mismo, 35 armas largas (7%) y 141 armas cortas (26%), no son detectadas, siendo clasificadas

como *background*. Estos serían los falsos negativos (FN). No hay armas cortas que se clasifique erróneamente como armas largas, ni viceversa.

Debemos considerar también los falsos positivos (FP). En este caso, dado que la precisión y el recall son muy altos, podemos afirmar que las detecciones falsas son mínimas. Como conocemos el número de instancias totales y de cada clase, así como la precisión y el *recall*. Observando los datos en la Figura 34 y la Tabla 6, calcular el número de falsos positivos es sencillo. Basta con despejar su valor de cualquiera de las fórmulas del *recall* o la precisión.

$$P = \frac{TP}{TP+FP} \quad \longrightarrow \quad FP = \frac{TP - (P * TP)}{P}$$

Sustituyendo los valores de la precisión (0.921) y verdaderos positivos (848) obtenidos, se calculan 72 falsos positivos en un total 892 imágenes con 1024 instancias. De estas detecciones, el 81%, 58 detecciones, son clasificadas como armas cortas, y el resto, un 19%, 14 detecciones, como largas.

En la Figura 35 se observan algunas de las etiquetas reales y las detecciones obtenidas para esos mismos objetos con su valor de confianza.



Figura 35. Experimento 1. YOLOv5s. Detecciones y etiquetas reales.

A continuación, se muestran los resultados con el modelo YOLOv5m:

YOLOv5m							
Clases	Imágenes	Instancias	Precision	Recall	F1	mAP50	mAP50-95
todas	892	1024	0.955	0.832	0.890	0.900	0.730
larga	444	502	0.994	0.922	0.957	0.959	0.883
corta	448	522	0.917	0.741	0.820	0.842	0.577

Tabla 7. Experimento 1.YOLOv5m. Resultados evaluación modelo

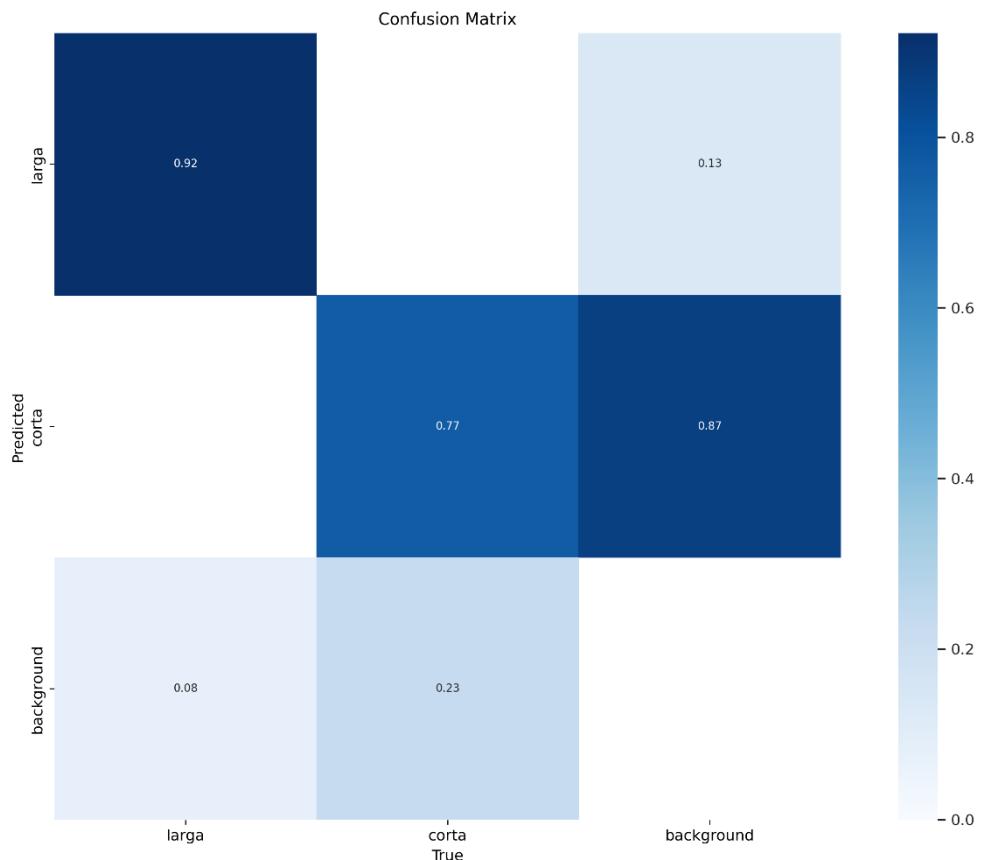


Figura 36.Experimento 1. YOLOv5m. Matriz de confusión

Como se puede observar en la matriz de confusión de la Figura 36, se detectan 462 (92%) armas largas y 402 (77%) armas cortas correctamente. Así se han detectado correctamente 864 objetos, es decir, el 84 % de las armas aproximadamente. Estos son los verdaderos positivos. Por otro lado, 40 (8%) armas largas y 120 (23%) cortas no son detectadas siendo clasificadas como *background*. Estos son los falsos negativos (FN). Una vez más, no se clasifican erróneamente armas cortas como armas largas o viceversa.

Despejando de nuevo de la fórmula de la precisión, en este caso se detectan 41 falsos positivos (FP) en un total 892 imágenes con 1024 instancias. De estas detecciones, 36 (87%) son falsamente clasificadas como armas cortas, y 5 (13%) restante como largas.

En la Figura 37 se observan algunas de las etiquetas reales y las detecciones obtenidas para esos mismos objetos con su valor de confianza.



Figura 37.Experimento 1. YOLOv5m. Detecciones y etiquetas reales.

Como se puede ver la diferencia a nivel de detecciones no es grande. Si bien es cierto que con el modelo YOLOv5m se obtienen resultados ligeramente mejores, los resultados del modelo YOLOv5s no se alejan mucho de estos últimos.

Sin embargo, se aprecia un aumento considerable en el tiempo de entrenamiento con el modelo YOLOv5m en la nube. En caso de disponer de una GPU local adecuada, probablemente los tiempos de entrenamiento se verían reducidos y convendría usar una red mayor para maximizar los resultados.

En general podemos afirmar que el modelo detecta mejor las armas largas frente a las cortas independientemente del tamaño de la red usada, aunque se aprecia una visible mejoría al usar el modelo YOLOv5m con más capas. Esto puede deberse al tamaño de los objetos de armas cortas que son en su mayoría de menor tamaño o a la existencia de sesgo en el *dataset*, como que las armas cortas presenten más variabilidad de posiciones lo cual dificulte su detección. Más adelante se experimenta con el tamaño de los objetos.

Para los siguientes experimentos, usaremos los pesos obtenidos tras el entrenamiento con YOLOv5s.

5.3.2 - Experimento 2

- Descripción del experimento

En este experimento se estudia como el tamaño de las instancias afecta al modelo construido.

Para ello se han dividido las imágenes de *test* del *dataset* que contienen una única instancia, en 3 conjuntos, procurando que el número de imágenes entre conjuntos sea proporcionado:

- Conjunto de instancias pequeñas →
Ocupan entre el 0% y el 15% de la imagen.
- Conjunto de instancias medianas →
Ocupan entre el 16% y el 35% de la imagen.
- Conjunto de instancias grandes →
Ocupan entre el 36% y el 100% de la imagen.

La división se realiza teniendo en cuenta el tamaño de las imágenes (416×416) y calculando el tamaño de la *bounding box* de la instancia de la imagen.

Lo siguiente es evaluar las detecciones con el modelo ya entrenado previamente sobre cada uno de estos conjuntos.

