



ESCUELA TECNICA SUPERIOR DE INGENIERÍA DE TELECOMUNICACIÓN

Grado en Ingeniería en
Sistemas Audiovisuales y Multimedia

Trabajo Fin de Grado

Análisis de aprendizaje profundo con la
plataforma Caffe

Autor: Nuria Oyaga de Frutos

Tutora: Inmaculada Mora Jiménez

Co-tutor: José María Cañas Plaza

Curso académico 2016/2017



©2017 Nuria Oyaga de Frutos

Esta obra estÃ¡ distribuida bajo la licencia de
“Reconocimiento-CompartirIgual 4.0 Internacional (CC BY-SA 4.0)”

de Creative Commons.

Para ver una copia de esta licencia, visite
<http://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/> o envíe
una carta a Creative Commons, 171 Second Street, Suite 300,
San Francisco, California 94105, USA.

"The way to get started is to quit talking and begin doing"

-Walt Disney-

*A mi ángel de la guarda,
a mi estrella particular,
gracias por enseñarme,
lo que es vivir y luchar.*

Agradecimientos

En primer lugar quiero dar las gracias a mis tutores, Inmaculada y José María, por haberme introducido en este mundo e inculcarme la pasión que ellos mismos tienen, además de ser su guía y apoyo durante todos estos meses de desarrollo del trabajo.

Por otro lado, quiero agradecer a mi compañero de proyecto David Pascual, por ayudarme en momentos en los que las cosas no salen y facilitarme toda su ayuda para conseguir terminar el trabajo, además de por su infinita paciencia en momentos de estrés.

Por supuesto, gracias a todos mis compañeros de carrera que durante esta etapa me han acompañado, especialmente a los que puedo considerar amigos: Vanessa, Miguel Ángel, Isa y Mireya, por haber compartido conmigo el estrés y la alegría de superar poco a poco todos los cursos. Además, gracias al resto de mis amigos, los que estaban antes de empezar esta etapa: Nazaret, Sara, Arancha, Iván, Sarai, José Javier, Silvia, Raquel, Bea y Kátia, y los que empezaron la etapa conmigo pero fueron por otros caminos: Jorge, Andrés y Julia, porque sin ellos y sus momentos de desconexión no habría llegado hasta el final.

Gracias a toda mi familia por apoyarme y animarme incondicionalmente durante todo este tiempo, y por sentirse siempre orgullosos de mí, proporcionandome toda la fuerza necesaria para continuar. Especialmente quiero mencionar a mis padres, Iñigo y Pilar, y a mis hermanas, Elena y Arancha, que son los que más han sufrido mis malos ratos y han celebrado todos mis éxitos, estando día tras día a mi lado.

Por último quiero dar las gracias a mi pareja, Gonzalo, por su ayuda prestada, por soportar mis malos ratos, por compartir mis alegrías, y por hacerme sentir grande con todas mis metas conseguidas.

Muchísimas gracias a todos!

Resumen

En los últimos años, la investigación para conseguir que las máquinas consigan realizar tareas sencillas para el ser humano por su intuitividad, ha sido altamente desarrollada. En este aspecto, el campo de la Inteligencia Artificial, y en concreto el aprendizaje profundo con redes neuronales convolucionales, han experimentado un claro avance, permitiendo realizar tareas como la identificación de personas o la detección de vehículos. En este trabajo se profundiza en el campo de las redes neuronales convolucionales mediante el uso de la plataforma Caffe, una herramienta que permite el entrenamiento de estas redes y facilita el trabajo de la implementación en aplicaciones propias.

Las redes neuronales pueden ser utilizadas para la resolución de los dos problemas que se le plantea al ser humano en el campo de interés. Por un lado, es posible realizar la clasificación de unos determinados datos de entrada, por ejemplo una imagen, en un conjunto de clases que fueron indicadas en el entrenamiento. Para este problema la salida será siempre una de las clases posibles, aunque se cometa un error. Por otro lado, se permite la detección, obteniendo como salida una, ninguna o varias cajas delimitadoras, en función de si se decide la presencia de los objetos, para los que fue entrenada la red, en los datos de entrada.

El problema de la clasificación tratado con Caffe se ha enfocado en elaborar un clasificador de dígitos en Python, cuya red empleada ha sido mejorada al comprobar distintos resultados. Se ha utilizado el conjunto de datos MNIST en el entrenamiento, siendo modificado el contenido de las imágenes según los resultados obtenidos, pero sin modificar el número de muestras. Se ha aplicado al conjunto una mezcla de las transformaciones típicas, escalado, rotación, traslación y ruido, y posteriormente, un filtro de bordes de Sobel, consiguiendo una red lo suficientemente robusta para la aplicación.

Finalmente, para la detección, Caffe emplea la rama SSD, cuyos resultados tras la elaboración del trabajo no han sido concluyentes, por lo que se deberá de continuar con este aspecto en un futuro.

Índice general

1. Introducción y objetivos	1
1.1. Contexto y motivación	1
1.2. Objetivos	5
1.3. Metodología	5
1.4. Estructura de la memoria	6
2. Infraestructura	8
2.1. Software	8
2.1.1. JdeRobot	8
2.1.2. Caffe	10
2.1.3. DroidCam	14
2.2. Conjuntos de datos	15
2.2.1. MNIST	15
2.2.2. COCO	16
2.2.3. VOC	18
2.3. Evaluación de prestaciones	20
2.3.1. Matriz de confusión	20
2.3.2. <i>Precision</i>	21
2.3.3. <i>Recall</i>	22
3. Clasificación con Aprendizaje Profundo	23
3.1. Clasificador de dígitos	23
3.1.1. Red básica	23
3.1.1.1. Definición de la red	25
3.1.1.2. Definición del solucionador	30
3.1.1.3. Ejecución de la red	32
3.1.2. Componente Python	34
3.1.2.1. Cámara	34
3.1.2.2. GUI	37
3.1.2.3. Ejecución	38

3.2.	Banco de pruebas	40
3.2.1.	Obtención de datos de test	40
3.2.2.	Banco de pruebas manual	43
3.3.	Efectos del aprendizaje	46
3.3.1.	Aprendizaje con imágenes originales	46
3.3.2.	Aprendizaje con transformación por gradiente	48
3.3.3.	Otras transformaciones. <i>Data Aumentation</i>	52
3.3.4.	Aprendizaje con bases de datos aumentadas	54
3.3.5.	Número de iteraciones	62
3.4.	Experimentos	63
4.	Detección con Aprendizaje Profundo	66
5.	Conclusiones y líneas futuras	75
5.1.	Conclusiones	75
5.2.	Líneas futuras	76

Índice de figuras

1.1.	Diagrama de Venn que muestra el marco de la IA. Figura obtenida de [1]	2
1.2.	Estructura de CNN. Figura obtenida de [2]	4
1.3.	Diagrama de Gantt del trabajo realizado	6
2.1.	Estructura y funcionamiento básico de red en Caffe. Figura obtenida de [3]	10
2.2.	Función de activación <i>relu</i> .	12
2.3.	Estructura básica de anotaciones en COCO.	17
2.4.	Estructura de instancias de objetos en COCO.	18
2.5.	Ejemplos de imágenes en VOC. Imagen tomada de [4]	19
2.6.	Estructura de las clases en Visual Objects Classes (VOC)2007. Imagen tomada de [4]. El superíndice de cada una de las clases indica el año de inclusión en el desafío: 2005 ¹ , 2006 ² , 2007 ³	19
2.7.	Matriz de confusión para clasificación binaria. Imagen tomada de [5]	20
2.8.	Matriz de confusión para clasificación multiclas. Imagen tomada de [6]	21
3.1.	Muestras de base de datos MNIST original.	25
3.2.	Red básica LeNet MNIST.	30
3.3.	Ejecución de entrenamiento de red LeNet MNIST.	33
3.4.	Fin de entrenamiento de red LeNet MNIST.	33
3.5.	Archivos log de: (a) Entrenamiento, (b) Evaluación.	34
3.6.	Captura de componente gráfico de la aplicación.	37
3.7.	Capturas de DroidCam en: (a) Escritorio, (b) Dispositivo móvil	39
3.8.	Captura del componente clasificador.	40
3.9.	Muestras de base de datos con negativo.	48
3.10.	Porcentaje de acierto de base de datos original y ampliada con negativo.	48
3.11.	Muestras de imágenes de bordes: (a) Canny, (b) Laplaciano original, (c) Laplaciano negativo, (d) Sobel.	51
3.12.	Comparación de tasa de acierto con diferentes filtros.	51
3.13.	Captura del componente clasificador con filtro Sobel.	52

3.14. Muestras de imágenes transformadas: (a) Rotación, (b) Traslación, (c) Es-	
calado, (d) Ruido.	54
3.15. Muestra de dígitos con mezcla de transformaciones.	55
3.16. Evaluación de la red con bases de datos transformadas.	56
3.17. Resultados de <i>Precision</i> y <i>Recall</i>	62
3.18. Red básica LeNet MNIST.	63
3.19. Evaluación de la aplicación con imagen limpia: (a) Red básica, (b) Red	
robusta.	64
3.20. Evaluación de la aplicación con imagen imperfecta: (a) Red básica, (b) Red	
robusta.	64
4.1. Modelo SSD. Imagen obtenida de [7]	67
4.2. Detección en distintas imágenes: (a) Imagen sencilla con COCO, (b) Imagen	
sencilla con VOC, (c) Imagen complejo con COCO, (d) Imagen compleja	
con VOC, (e) Señal de tráfico con COCO, (f) Señal de tráfico con VOC . .	72
4.3. Detección en distintas imágenes: (a) Imagen RGB con COCO, (b) Imagen	
de grises con COCO, (c) Imagen RGB con VOC, (d) Imagen de grises con	
VOC,	73

Índice de tablas

3.1. Estructura de conjuntos de datos.	24
3.2. Matriz de confusión red 1-0.	57
3.3. Matriz de confusión red 1-6.	58
3.4. Matriz de confusión red 1-1.	59
3.5. Matriz de confusión red	60
3.6. Matriz de confusión red	61

Acrónimos

CNN Redes Neuronales Convolucionales.

COCO Common Objects in Context.

IA Inteligencia Artificial.

JSON JavaScript Object Notation.

lmdb Lightning Memory-Mapped Database.

MNIST Modified National Institute of Standards and Technology.

NIST National Institute of Standards and Technology.

ReLU Rectified Linear Unit.

RLE Run-Length Encoding.

SSD Single Shot MultiBox Detector.

VOC Visual Objects Classes.

Capítulo 1

Introducción y objetivos

El objetivo fundamental de este trabajo se sitúa en tratar de entender el funcionamiento del aprendizaje profundo con redes neuronales, utilizando para ello una de las diferentes plataformas existentes para el desarrollo de las mismas, Caffe.

En este capítulo se situará el trabajo en el marco existente en la actualidad, explicando de manera genérica en qué consiste el aprendizaje profundo, el por qué del uso de una determinada plataforma y los problemas que es posible abordar con esta técnica. Además, se expondrán los objetivos de este proyecto, la metodología empleada para alcanzarlos y un pequeño resumen de cómo se ha estructurado el trabajo.

1.1. Contexto y motivación

Desde que los primeros ordenadores fueron programados, el ser humano se ha planteado la posibilidad de conseguir que estas máquinas adquieran inteligencia, logrando que realicen tareas propias de las personas permitiendo, por ejemplo, automatizar el trabajo de rutina, entender el habla o las imágenes, hacer diagnósticos en medicina y apoyar la investigación científica básica. Hoy en día, la Inteligencia Artificial (IA) [1], como se determina al campo que desarrolla estas tareas, cada vez adquiere más presencia, con un alto potencial ya que se encuentran muchas aplicaciones prácticas y temas de investigación activos.

En el nacimiento de la IA se abordaron y resolvieron rápidamente problemas que son intelectualmente difíciles para los seres humanos, pero relativamente sencillos para los

CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN

ordenadores, problemas que pueden describirse mediante una lista de reglas formales y matemáticas. Sin embargo, la verdadera meta está situada en resolver las tareas que son fáciles de realizar para las personas, pero difíciles de describir formalmente, esos problemas que son resueltos intuitivamente y de manera automática por el ser humano como, por ejemplo, el reconocimiento de las personas.