- Evaluación del desempeño del modelo

A continuación, se analizan los resultados para las instancias pequeñas:

Instancias pequeñas							
Clases	Imágenes	Instancias	Precision	Recall	F1	mAP50	mAP50-95
todas	279	279	0.906	0.800	0.850	0.869	0.629
larga	74	74	0.972	0.932	0.952	0.962	0.804
corta	205	205	0.840	0.668	0.744	0.776	0.454

Tabla 8. Experimento 2. Instancias pequeñas. Resultados evaluación modelo

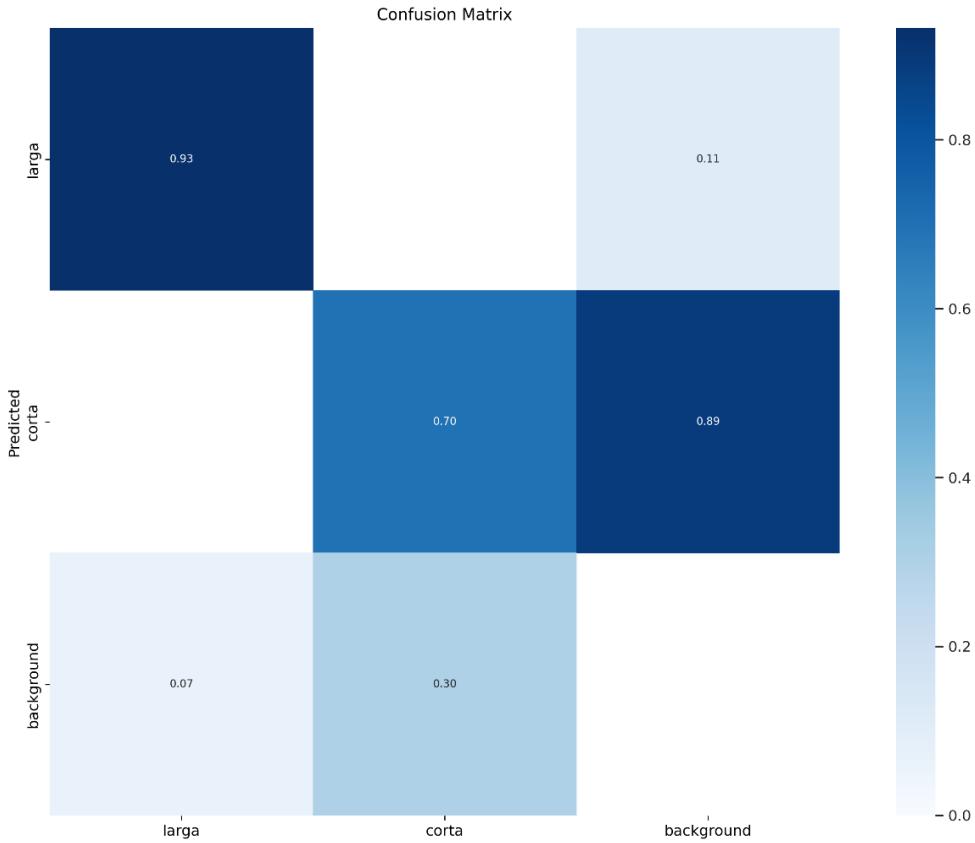


Figura 38. Experimento 2. Instancias pequeñas. Matriz de confusión

Según la matriz de confusión de la Figura 38, se detectan 69 (93%) armas largas y 142 (70%) armas cortas correctamente para instancias pequeñas. Esto indica que se detectan y clasifican correctamente 211 (76%) objetos, que serán los verdaderos positivos (TP). Por otro lado, el 5 (7%) de las armas largas y el 63 (30%) de las cortas no son detectadas siendo clasificadas como *background*. Estos son los falsos negativos (FN). De nuevo, no se clasifican erróneamente armas largas como cortas o viceversa.

Siguiendo la metodología explicada en el primer experimento, se detectan 22 falsos positivos (FP) en un total de 279 imágenes. De estas detecciones, 20 (89%) son falsamente clasificadas como armas cortas, y las 2 restantes (11%) como largas.

En la Figura 39 se observan algunas de las etiquetas reales y las detecciones obtenidas para esos mismos objetos con su valor de confianza.



Figura 39. Experimento 2. Instancias pequeñas. Detecciones y etiquetas reales.

A continuación, se analizan los resultados para las instancias medianas:

Instancias medianas							
Clases	Imágenes	Instancias	Precision	Recall	F1	mAP50	mAP50-95
todas	266	266	0.938	0.876	0.910	0.919	0.700
larga	204	204	0.986	0.971	0.978	0.991	0.874
corta	62	62	0.890	0.781	0.832	0.847	0.526

Tabla 9. Experimento 2. Instancias medianas. Resultados evaluación modelo

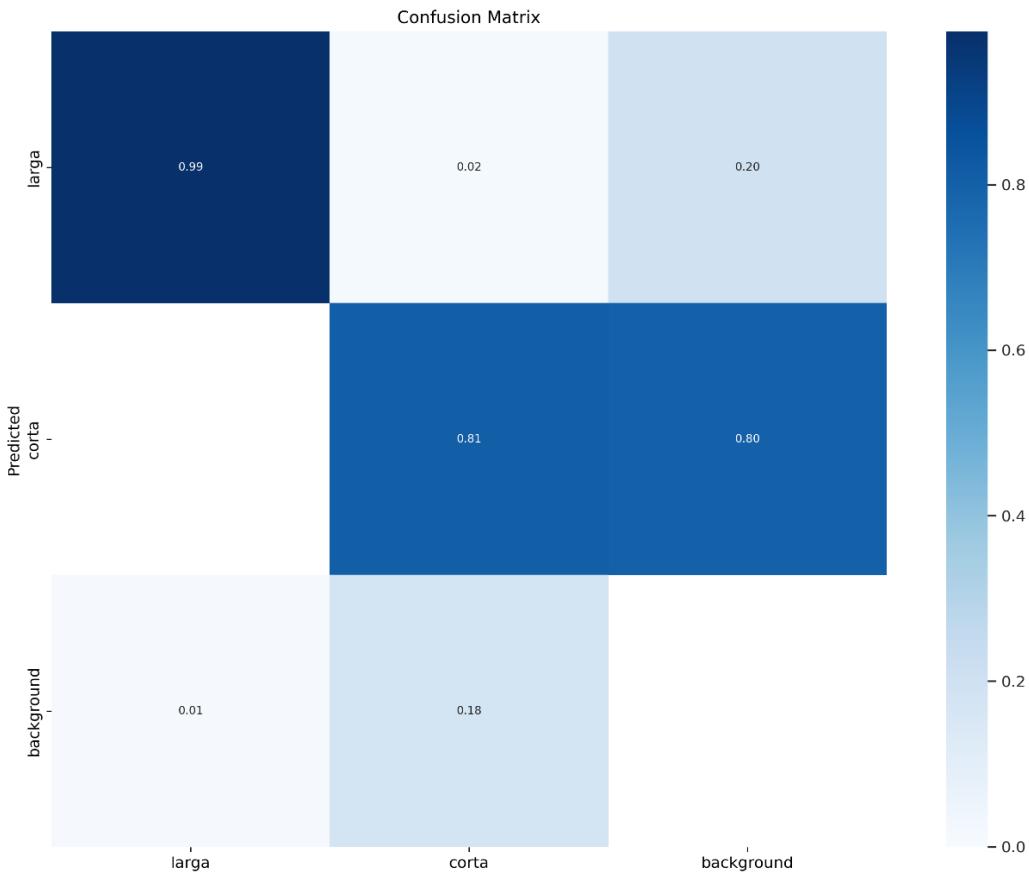


Figura 40. Experimento 2. Instancias medianas. Matriz de confusión

Según la matriz de confusión de la Figura 40, se detectan 202 (99%) armas largas y 50 (81%) de las armas cortas correctamente para instancias medianas. Se detectan como verdaderos positivos (TP) 252 (95%) armas. Por otro lado, 2 (1%) de las armas largas y 11 (18%) de las cortas no son detectadas siendo clasificadas como *background*. Estos últimos datos son los falsos negativos (FN). Y, además, una de las armas cortas detectadas es erróneamente clasificada como arma larga.

En este caso se detectan 17 falsos positivos en un total de 266 imágenes. De estas detecciones, 14 (80%) son falsamente clasificadas como armas cortas, y las 3 (20%) restantes como largas.