Dentro del ámbito de la IA existen varias soluciones que permiten lograr el objetivo fundamental de la misma. Este trabajo se centra en el Aprendizaje Profundo, situado dentro del marco de la IA, que permite obtener el conocimiento de la experiencia, evitando la necesidad de que los seres humanos especifiquen formalmente todo el conocimiento que necesita el ordenador. En la Figura 1.1, se sitúa ésta solución en el marco de la IA y sus diferentes divisiones.

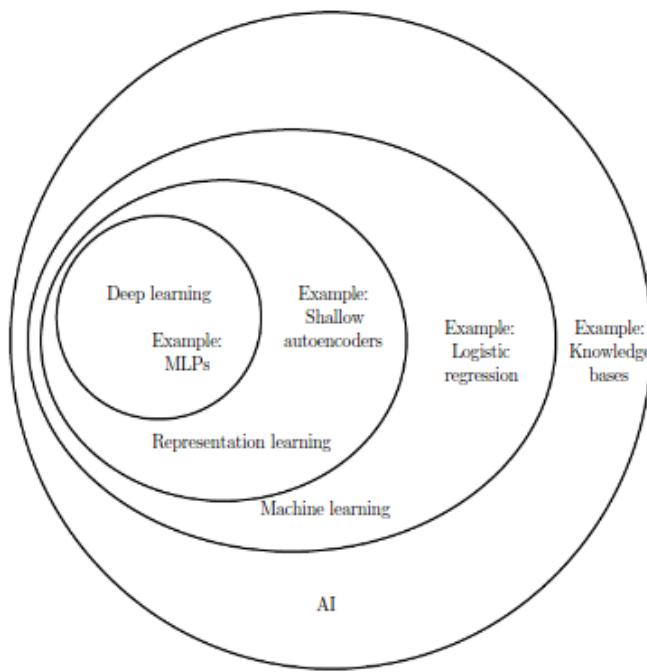


Figura 1.1: Diagrama de Venn que muestra el marco de la IA. Figura obtenida de [1]

En términos generales, la IA contiene el Aprendizaje Máquina (*Machine Learning*) definido como la capacidad de las computadoras para adquirir sus propios conocimientos, extrayendo patrones de datos sin procesar. A su vez, en el interior de la misma se sitúa el Aprendizaje de la Representación (*Representation Learning*), que utiliza el aprendizaje máquina para descubrir, no sólo el mapeo de la representación a la salida, sino también

la representación misma. Finalmente, en este último bloque sería situado el Aprendizaje Profundo (*Deep Learning*), que permite a la computadora construir conceptos complejos a partir de conceptos más sencillos.

Los algoritmos de aprendizaje profundo contrastan con otros en el número de transformaciones aplicadas a la señal mientras se propaga desde la capa de entrada a la capa de salida. Cada una de estas transformaciones incluye parámetros que se pueden entrenar como pesos y umbrales. A pesar de no existir un número fijo para este número de transformaciones, la mayoría de investigadores en el campo considera que este aprendizaje implica más de dos transformaciones intermedias [8]. Además otro factor clave en este campo es el tamaño de las bases de datos utilizadas en el entrenamiento, teniendo que poseer una gran dimensión que permita realizar las funciones claves del mismo: análisis y síntesis.

Dentro del aprendizaje profundo, es posible aplicar diversas técnicas. La técnica más común y la que será empleada en este trabajo son las Redes Neuronales Convolucionales (CNN), que pretenden simular el funcionamiento del cerebro humano para establecer conclusiones sobre los datos introducidos a la misma. La idea básica es construir propiedades de que permitan crear modelos de redes invariantes a ciertas transformaciones en las entradas. Este tipo de redes tiene una estructura especial, mostrada en la Figura 1.2. La estructura indicada se compone, generalmente, por una capa convolucional, que implementa una operación de convolución, y una capa de submuestreo o agrupación, que genera características invariantes de traducción calculando estadísticas de las activaciones de convolución a partir de un pequeño campo receptivo. Cada neurona en una capa oculta se conectará a un pequeño campo de la capa anterior, denominado campo receptivo local. En la capa convolucional, las neuronas están organizadas en múltiples capas ocultas paralelas, denominadas mapas de características, de tal manera que cada neurona en un mapa de características está conectada a un campo receptivo local. Para cada mapa de características, todas las neuronas comparten el mismo parámetro de peso que se conoce como filtro o *kernel* [2].

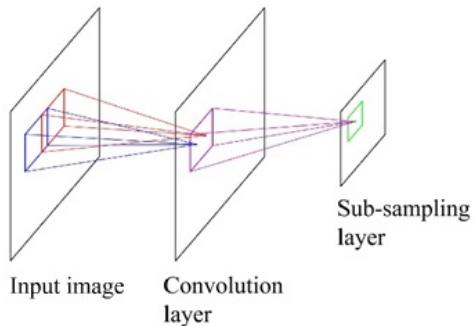


Figura 1.2: Estructura de CNN. Figura obtenida de [2]

El uso de este tipo de redes es muy variado, así como el tipo de entrada que se le puede introducir a la misma. En este caso, se centrará en la clasificación y detección de imágenes estáticas o en movimiento. La diferencia entre ambas aplicaciones es clara. La detección permite identificar en una única imagen diferentes objetos según el entrenamiento que se le haya proporcionado a la misma, mientras que la clasificación identifica una imagen entrante a la red como perteneciente a una clase determinada. Por otro lado, a pesar de que la aplicación desarrollada para la clasificación permite identificar una serie de dígitos en tiempo real, tanto el entrenamiento como la propia clasificación se realiza sobre imágenes estáticas, pues se introducen los diferentes *frames* en la red. En el caso de la detección únicamente se trabaja con imágenes estáticas, pues el trabajo con imágenes en movimiento resulta demasiado complicado para la finalidad de este proyecto.

Por último, para implementar todo lo explicado anteriormente, existen múltiples plataformas que facilitan el entrenamiento y la implementación de estas redes. TensorFlow, Keras, Theano, Caffe, Lassagne o Torch son algunos de los ejemplos más conocidos de estas plataformas. En este trabajo se utilizará la plataforma Caffe, una de las más veteranas. La elección de esta plataforma radica en el gran número de ejemplos que proporciona la misma para poder implementar en las aplicaciones sin necesidad de realizar el entrenamiento, ahorrando tiempo al desarrollador. Además está centrado en la visión artificial, lugar hacia el que se enfoca este trabajo, y resulta bastante robusto y rápido.

Una vez se ha situado el trabajo en un marco definido, la motivación del mismo es clara. Se pretende ahondar en el mundo de la IA, en concreto en técnicas de aprendizaje profundo y CNN, para obtener resultados que puedan resultar interesantes y conseguir

desarrollar una aplicación que permita implementar estas técnicas con la mayor exactitud posible. El interés por estas técnicas de aprendizaje profundo viene dado por su alto crecimiento actual y, sobre todo, por la gran ventaja que supone el no tener que extraer características de cada uno de los datos.

1.2. Objetivos

Los objetivos de este trabajo quedan claramente definidos y son los siguientes:

- **Estudio y entendimiento de la plataforma Caffe.**.. Se pretende entender la plataforma escogida para un correcto uso de la misma y la obtención de las redes que sean necesarias.
- **Entendimiento de la clasificación en Caffe.**
- **Desarrollo de componente que permita la clasificación de dígitos.**
- **Estudio y mejora de redes neuronales para la clasificación de dígitos.** Se realizarán diversas pruebas para tratar de alcanzar la red más robusta posible y poder utilizarla en el componente desarrollado.
- **Entendimiento y primera aproximación a la detección de Caffe.**

1.3. Metodología

Para el desarrollo de este trabajo, y la consecución de los objetivos, se ha seguido una clara metodología que ha dividido el trabajo en tres fases fundamentales. El primer paso fue definir claramente qué se quería conseguir con el mismo, qué mecanismos y técnicas se iban a utilizar y cuál sería la forma de trabajo. En esta primera fase se estableció el trabajo con la plataforma Caffe y el lenguaje de programación Python, ademas se marcaron los objetivos a alcanzar, mencionados anteriormente, y se definió una metodología de trabajo mediante reuniones semanales para poner en común las tareas realizadas y establecer algunas nuevas. Una vez superada esa fase, se procedió con el propio desarrollo del trabajo, avanzando de manera semanal sobre el mismo para alcanzar los objetivos marcados y analizar los resultados que fueron obtenidos. Esta fase tuvo la mayor importancia durante todo el desarrollo, pues, de manera simplificada, consiste en la propia elaboración

del mismo. Como se indicó anteriormente, se establecieron reuniones semanales entre todos los miembros, estableciendo las pautas a seguir en el desarrollo y poniendo en común los resultados obtenidos. Una vez se fueron alcanzando los objetivos más importantes del proyecto se procedió con la fase de escritura de la memoria. Durante esta fase se volcarón los resultados obtenidos y se redactó de manera formal todo el proceso realizado. Esta fase no es excluyente, pues durante la redacción de la memoria se continuó avanzando con el desarrollo del trabajo, cumpliendo el resto de objetivos.

En la Figura 1.3 se desglosa, por semanas, el tiempo que ha llevado cada una de las fases, especificando el tiempo invertido para la consecución de cada uno de los objetivos.

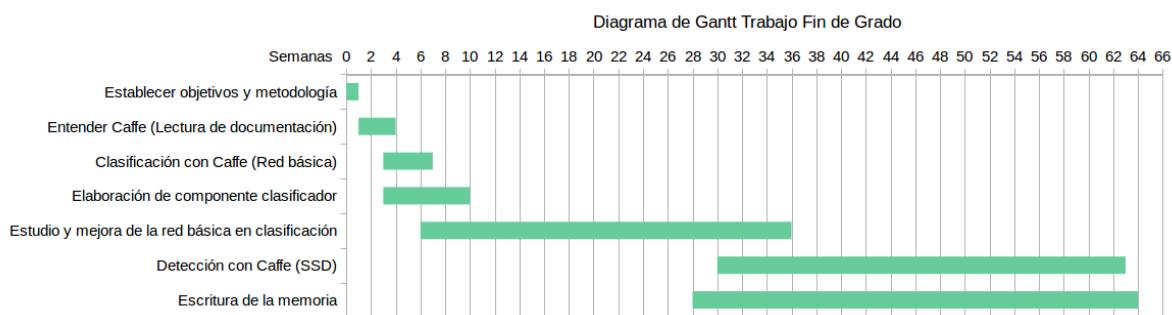


Figura 1.3: Diagrama de Gantt del trabajo realizado

1.4. Estructura de la memoria

Para mostrar el trabajo realizado y los objetivos conseguidos se ha estructurado la memoria de la siguiente forma.

Capítulo 1: Introducción y objetivos

En este capítulo se sitúa el trabajo en el marco actual de la tecnología, la IA y la sociedad en general, para después establecer las metas que se pretenden alcanzar con el mismo.

Capítulo 2: Infraestructura

En este capítulo se procede a describir todo el *Software* utilizado en el proyecto, incluyendo la principal plataforma, Caffe, y los conjuntos de datos empleados para

CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN

la obtención y evaluación de las redes neuronales. Además se explican los diferentes parámetros que serán empleados para evaluar las prestaciones de las redes creadas.

Capítulo 3: Clasificación con Aprendizaje Profundo

Se expone todo el trabajo realizado para abordar el problema de la clasificación de dígitos con CNN. En este capítulo se describe el funcionamiento de Caffe en esta tarea concreta, el componente creado, y todas las pruebas realizadas para tratar de conseguir una red robusta, con sus correspondientes resultados.

Capítulo 4: Detección con Aprendizaje Profundo

En este punto se proporciona la información necesaria para el entendimiento de la detección con la plataforma Caffe y se muestran algunos resultados de pequeñas pruebas realizadas para una mejor comprensión de la misma.

Capítulo 5: Conclusiones y líneas futuras

Por último, se resumen todas las conclusiones obtenidas en los puntos anteriores y se establece un posible plan de actuación en un futuro para continuar la investigación en el tema que se aborda en el trabajo.