En la Figura 41 se observan algunas de las etiquetas reales y las detecciones obtenidas para esos mismos objetos con su valor de confianza.



Figura 41. Experimento 2. Instancias medianas. Detecciones y etiquetas reales.

Por último, se analizan los resultados para las instancias grandes:

Instancias grandes							
Clases	Imágenes	Instancias	Precision	Recall	F1	mAP50	mAP50-95
todas	260	260	0.973	0.938	0.955	0.962	0.815
larga	114	114	0.991	1	0.995	0.995	0.888
corta	146	146	0.955	0.877	0.914	0.930	0.742

Tabla 10.Experimento 2. Instancias grandes. Resultados evaluación modelo

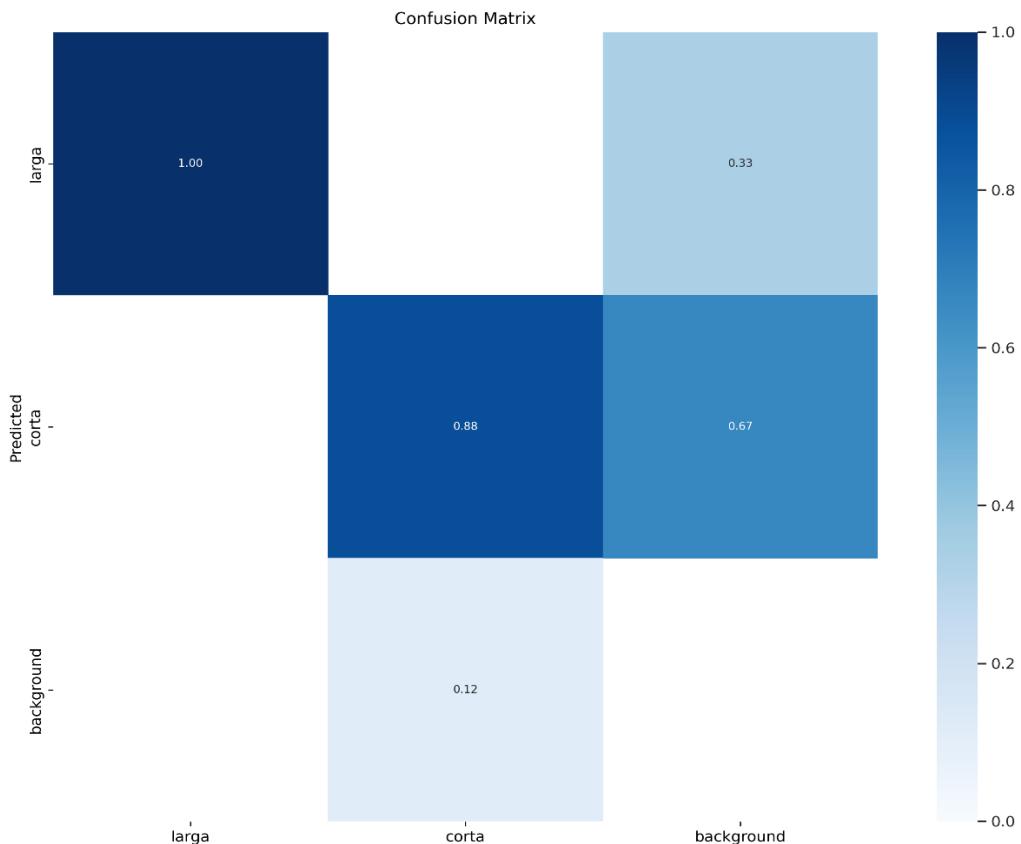


Figura 42. Experimento 2. Instancias grandes. Matriz de confusión

Según la matriz de confusión de la Figura 42, se detectan todas las armas largas y 130 (88%) de las armas cortas correctamente para instancias grandes. Hay por tanto 244 (94%) verdaderos positivos (TP). Y solo 16 (12%) de las armas cortas no se detectan, que son los falsos negativos (FN). Una vez más, no hay armas cortas clasificadas como largas o viceversa.

Despejando de la fórmula de la precisión, en este caso, se detectan tan solo 7 falsos positivos en un total de 260 imágenes. De estas detecciones, 5 (67%) son falsamente clasificadas como armas cortas, y 2 (33%) como largas.

En la Figura 43 se observan algunas de las etiquetas reales y las detecciones obtenidas para esos mismos objetos con su valor de confianza.



Figura 43. Experimento 2. Instancias grandes. Detecciones y etiquetas reales.

Se observa por tanto que cuanto mayor es el tamaño de las instancias, mejor realiza la detección el modelo construido.

También se puede intuir una mayor dificultad del modelo para clasificar cuando el tamaño del arma corta y arma larga es similar. Esto podría deberse a la falta de armas largas de tamaño pequeño en el *dataset* que provoque algún tipo de sesgo en la clasificación. Sin embargo, la clasificación es lo suficientemente buena como para afirmar que las características de las clases elegidas son lo suficientemente diferentes como para que el modelo clasifique los objetos correctamente.

5.3.3 - Experimento 3

- Descripción del experimento

En este caso, se busca determinar el efecto del ruido en las imágenes.

El modelo construido no se ha entrenado para enfrentarse a imágenes que presenten ruido.

Aplicaremos a las imágenes de *test* ruido de tipo “sal y pimienta” en mayor y menor proporción para determinar hasta qué punto se ven los resultados afectados por este. Para ello usaremos la herramienta Image Augmentor [31] y generaremos 3 subconjuntos de las imágenes de *test*:

- Conjunto de ruido 0.01
- Conjunto de ruido 0.02
- Conjunto de ruido 0.05

- Evaluación del desempeño del modelo

Los resultados para el conjunto al que se le ha aplicado ruido en nivel 0.01 son:

Ruido 0.01							
Clases	Imágenes	Instancias	Precision	Recall	F1	mAP50	mAP50-95
todas	892	1024	0.912	0.562	0.680	0.752	0.564
larga	502	502	0.932	0.715	0.810	0.839	0.687
corta	522	522	0.891	0.408	0.560	0.664	0.440