Capítulo 2

Infraestructura

En este capítulo se expondrán los principales componentes software utilizados, centrados, principalmente, en la conexión con la cámara y el desarrollo, entrenamiento y test de la red neuronal. Además, se expone una descripción de las bases de datos de las que se partirá para realizar las distintas pruebas sobre la red neuronal. Estas bases de datos serán luego modificadas y adaptadas para el problema concreto que se plantee, permitiendo obtener diversas conclusiones acerca del comportamiento de la propia red y, así, emplear la más adecuada. Por último, serán expuestas los parámetros empleados para evaluar el impacto del aprendizaje en las redes neuronales y que permitirán escoger la red más adecuada para el problema.

2.1. Software

2.1.1. JdeRobot

JdeRobot¹ es una plataforma de software libre que facilita la tarea de los desarrolladores en el campo de la robótica, visión por computador y otras relacionadas, siendo este su principal fin.

Está escrito en su mayoría en el lenguaje C ++ y proporciona un entorno de programación basado en componentes distribuidas, de tal manera que una aplicación está formada por una colección de varios componentes asincrónicos y concurrentes. Esta estructura permite la ejecución de los distintos componentes en diferentes equipos, estableciendo una

¹<http://jderobot.org>

conexión entre ellos mediante el middleware de comunicaciones ICE. Además, se obtiene gran flexibilidad a la hora de desarrollar las aplicaciones, ya que estos componentes pueden escribirse en C++, Python, Java, etc. y todos ellos interactúan a través de interfaces ICE explícitas.

A pesar de que esta plataforma incluye una gran variedad de herramientas y librerías para la programación de robots, y de una amplia gama de componentes previamente desarrollados para realizar tareas comunes en este ámbito, su uso no es la verdadera finalidad del proyecto, ya que únicamente se centrará en la utilización de uno de sus componentes para facilitar la obtención de las imágenes.

Camera Server

Se trata de un componente que permite servir a un número determinado de cámaras, ya sean reales o simuladas, a partir de un archivo de vídeo. Internamente utiliza *gstreamer* para el manejo y el procesamiento de las diferentes fuentes de vídeo.

Para su uso, es necesario editar su fichero de configuración, adaptándolo a las necesidades concretas que plantee la máquina. Dentro de este fichero se permite especificar los siguientes campos:

- Configuración de la red, donde se indica la dirección del servidor que va a recibir la petición.
- Número de cámaras que se servirán.
- Configuración de las cámaras. Se podrán modificar los siguientes campos para cada cámara:
 - Nombre y breve descripción
 - URI: string que define la fuente de vídeo
 - Numerador y denominador del frame rate
 - Altura y anchura de la imagen
 - Formato de la imagen
 - Invertir o no la imagen

2.1.2. Caffe

Caffe [9] es una plataforma de aprendizaje profundo que permite el desarrollo, entrenamiento y evaluación de redes neuronales. Incluye, además, modelos y ejemplos previamente trabajados para un mejor entendimiento de las redes neuronales. Es una plataforma de software libre, escrito en C++, que utiliza la librería CUDA para el aprendizaje profundo y permite interfaces escritas en Python o Matlab.

Esta plataforma es interesante por múltiples factores. Además de incluir diferentes ejemplos y modelos ya entrenados, lo que ofrece mayor agilidad a la hora de empezar a entender el funcionamiento de las redes neuronales, es destacable la velocidad que ésta ofrece para el entrenamiento de las redes y su posterior evaluación, ya que está prevista con varios indicadores que permiten evaluar la propia red y compararla con otras.

Su base se encuentra en las redes neuronales convolucionales explicadas en el Capítulo 1, utilizando un entrenamiento por lotes. En concreto, su estructura y funcionamiento básico queda explicado en la Figura 2.1.

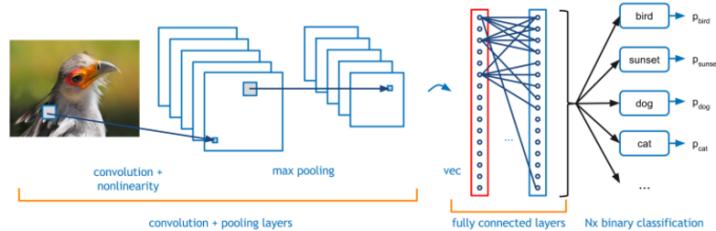


Figura 2.1: Estructura y funcionamiento básico de red en Caffe. Figura obtenida de [3]

La plataforma utiliza una serie de capas (*layers*), que, según su configuración y la distinta conexión entre ellas, permite la creación de diferentes redes neuronales. Estas capas se dividen en varios grupos, en función del tipo de entrada, el tipo de salida o la función que realiza cada una de ellas. Este trabajo no utiliza todas las capas existentes en la plataforma, a continuación se explicarán cada una de las capas empleadas, clasificadas según al grupo que pertenecen.

Data Layers

Su uso se centra en la introducción de datos a la red neuronal, y estarán situadas siempre en la parte inferior de la misma. Estos datos provienen de diferentes vías que pueden ser: bases de datos eficientes como LMDB, utilizada en este trabajo, directamente desde la memoria o desde archivos en disco en HDF5 o formatos de imagen comunes.

Dentro de esta capa es posible, además de especificar la ruta de los datos y el tamaño del lote (*batch*), indicar la fase en la que se utilizarán los datos, entrenamiento o evaluación, así como algunos parámetros de transformación para el preprocesamiento de la imagen. En concreto, en este trabajo, se utilizarán datos de entrada para ambas fases y un factor de escala para establecer el rango de las imágenes en [0,1].

Vision Layers

Este tipo de capas, típicamente toman una imagen de entrada y producen otra de salida, de forma que, aplicando una operación particular a alguna región de la entrada, se obtiene la región correspondiente de la salida. Caffe dispone de varias capas de este estilo, a continuación se comentan las dos utilizadas en el trabajo.

Convolution Layer

Realiza la convolución de la imagen de entrada con un conjunto de filtros de aprendizaje, cada uno produciendo un mapa de características en la imagen de salida. Se deben especificar datos como el número de salidas, el tamaño del filtro, el desplazamiento entre cada paso del filtro, y la inicialización y relleno de los pesos y *bias*.

Pooling Layer

Combina la imagen de entrada aplicando una operación dentro de las regiones definidas por el filtro, siendo su finalidad la reducción del muestreo. Se especifican parámetros como el tipo de pooling a realizar, máximo, promedio o estocástico, el tamaño del filtro o el desplazamiento entre cada paso del filtro.

Common Layers

Inner Product

Calcula un producto escalar con un conjunto de pesos aprendidos, y, de manera opcional, añade sesgos. Trata la entrada como un simple vector y produce una salida en forma de otro, estableciendo la altura y el ancho de cada *blob* en 1. Se establece el número de salidas, y la inicialización y relleno de los pesos y *bias*.

Dropout

Durante el entrenamiento, únicamente, establece una porción aleatoria del conjunto de entrada a 0, ajustando el resto de la magnitud del vector en consecuencia, evitando así el sobre ajuste. Se debe indicar el ratio en un valor del 0 a 1, que indicará el porcentaje de muestras que se ignorarán.

Activation / Neuron Layers

En general estas capas son operadores de elementos que toman un *blob* inferior y producen uno superior del mismo tamaño. Existen varias capas con este funcionamiento en la plataforma, en concreto se empleará la *Rectified Linear Unit (ReLU)*.

ReLU

Utiliza la función $y = \max(0, x)$, cuya gráfica se define en la Figura 2.2, donde x es la entrada a la neurona.

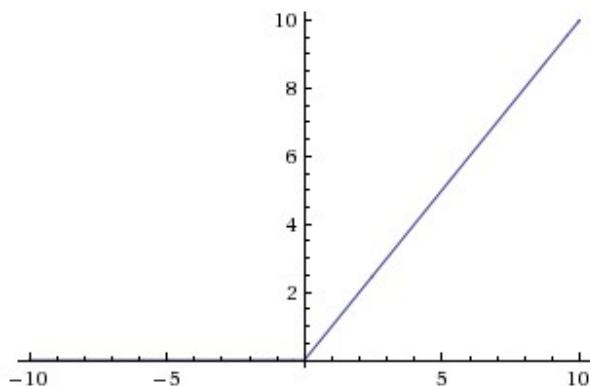


Figura 2.2: Función de activación *relu*.

Loss Layers

El cálculo de la pérdida permite el aprendizaje mediante la comparación de la salida con un objetivo y la asignación de un coste para minimizarla. Se calcula mediante el paso hacia adelante. Existen diferentes medidas de las que se destacan dos.

Softmax with Loss

La función *softmax* se utiliza a menudo en la capa final de un clasificador basado en redes neuronales. Se trata de una función que modifica un vector K-dimensional de valores reales arbitrarios a un vector K-dimensional de valores reales en el rango $(0, 1]$ que suman 1.

Esta capa es conceptualmente idéntica a una capa de *softmax*, la cual calcula la función con el mismo nombre, seguida por una capa de pérdida logística multinomial, proporcionando un gradiente numéricamente más estable. Se calcula la pérdida como:

$$E = \frac{-1}{N} \sum_{n=1}^N \log(\hat{p}_{n,l_n})$$

Siendo N el número total de muestras, \hat{p} las probabilidades de cada etiqueta para cada muestra y l_n las etiquetas existentes. Se definen las etiquetas existentes como $l_n \in [0, 1, 2, \dots, K - 1]$, siendo K el total de clases. Adicionalmente, se debe multiplicar todo por -1 ya que se aplica el logaritmo a una probabilidad, oscilante entre 0 y 1, obteniendo un resultado negativo, y el que se desea obtener debe ser positivo.

Accuracy

Esta capa calcula únicamente la tasa de acierto de la red, es decir, el número de aciertos en la clasificación referenciado al número total de muestras analizadas.

Se calcula como:

$$\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \delta\{\hat{l}_n = l_n\}$$

Donde \hat{l}_n es la etiqueta que la red decide en la clasificación y, al igual que en el caso anterior, N es el número total de muestras y l_n las etiquetas existentes.

Por último, la función $\delta\{x\}$ se define como:

$$\delta\{\text{condición}\} = \begin{cases} 1 & \text{si condición} \\ 0 & \text{resto} \end{cases}$$

Por último, además de las capas y parámetros definidos anteriormente, Caffe, permite el desarrollo de un solucionador (*solver*) en el que se podrán ajustar parámetros como el número de iteraciones totales que se ejecutarán, el de evaluación que se van a realizar, cada cuantas iteraciones se realizará esa evaluación, o se sacarán redes intermedias.

Para Caffe, el número de iteraciones no se corresponde con el número de veces que la red recorre la base de datos al completo, sino como las veces que se pasa por cada lote al completo. Esto viene dado porque, debido a la amplia dimensión de las bases de datos necesarias para desarrollar el aprendizaje profundo, según se explicación en el Capítulo 1, será necesaria una división de la misma en pequeños lotes para que ordenador no se bloquee en el tratamiento de las mismas. De esta manera, se define el número de épocas, es decir, el número de veces que se recorre de manera completa la base de datos, con la siguiente expresión:

$$\text{N.Epocas} = \frac{\text{Tamaño lote de entrenamiento} \times \text{Total iteraciones}}{\text{Muestras entrenamiento}}$$

2.1.3. DroidCam

DroidCam² es una aplicación que permite convertir un dispositivo móvil en una cámara web, estableciendo una conexión mediante WiFi/LAN, modo servidor wifi, o USB. Esta aplicación es muy usada para establecer videoconferencias a través de plataformas como Skype o Google+, entre otras aplicaciones. En este trabajo será usada para obtener el flujo de vídeo desde un dispositivo distinto a la webcam del ordenador, haciendo más sencillo el manejo del mismo.

La aplicación funciona con un componente cliente en el ordenador que instala los controladores de la cámara web y conecta el equipo con el dispositivo Android, que deberá tener instalada la misma aplicación.

²<https://www.dev47apps.com/>

Entre sus características principales destacan:

- Incluye sonido e imagen
- Conexión por diferentes medios
- Uso de otras aplicaciones con DroidCam en segundo plano
- Cámara IP de vigilancia con acceso MJPEG

2.2. Conjuntos de datos

2.2.1. MNIST

La base de datos *Modified National Institute of Standards and Technology (MNIST)*³ está formada por diferentes imágenes con números escritos a mano y consta de un conjunto de entrenamiento de 60.000 ejemplos y otro de prueba de 10.000 ejemplos. Es una buena base de datos para personas que quieren probar técnicas de aprendizaje y métodos de reconocimiento de patrones en datos del mundo real, mientras que dedican un mínimo esfuerzo a preprocesar y formatear.