Tabla 11. Experimento 3. Ruido 0.01. Resultados evaluación modelo

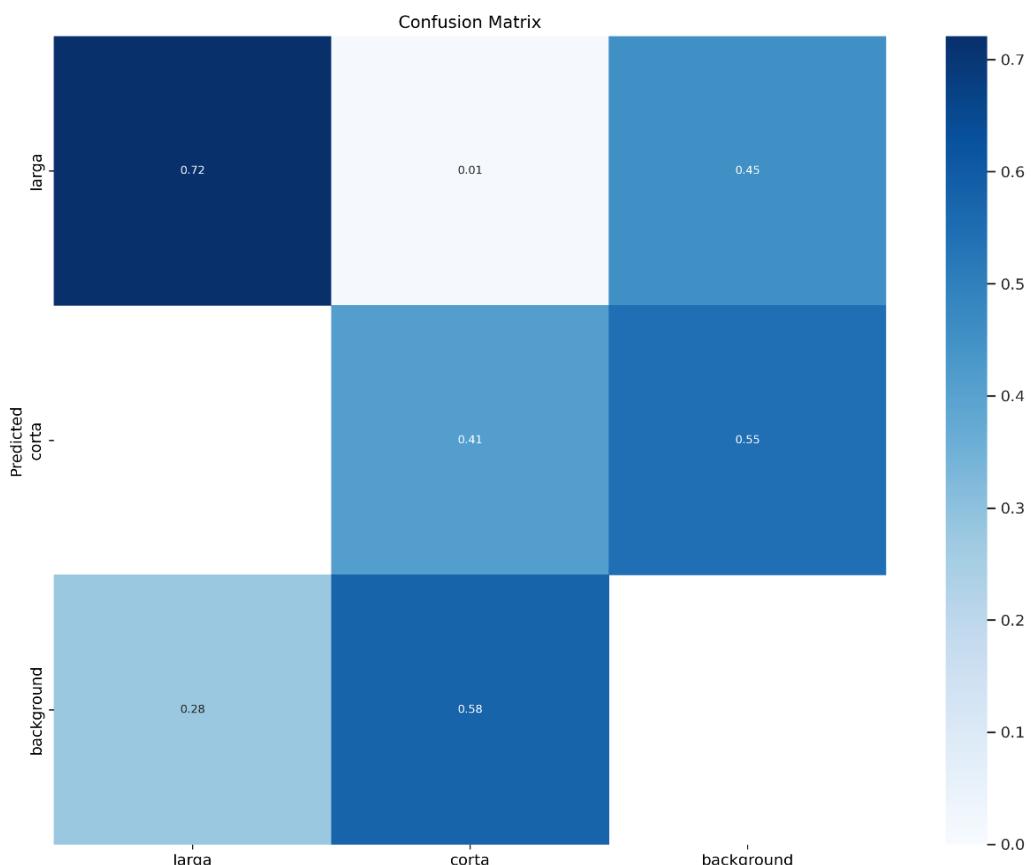


Figura 44. Experimento 3. Ruido 0.01. Matriz de confusión

Según la matriz de confusión de la Figura 44, se detectan 361 (72%) armas largas y 214 (41%) armas cortas correctamente, es decir, se detectan 575 (56%) de las armas, que son los verdaderos positivos (TP). 141 (28%) de las largas y 303 (58%) de las cortas no se detectan (FN) y, además, 5 (1%) de las cortas se clasifican incorrectamente como armas largas.

En este caso se detectan tan solo 56 falsos positivos en un total de 1024 instancias en 892 imágenes. De estas detecciones, 31 (55%) son falsamente clasificadas como armas cortas, y 25 (45%) restante como largas.

En la Figura 45 se observan algunas de las etiquetas reales y las detecciones obtenidas para esos mismos objetos con su valor de confianza.



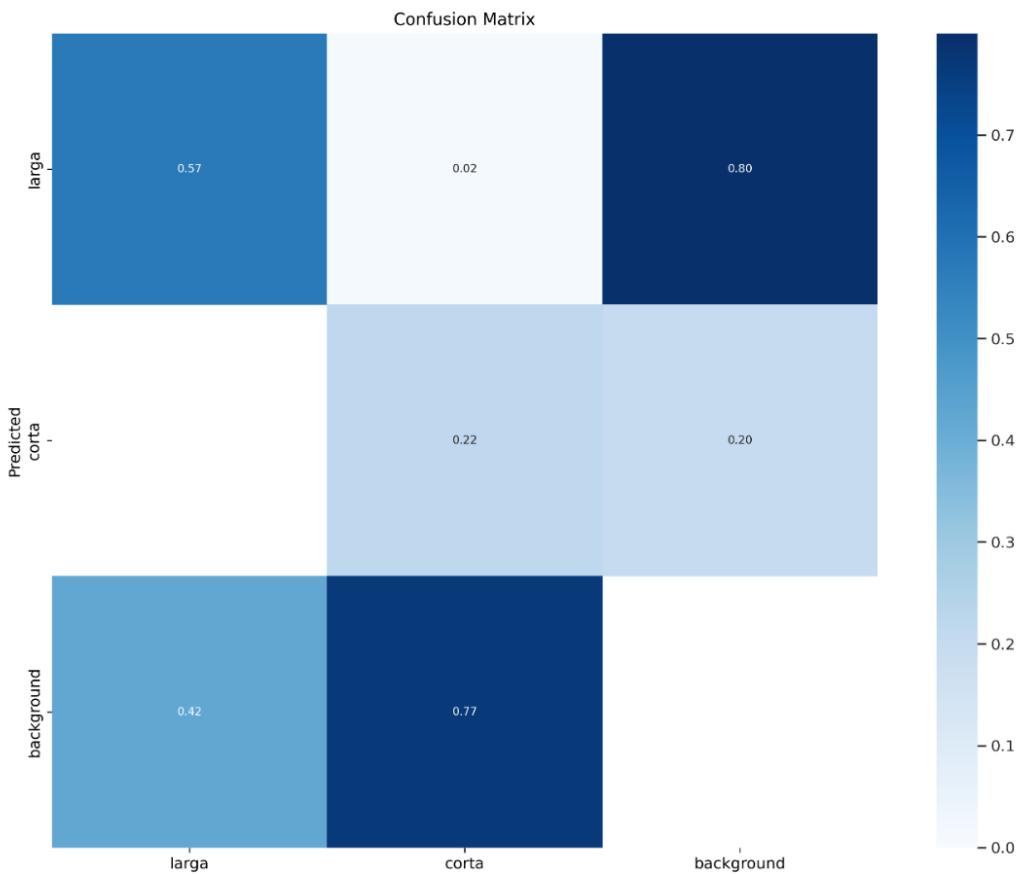


Figura 46. Experimento 3.Ruido 0.02. Matriz de confusión

Según la matriz de confusión de la Figura 46, se detectan 286 (57%) de las armas largas y 115 (22%) de las armas cortas correctamente, es decir, un total de 401 (39%) verdaderos positivos (TP). Por otro lado, 216 (42%) de las largas y 402 (77%) de las cortas no se detectan y, además, 5 (2%) de las cortas se clasifican incorrectamente como armas largas.

En este caso se detectan 42 falsos positivos en un total de 1024 instancias en 892 imágenes. De estas detecciones, 8 (20%) son falsamente clasificadas como armas cortas, y 34 (80%) como largas.

En la Figura 47 se observan algunas de las etiquetas reales y las detecciones obtenidas para esos mismos objetos con su valor de confianza.



Figura 47. Experimento 3. Ruido 0.02. Detecciones y etiquetas reales.

Por último, los resultados para el nivel de ruido 0.05 son:

Ruido 0.05							
Clases	Imágenes	Instancias	Precision	Recall	F1	mAP50	mAP50-95
todas	892	1024	0.877	0.151	0.240	0.520	0.402
larga	892	502	0.888	0.253	0.394	0.580	0.445
corta	892	522	0.867	0.050	0.095	0.460	0.359

Tabla 13. Experimento 3.Ruido 0.05. Resultados evaluación modelo

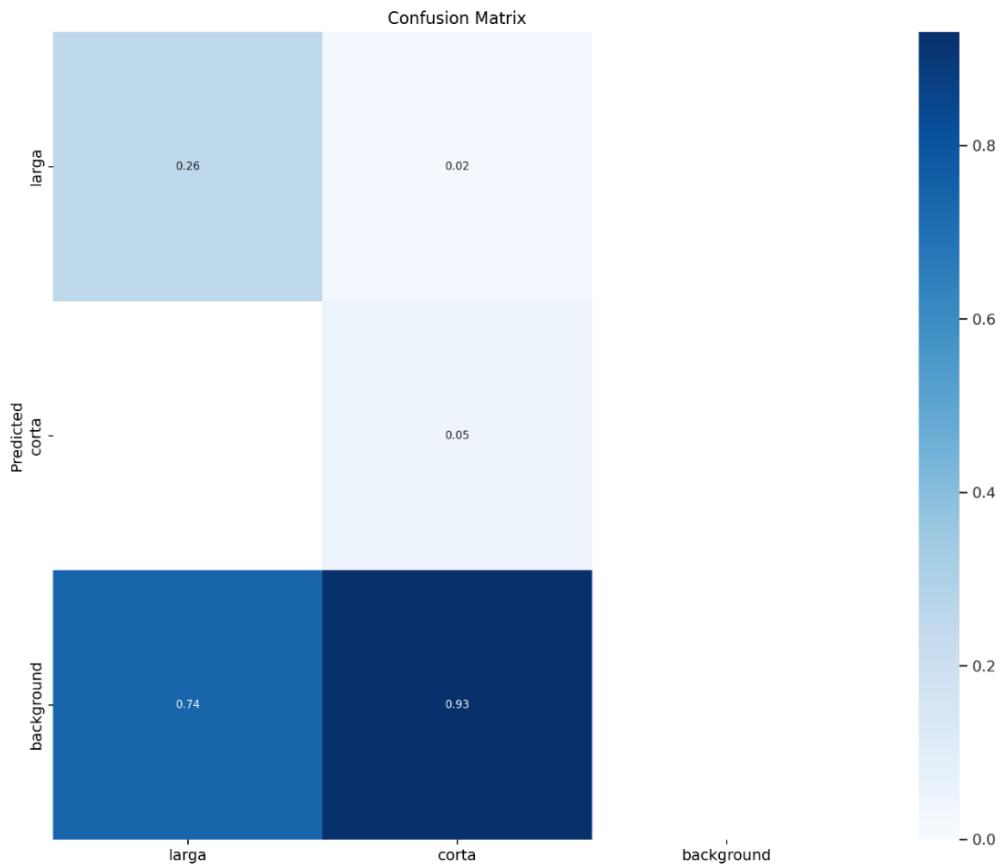


Figura 48. Experimento 3.Ruido 0.05. Matriz de confusión

Según la matriz de confusión de la Figura 48, se detectan 131 (26%) de las armas largas y 26 (5%) de las armas cortas correctamente. Esto es un total de 157 (15%) verdaderos positivos (TP). El 371 (74%) de las largas y 486 (93%) de las cortas no se detectan y , además, 10 (2%) de las cortas se detectan pero se clasifican incorrectamente como armas largas.