Se trata de un subconjunto de una más grande, *National Institute of Standards and Technology (NIST)*, en la que las imágenes originales en blanco y negro fueron normalizadas en el tamaño para encajar en un cuadro de 20x20 píxeles, preservando su relación de aspecto. Las imágenes obtenidas contienen niveles de gris como resultado de la técnica anti-aliasing utilizada por el algoritmo de normalización. Estas imágenes se centraron en una de 28x28 calculando el centro de masa de los píxeles y trasladando la imagen para situar este punto en el centro del campo 28x28.

Fue construida a partir de la Base de Datos Especial 3 y la Base de Datos Especial 1 del NIST, que contienen imágenes binarias de dígitos manuscritos. NIST originalmente designó SD-3 como su conjunto de entrenamiento y SD-1 como su conjunto de pruebas. Sin embargo, SD-3 es mucho más limpio y más fácil de reconocer que SD-1. Esto es debido a que SD-3 fue recogido entre los empleados de la Oficina del Censo, mientras que el SD-1 fue recogido entre los estudiantes de secundaria. Dado que para una buena extracción de

³<http://yann.lecun.com/exdb/mnist/>

conclusiones es necesario que el resultado sea independiente de la elección del conjunto de entrenamiento y de prueba entre el conjunto completo de muestras, fue necesaria la elaboración de un nuevo conjunto en el que ambas bases de datos estuviesen representadas de manera equitativa. Además, se aseguraron de que los conjuntos de escritores en el de entrenamiento y el de prueba son disjuntos.

2.2.2. COCO

Microsoft *Common Objects in Context (COCO)*⁴ es un gran conjunto de datos de imágenes diseñado para la detección de objetos, segmentación y generación de subtítulos [10]. Alguna de las características principales de este conjunto de datos son:

- Múltiples objetos en cada imagen
- Más de 300.000 imágenes
- Más de 2 millones de instancias
- 80 categorías de objetos

Esta plataforma se ha desarrollado para varios retos, en concreto es de interés el reto de la detección, establecido en 2016. Se utilizan conjuntos de entrenamiento, prueba y validación con sus correspondientes anotaciones. COCO tiene tres tipos de anotaciones: instancias de objeto, puntos clave de objeto y leyendas de imagen, que se almacenan utilizando el formato de archivo *JavaScript Object Notation (JSON)* y comparten estructura de datos establecida en la Figura 2.3.

⁴<http://mscoco.org/>

```
{  
    "info"          : info,  
    "images"        : [image],  
    "annotations"  : [annotation],  
    "licenses"      : [license],  
}  
  
info{  
    "year"          : int,  
    "version"       : str,  
    "description"  : str,  
    "contributor"   : str,  
    "url"           : str,  
    "date_created" : datetime,  
}  
  
image{  
    "id"            : int,  
    "width"         : int,  
    "height"        : int,  
    "file_name"     : str,  
    "license"       : int,  
    "flickr_url"   : str,  
    "coco_url"      : str,  
    "date_captured" : datetime,  
}  
  
license{  
    "id"            : int,  
    "name"          : str,  
    "url"           : str,  
}
```

Figura 2.3: Estructura básica de anotaciones en COCO.

Para la detección son de interés las anotaciones de instancias de objetos, cuya estructura se muestra en la Figura 2.4. Cada anotación de instancia contiene una serie de campos, incluyendo el ID de categoría y la máscara de segmentación del objeto. El formato de segmentación depende de si la instancia representa un único objeto ($iscrowd = 0$), en cuyo caso se utilizan polígonos, o una colección de objetos ($iscrowd = 1$), en cuyo caso se utiliza *Run-Length Encoding (RLE)*. Debe tenerse en cuenta que un único objeto puede requerir múltiples polígonos, y que las anotaciones de la multitud se utilizan para etiquetar grandes grupos de objetos. Además, se proporciona una caja delimitadora para cada objeto, cuyas coordenadas se miden desde la esquina superior izquierda de la imagen y están indexadas en 0. Finalmente, el campo de categorías almacena el mapeo del ID de categoría a los nombres de categoría y supercategoría.

```
annotation{
    "id"          : int,
    "image_id"    : int,
    "category_id" : int,
    "segmentation": RLE or [polygon],
    "area"        : float,
    "bbox"         : [x,y,width,height],
    "iscrowd"     : 0 or 1,
}

categories:[
    "id"          : int,
    "name"        : str,
    "supercategory": str,
]
```

Figura 2.4: Estructura de instancias de objetos en COCO.

2.2.3. VOC

El objetivo del desafío de *Visual Objects Classes (VOC)* [4] es investigar el desempeño de los métodos de reconocimiento en un amplio espectro de imágenes naturales. Para ello, se requiere que los conjuntos de datos VOC contengan variabilidad significativa en términos de tamaño del objeto, orientación, pose, iluminación, posición y oclusión. También es importante que los conjuntos de datos no muestren sesgos sistemáticos, por ejemplo, favoreciendo imágenes con objetos centrados o una buena iluminación. Del mismo modo, para garantizar un entrenamiento y una evaluación precisa, es necesario que las anotaciones de imagen sean consistentes, precisas y exhaustivas para las clases especificadas.

Teniendo claros estos conceptos, en 2007, se llevó a cabo una recolección de imágenes, como las mostradas en la Figura 2.5, formando el conjunto de datos *VOC2007* [11]. Este conjunto dispone de dos grandes bases de datos, una de ellas compuesta por un conjunto de validación y otro de entrenamiento, y la otra con un único conjunto de test. Ambas bases de datos contienen alrededor de 5000 imágenes en las que se representan, aproximadamente, 12.000 objetos diferentes, por lo que, en total, este conjunto dispone de unas 10000 imágenes en las que se representan unos 24000 objetos. En el año 2012 se modifica este conjunto, aumentando a 11530 el número de imágenes con representación de 27450 objetos diferentes [12].