Sin embargo, esta vez no hay detecciones falsas en las imágenes que indiquen la presencia de un arma donde no la hay. Esto se observa en la matriz ya que la columna de *background* está vacía.

En la Figura 49 se observan algunas de las etiquetas reales y las detecciones obtenidas para esos mismos objetos con su valor de confianza.



Figura 49. Experimento 3. Ruido 0.05. Detecciones y etiquetas reales.

Los resultados de las pruebas de este experimento indican claramente que el ruido en la imagen tiene un gran impacto en el desempeño del modelo. Los resultados empeoran dramáticamente con el aumento del ruido en las imágenes. Esto afecta en especial a las armas cortas que prácticamente se vuelven indetectables y, además, cuando se detectan se clasifican erróneamente con mayor frecuencia que en otros casos.

5.3.4 - Experimento 4

- Descripción del experimento

El objetivo de este experimento es determinar cómo las oclusiones afectan al modelo construido. Con este fin, se ha decidido incluir oclusiones en las imágenes de prueba usando la opción *Cutout* de *data augmentation* que proporciona Roboflow. Basta con indicar el porcentaje de la imagen que deben ocupar las oclusiones y el número de oclusiones por imagen.

Se oculta el 30% de la imagen de 3 formas diferentes:

- 1 oclusión que ocupa el 30% de la imagen.
- 2 oclusiones que ocupen cada una un 15% de la imagen.
- 3 oclusiones que ocupan cada una un 10% de la imagen.

- Evaluación del desempeño del modelo

A continuación, se observan los resultados para el primero de los casos mencionados:

1 Oclusión del 30%							
Clases	Imágenes	Instancias	Precision	Recall	F1	mAP50	mAP50-95
Todas	892	892	0.760	0.719	0.740	0.728	0.490
Larga	444	444	0.788	0.820	0.804	0.789	0.595
Corta	448	448	0.733	0.618	0.671	0.667	0.385

Tabla 14. Experimento 4. Una oclusión. Resultados evaluación modelo

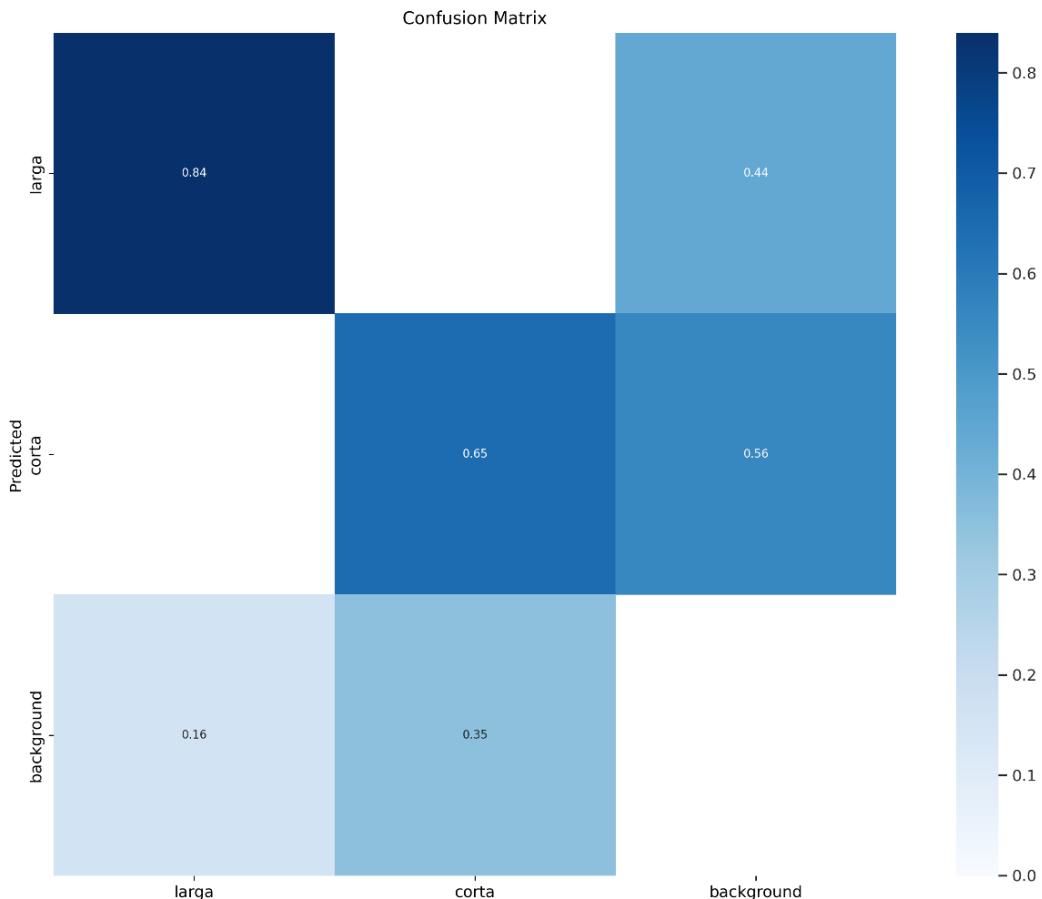


Figura 50. Experimento 4. Una oclusión. Matriz de confusión

La matriz de confusión de la Figura 50 muestra cómo se detectan 373 (84%) de las armas largas y 291 (65%) de las armas cortas correctamente. Así, 71 (16%) de las largas y 157 (35%) de las cortas no se detectan (FN). No se clasifican erróneamente ninguna arma corta como arma larga o viceversa.

Una vez más, despejando de la fórmula de la precisión podemos calcular el número de falsos positivos (FP). Sabemos que la precisión es de 0,76 y tenemos un total de 664 (74%) verdaderos positivos (TP). Luego existen 210 falsos positivos, de los cuales, 92 (44%) se clasifican como armas largas y 118 (56%) se clasifican como armas cortas.

En la Figura 51 se observan algunas de las etiquetas reales y las detecciones obtenidas para esos mismos objetos con su valor de confianza.



Figura 51. Experimento 4. Una occlusion. Detecciones y etiquetas reales.

Se evalúan los resultados, esta vez, para la versión del experimento con 2 occlusiones del 15%:

2 Oclusiones del 15%							
Clases	Imágenes	Instancias	Precision	Recall	F1	mAP50	mAP50-95
Todas	892	892	0.795	0.763	0.780	0.765	0.548
Larga	444	444	0.832	0.858	0.845	0.833	0.658
Corta	448	448	0.759	0.667	0.710	0.697	0.439

Tabla 15. Experimento 4. Dos occlusiones. Resultados de evaluación modelo.

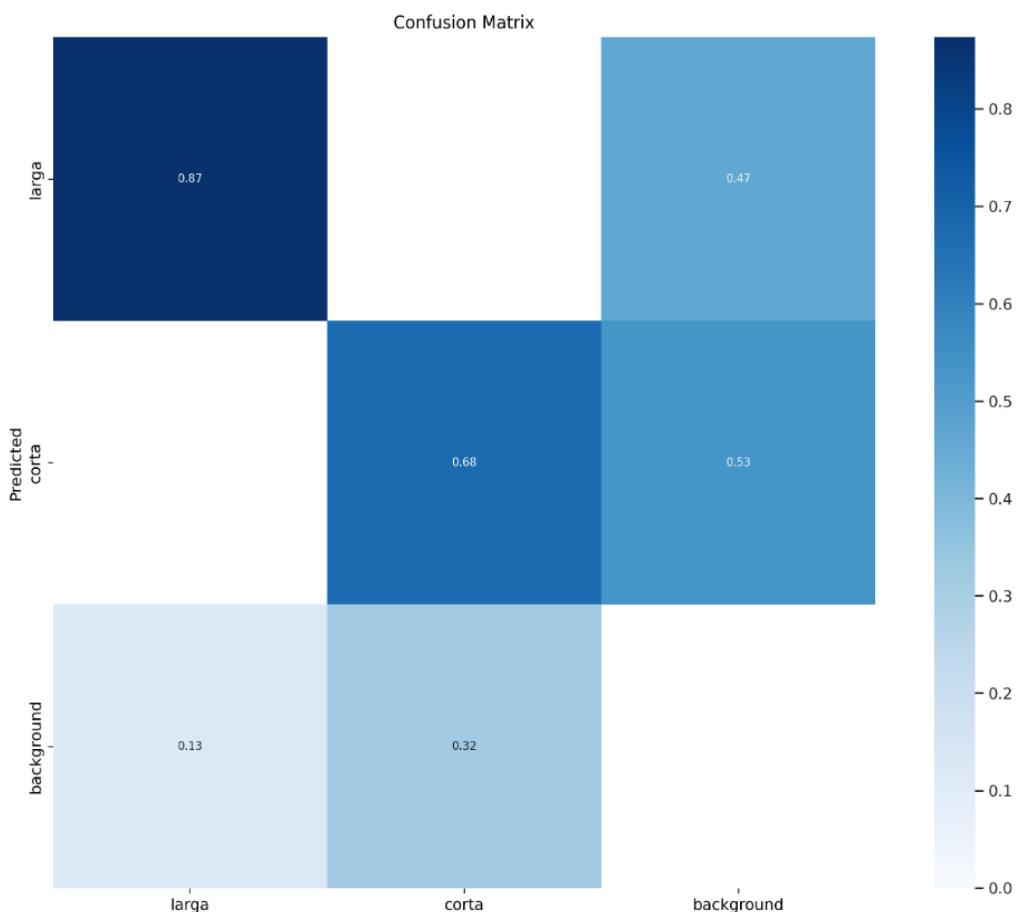


Figura 52. Experimento 4. Dos occlusiones. Matriz de confusión.

Según la matriz de confusión de la Figura 52, se detectan 386 (87%) de las armas largas y 305(68%) de las armas cortas correctamente. Por tanto, 58 (13%) de las largas y 143 (32%) de las cortas no se detectan (FN). No se confunden detecciones de armas largas con armas cortas ni viceversa.

Despejando de la fórmula de la precisión podemos calcular el número de falsos positivos (FP). Sabemos que la precisión es de 0,795 y tenemos un total de 691 (77%) verdaderos positivos (TP). Luego existen 178 falsos positivos, de los cuales, 84 (47%) se clasifican como armas largas y 94 (53%) se clasifican como armas cortas.

En la Figura 53 se observan algunas de las etiquetas reales y las detecciones obtenidas para esos mismos objetos con su valor de confianza



Figura 53. Experimento 4. Dos occlusiones. Detecciones y etiquetas reales.

Finalmente, se observan los resultados para la versión de 3 occlusiones del 10%:

3 Occlusiones del 10%							
Clases	Imágenes	Instancias	Precision	Recall	F1	mAP50	mAP50-95
todas	892	892	0.811	0.800	0.800	0.795	0.595
larga	444	444	0.849	0.901	0.874	0.863	0.723
corta	448	448	0.773	0.901	0.832	0.727	0.466

Tabla 16. Experimento 4. Tres occlusiones. Resultados evaluación modelo

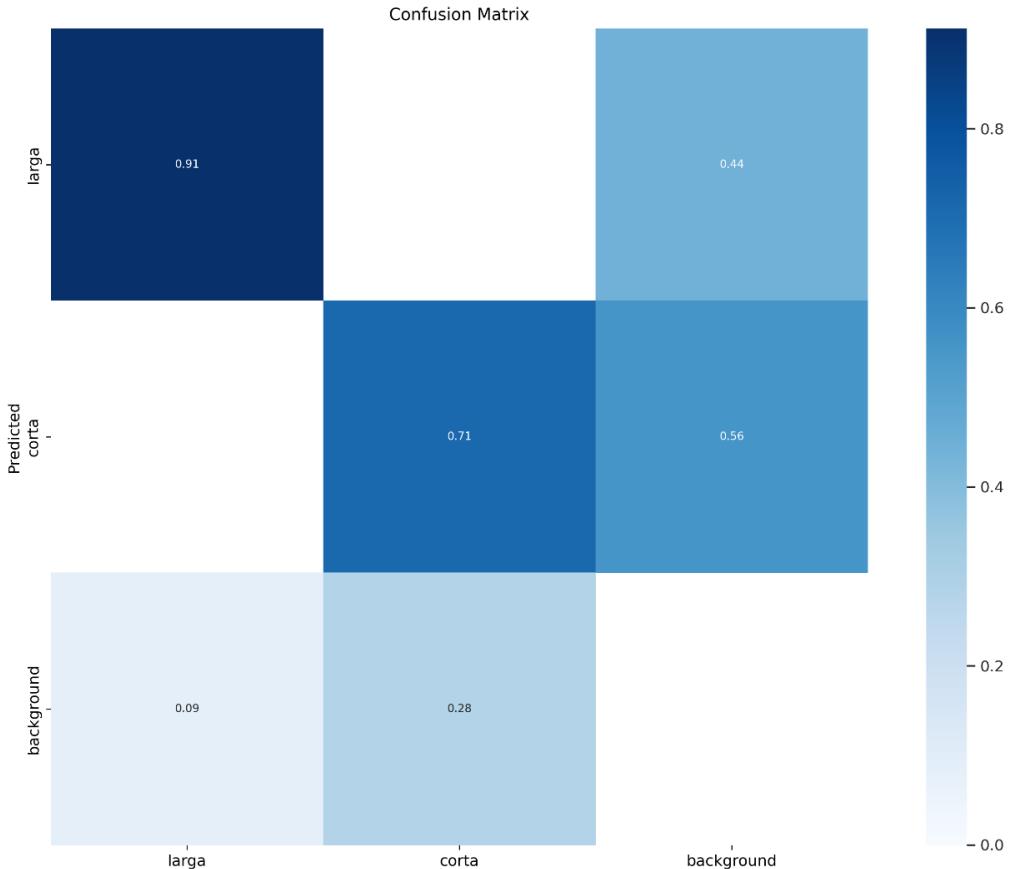


Figura 54. Experimento 4. Tres occlusiones. Matriz de confusión.

Según la matriz de confusión de la Figura 54, se detectan 404 (91%) de las armas largas y 318 (71%) de las armas cortas correctamente. Por tanto, 40 (9%) de las largas y 130 (28%) de las cortas no se detectan (FN). No se confunden detecciones de armas largas con armas cortas ni viceversa.

De nuevo, despejando de la fórmula de la precisión podemos calcular el número de falsos positivos (FP). Sabemos que la precisión es de 0,811 y tenemos un total de 722 (81%) verdaderos positivos (TP). Luego existen 168 falsos positivos, de los cuales, 74 (44%) se clasifican como armas largas y 94 (56%) se clasifican como armas cortas.

En la Figura 55 se observan algunas de las etiquetas reales y las detecciones obtenidas para esos mismos objetos con su valor de confianza



Figura 55. Experimento 4. Tres oclusiones. Detecciones y etiquetas reales.

Analizando los resultados de las tres variantes de oclusiones contempladas en este experimento, se puede afirmar que cuanto mayor es el tamaño de las oclusiones en la imagen, peor realiza las detecciones el modelo construido (aunque la suma total de la superficie ocluida sea la misma). Cuando las oclusiones son de mayor tamaño, aumenta la posibilidad de que una parte mayor del objeto quede ocluida, dificultando el trabajo de detección del modelo. Aun así, si se comparan los resultados de este experimento con los del experimento con ruido en las imágenes, se percibe claramente que el ruido es un factor mucho más determinante en el desempeño del modelo. Esto puede deberse a que las imágenes utilizadas en el entrenamiento ya cuentan con parte de las armas ocluidas y sin embargo el ruido en las imágenes utilizadas en este es mínimo.

6. Conclusión

Este apartado se centra en el análisis general de los resultados obtenidos en los experimentos realizados, así como en las futuras líneas de trabajo futuro a seguir con el fin de mejorar y completar este estudio.

6.1 – Conclusiones generales

Analizando el trabajo realizado se puede afirmar que los objetivos mencionados previamente en este documento se han cumplido. Se ha creado un *dataset* con el tamaño adecuado de datos como para obtener resultados satisfactorios tras entrenar el modelo y realizar una serie de pruebas con el mismo sobre el conjunto de imágenes de *test*. Así mismo, se ha aprendido a usar el entorno de trabajo de Roboflow para la elaboración del *dataset* mencionado, tanto para el etiquetado de las imágenes como para el preprocesado de las mismas. Además, se ha profundizado en la historia, arquitectura y uso de YOLOv5 y sus modelos.

Por otro lado, de los resultados de los experimentos realizados pueden extraerse algunas conclusiones. Primeramente, cabe mencionar que la variabilidad en los tipos de armas dentro de cada una de las clases elegidas dificulta el trabajo de la red que necesita aprender de un número elevado de ejemplos. Se concluye también que las redes de mayor tamaño aumentan la calidad de los resultados disponiendo de los mismos datos, sin embargo, el entrenamiento se alarga considerablemente en tiempo.

Otro resultado a destacar es que el tamaño de la instancia a detectar dificulta su detección. Las imágenes que contienen armas que ocupan en torno al 50% o más de imagen se detectan con mayor seguridad. En relación con esto, los datos arrojan más información. Las armas clasificadas correctamente como largas en general se detectan mejor en el conjunto completo de experimentos. Esto puede deberse, en parte, precisamente a que el tamaño de las instancias de armas largas que componen el *dataset* construido sea, en proporción, mayor al de las instancias de armas cortas. YOLOv5 parece detectar peor los objetos pequeños.

Se ha observado también como el ruido en la imagen deteriora dramáticamente los resultados de las detecciones, siendo conveniente aplicar algún tipo de preprocesado previo que lo elimine antes de intentar hacer detecciones con el modelo construido. De la misma forma, se identifica un claro detrimento en el desempeño del modelo cuando se encuentra ante occlusiones que cubren parte de los objetos a reconocer, siendo peores los resultados conforme aumenta el tamaño de dichas occlusiones. Podría interesar, por tanto, mejorar los datos de entrenamiento para que el modelo identifique previamente las armas que posean occlusiones de mayor tamaño.

En base a los resultados obtenidos en los experimentos, se concluye que YOLOv5, aunque presenta algunas limitaciones mencionadas con anterioridad, como la dificultad para detectar y clasificar objetos muy pequeños, es un modelo adecuado para la detección de armas de fuego.

6.2 – Trabajos futuros

Aunque los resultados obtenidos en los experimentos son satisfactorios, son sin duda mejorables.

Como se ha mencionado previamente la variabilidad de los datos es grande y se necesita una colección de imágenes grande como para maximizar los resultados. El *dataset* construido cuenta con una media de 3.300 instancias por clase. Sin embargo, Ultralytics recomienda 10.000 objetos etiquetados por clase. Además, las clases seleccionadas abarcan tipos de armas muy distintas. Una forma interesante de completar los experimentos sería aumentar tanto el número de imágenes e instancias como el número de clases. Dividiendo así las armas cortas en pistolas y revólveres y las armas largas, en fúsil, metralletas, escopetas, etc.

Además, el *dataset* debería completarse añadiendo imágenes que presenten armas con más occlusiones para garantizar que el modelo es capaz de detectarlas correctamente. Convendría también asegurarse de incluir imágenes con ruido en el entrenamiento o, en su defecto, tratar las imágenes para eliminarlo antes emplear el modelo sobre estas.

Siguiendo la línea de los experimentos realizados, otro de los pasos a seguir podría ser comprobar el desempeño del modelo ante imágenes que combinen características, como el nivel de ruido y occlusiones simultáneamente o quizás, combinar los tamaños de los objetos con el ruido, para comprobar en qué medida afecta este último a la detección cuando los objetos son pequeños.

Otro posible enfoque es el de la detección en tiempo real. Dada la naturaleza de YOLOv5 y del problema en sí, sería útil determinar cuál es el rendimiento del modelo en vídeos a la hora de detectar armas de fuego y clasificarlas. Esto ayudaría a decidir si es un modelo adecuado e implementable en sistemas de seguridad en tiempo real con cámaras de vigilancia o escáneres, o, si, por el contrario, conviene buscar otro tipo de solución.

7. Referencias

- [1] Grega, M., Matiolanski, A., Guzik, P., & Leszczuk, M. *Automated Detection of Firearms and Knives in a CCTV Image*. Sensors 2016, 16, 47.
- [2] Olmos, R., Tabik, S., & Herrera, F. *Automatic Handgun Detection Alarm in Videos Using Deep Learning*. ELSEVIER, 2017, Vol.275 (Neurocomputing), pp 66-72.
- [3] Castillo, A., Tabik, S., Pérez, F., Olmos, R., & Herrera, F. (2018). *Brightness Guided Preprocessing for Automatic Cold Steel Weapon Detection in Surveillance Videos with Deep Learning*. ELSEVIER, Vol.330 (Neurocomputing), pp 151-161.
- [4] Warsi, A., Abdullah, M., Husen, M. N., & Yahya, M. *Automatic Handgun and Knife Detection Algorithms: A Review*. IEEE, 2020.
- [5] Salido, J., Lomas, V., Ruiz-Santaquiteria, J., & Deniz, O. *Automatic Handgun Detection with Deep Learning in Video Surveillance Images*. Appl. Sci. 2021, 11, 6085.
- [6] Ruiz-Santaquiteria, J., Velasco-Mata, A., Vallez, N., Bueno, G., Alvarez-Garcia, J. A., & Deniz, O. *Handgun Detection Using Combined Human Pose and Weapon Appearance*. 2022.
- [7] Ruiz-Santaquiteria, J., Velasco-Mata, A., Vallez, N., Deniz, O., & Bueno, G. *Improving Handgun Detection Through a Combination of Visual Features and Body Pose-Based Data*. ELSEVIER, 2022, Vol.136 (Pattern Recognition).
- [8] Moran, M., Conci, A., & Sánchez, Á. *Automatic Detection of Knives in Complex Scenes*.
- [9] Khan, N. S., Ogura, K., Cosatto, E., & Ariyoshi, M. *Real-time Concealed Weapon Detection on 3D Radar Images for Walk-through Screening System*. 2017.
- [10] UNODC Research. *Estudio Mundial sobre el Tráfico de Armas de Fuego: Introducción, Resumen Ejecutivo, Conclusiones y Consecuencias en Materia de Políticas y Resumen por Regiones*. 2020.
- [11] Vadapalli, P. *Ultimate Guide to Object Detection Using Deep Learning*. [En línea] Disponible en: <https://www.upgrad.com/blog/ultimate-guide-to-object-detection-using-deep-learning/>. [Último acceso: 25-03-2023]
- [12] Cochard,D. *mAP : Evaluation metric for object detection models*. [En línea] Disponible en: <https://medium.com/axinc-ai/map-evaluation-metric-of-object-detection-model-dd20e2dc2472>. [Último acceso: 11-04-2023]
- [13] Gur Arie,L. *The practical guide for Object Detection with YOLOv5 algorithm*. [En línea] Disponible en: <https://towardsdatascience.com/the-practical-guide-for-object-detection-with-yolov5-algorithm-74c04aac4843>. [Último acceso: 11-04-2023]
- [14] Ultralytics. *Tips for Best Training Results*. [En línea] Disponible en: https://docs.ultralytics.com/yolov5/tutorials/tips_for_best_training_results/. [Último acceso: 12-10-2022]

- [15] Gandhi,R. *R-CNN, Fast R-CNN, Faster R-CNN, YOLO — Object Detection Algorithms*. [En línea] Disponible en: <https://towardsdatascience.com/r-cnn-fast-r-cnn-faster-r-cnn-yolo-object-detection-algorithms-36d53571365e>. [Último acceso: 10-04-2023]
- [16] Datascientest, *Convolutional Neural Network : definición y funcionamiento*. [En línea] Disponible en: <https://datascientest.com/es/convolutional-neural-network-es>. [Último acceso: 13-04-2023]
- [17] Joecher,G. GitHub. [En línea] Disponible en: <https://github.com/ultralytics/yolov5>. [Último acceso: 12-10-2022]
- [18] Roboflow, Roboflow. [En línea] Disponible en: <https://roboflow.com/>. [Último acceso: 23-01-2023]
- [19] W. contributors. Wikipedia, Wikipedia, The Free Encyclopedia. [En línea]. Disponible en: https://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Precision_and_recall&oldid=1089762876. [Último acceso: 20-03-2023]
- [20] R. Roelofs, V. Shankar, R. Benjamin, J. Miller, S. Fridovich-Keil, M. Hardt y L. Schmidt. *A Meta-Analysis of Overfitting in Machine Learning. Advances in Neural Information Processing Systems*. 2019, Vol.32.
- [21] Neelam,S. *Introduction to Object Detection with RCNN Family Models*. [En línea] Disponible en: <https://medium.com/analytics-vidhya/introduction-to-object-detection-with-rcnn-family-models-310558ce2033>. [Último acceso: 14-04-2023]
- [22] Pytorch. Pytorch Documentation. [En línea] Disponible en: <https://pytorch.org/docs/stable/index.html>. [Último acceso: 25-01-2022]
- [23] Rosebrock,A. *Intersection over Union (IoU) for object detection*. [En línea] Disponible en: <https://pyimagesearch.com/2016/11/07/intersection-over-union-iou-for-object-detection/>. [Último acceso: 15-03-2023]
- [24] Bajaj,A. *Performance Metrics in Machine Learning (Complete Guide)*. [En línea] Disponible en: <https://neptune.ai/blog/performance-metrics-in-machine-learning-complete-guide>. [Último acceso: 15-03-2023]
- [25] DevelopmentSEED. *Introduction to machine learning, neural networks and deep learning*. [En línea] Disponible en: https://devseed.com/servir-amazonia-ml/docs/Lesson1a_Intro_ML_NN_DL.html. [Último acceso: 01-06-2023]
- [26] Neelam, S .*YOLO for Object Detection, Architecture Explained!* [En línea] Disponible en: <https://medium.com/analytics-vidhya/understanding-yolo-and-implementing-yolov3-for-object-detection-5f1f748cc63a>. [Último acceso: 01-06-2023]
- [27] Mandour, A. *Evaluation metrics for object detection and segmentation*. [En línea] Disponible en: <https://iq.opengenus.org/evaluation-metrics-for-object-detection-and-segmentation/>. [Último acceso: 01-06-2023]
- [28] Imane, C. *YOLO v5 model architecture (Explained)*. [En línea] Disponible en: <https://iq.opengenus.org/yolov5/>. [Último acceso: 01-06-2023]

- [29] Computer Science Wiki. *Data representation*. [En línea] Disponible en: https://computersciencewiki.org/index.php/Data_representation. [Último acceso: 08-01-2023]
- [30] Na8, ¿*Cómo funcionan las Convolutional Neural Networks? Visión por Ordenador*. [En línea] Disponible en: <https://www.aprendemachinelearning.com/como-funcionan-las-convolutional-neural-networks-vision-por-ordenador/>. [Último acceso: 16-01-2023]
- [31] codebox, *Image Augmentor*. [En línea] Disponible en: https://github.com/codebox/image_augmentor#readme [Último acceso: 15-01-2023]

Anexos

A- Implementación *Intersection Over Union* para YOLOv5

En este apartado se proporciona la implementación de un posible código para calcular IoU dadas las coordenadas de dos *bounding boxes* en formato x,y,w,h, donde (x,y) representa el centro de la *bounding box* y, w y h representan el ancho y la altura respectivamente. YOLOv5 realiza automáticamente estos cálculos.

```
#formato: x,y,w,h ---> formato: x1,y1,x2,y2
def rectangulo(box):
    box_x1 = box[0] - box[2]/2
    box_y1 = box[1] - box[3]/2
    box_x2 = box[0] + box[2]/2
    box_y2 = box[1] + box[3]/2
    return [box_x1,box_y1,box_x2,box_y2]

def intersection_over_union(target_bbox,predicted_bbox):

    #formato: x,y,w,h

    #Calcular esquinas bboxes
    tg = rectangulo(target_bbox)
    pred = rectangulo(predicted_bbox)

    #Calcular esquinas interseccion
    x1 = max(pred[0], tg[0])
    y1 = max(pred[1], tg[1])
    x2 = min(pred[2], tg[2])
    y2 = min(pred[3], tg[3])

    #area = w * h
    intersection = max(0,(x2 - x1)) * max(0,(y2 - y1))

    box1_area = abs((pred[2] - pred[0]) * (pred[3] - pred[1]))
    box2_area = abs((tg[2] - tg[0]) * (tg[3] - tg[1]))

    return intersection / (box1_area + box2_area - intersection + 1e-16)
```


B- YOLOv5 en local

En este trabajo se ha utilizado Google Colab, pero si se dispone de una tarjeta gráfica (gpu) dedicada NVIDIA con núcleos CUDA, es recomendable entrenar en local. Para ello pueden seguirse los siguientes pasos:

- Comprobar que se dispone de CUDA. En caso de no tenerlo instalado puede descargarse en: <https://developer.nvidia.com/cuda-downloads>
- Para poder clonar el repositorio de YOLOv5 será necesario instalar Git. Puede descargarse en: <https://git-scm.com/>
- Descargar el gestor de paquetes de Python, pip. Más información en:
<https://tecnonucleous.com/2018/01/28/como-instalar-pip-para-python-en-windows-mac-y-linux/>
- Usar el siguiente comando para instalar la versión adecuada de Pytorch con CUDA:

```
pip3 install torch torchvision torchaudio --extra-index -url  
https://download.pytorch.org/whl/cu113
```

- Una vez realizados los pasos anteriores se puede clonar el repositorio de YOLOv5 e instalar los requisitos de este, así como entrenar los modelos de forma similar a como se ha explicado en este proyecto para Google Colab.

C- Ejecución del proyecto y acceso a los datos empleados

Para facilitar el acceso al código y los datos empleados en este proyecto se ha creado un repositorio al cuál se puede acceder a través de:

<https://github.com/patriciacs99/WeaponDetectionYOLOv5>

Se proporciona un cuaderno de Google Colab con el código necesario para entrenar, aplicar y testear los modelos con los que se ha trabajado en este proyecto. Se recomienda leer el fichero README.md para mayor comprensión del usuario.

Así mismo, los *dataset* mencionados, los modelos entrenados y los resultados obtenidos están también disponibles en:

https://drive.google.com/drive/folders/15O3IpCT-JYyuhEc5WftPzr0vCELjLPSS?usp=drive_link

D- Imágenes detecciones armas con YOLOv5

A continuación, se exponen algunos ejemplos de los resultados obtenidos en la detección de armas con el modelo YOLOv5s.

larga 0.96



larga 0.86



corta 0.78 **corta 0.58**



corta 0.94