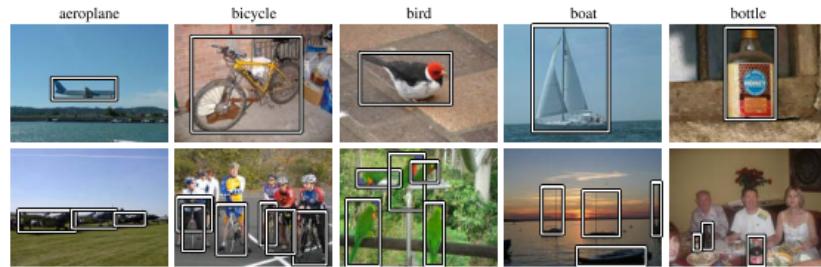


Figura 2.5: Ejemplos de imágenes en VOC. Imagen tomada de [4]

Dado que la finalidad de este conjunto de datos es permitir el desarrollo tanto de la clasificación de objetos como la detección de los mismos, será necesario que estas imágenes contengan una serie de anotaciones. Entre otras cosas, estas anotaciones contienen dos atributos importantes para ambas tareas:

- Para la **clasificación**, se debe indicar la clase de objeto que es. Los objetos de este conjunto están clasificados en 20 clases diferentes. En la Figura 2.6 se puede observar la división que se hace de cada una de las clases y las distintas clases existentes.
- Para la **detección**, será necesario indicar, para cada objeto, la *bounding box*. Se trata de un cuadro delimitador alineado con el eje que rodea la extensión del objeto visible en la imagen, permitiendo identificar el objeto en la imagen.

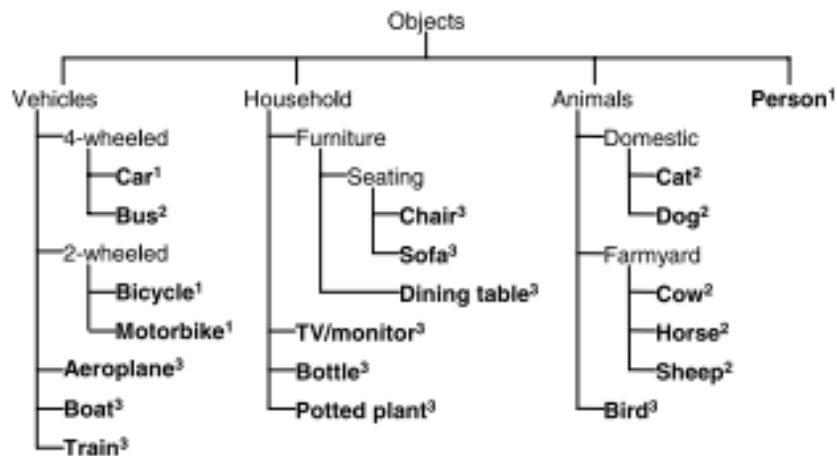


Figura 2.6: Estructura de las clases en Visual Objects Classes (VOC)2007. Imagen tomada de [4]. El superíndice de cada una de las clases indica el año de inclusión en el desafío: 2005¹, 2006², 2007³.

2.3. Evaluación de prestaciones

Existen multitud de parámetros que permiten la evaluación de las redes neuronales, sin embargo, en este proyecto, todas las comparaciones se centrarán en cinco de ellas: *accuracy*, *loss*, matriz de confusión, *precision* y *recall* [13].

Las dos primeras fueron explicadas en la Sección 2.1.2, por lo que no se ahondará más sobre ellas. Las tres restantes serán explicadas más profundamente, y de manera totalmente teórica a continuación.

2.3.1. Matriz de confusión

Una matriz de confusión resume el desempeño de clasificación de un clasificador con respecto a algunos datos de prueba. Es una matriz bidimensional, indexada en una dimensión por la clase verdadera de un objeto y en la otra por la clase que el clasificador. Un caso especial de la matriz de confusión se utiliza a menudo con dos clases, una designada la clase positiva y la otra a la clase negativa. En este contexto, las cuatro células de la matriz se designan como verdaderos positivos (TP), falsos positivos (FP), negativos verdaderos (TN) y falsos negativos (FN), según se muestra en la Figura 2.7 [14].

		<u>True class</u>	
		p	n
<u>Hypothesized class</u>	Y	True Positives	False Positives
	N	False Negatives	True Negatives
		Column totals:	P N

Figura 2.7: Matriz de confusión para clasificación binaria. Imagen tomada de [5]

En una clasificación multiclas, esta matriz se aumenta de tal forma que exista una columna para cada clase posible real y una fila para cada clase posible predicha, según se muestra en la Figura 2.8.

		Actual Value		
		A	B	C
Predicted Outcome	A	TA (True Positive A)	FA ^B (False A-B)	FA ^C (False A-C)
	B	FB ^A (False B-A)	TB (True Positive B)	FB ^C (False B-C)
	C	FC ^A (False C-A)	FC ^B (False C-B)	TC (True Positive C)

Figura 2.8: Matriz de confusión para clasificación multiclase. Imagen tomada de [6]

En este caso no existe el concepto de falso negativo, sino que se obtiene, en cada celda, el número de veces que se predijo la clase correspondiente a la fila de la misma, al producirse la clase correspondiente a la columna en la que se sitúa. De esta manera, la diagonal, formaría los aciertos que se produjeron en la clasificación, y el resto de celdas las equivocaciones cometidas [6].

2.3.2. *Precision*

El valor de *precision*, en clasificación binaria se define como una proporción de positivos verdaderos (TP) y el número total de positivos predichos por un modelo [5]. En el caso de clasificación multiclase se deberá de tener en cuenta la existencia de varias clases y se utilizará la siguiente expresión, adaptada de [5]:

$$P = \frac{TP_X}{TP_X + FP_X}$$

Donde:

- TP_X se corresponde el número de verdaderos positivos para la clase X , es decir, el valor de aciertos correspondiente para dicha clase, situado en la diagonal.
- FP_X se corresponde el número de falsos positivos para la clase X , es decir, el número de veces que se predijo dicha clase sin haber sido producida, correspondiente con la suma del resto de celdas en la misma fila.

2.3.3. *Recall*

El valor de *recall*, en clasificación binaria, se define como una proporción de positivos verdaderos (TP) y el número total de positivos que se producen [5]. Al igual que en el caso anterior, al considerar la clasificación multiclasa se adapta la expresión de [5] para considerar todas las clases posibles, de esta forma se obtiene la expresión:

$$R = \frac{TP_X}{TP_X + FN_X}$$

Donde TP_X se corresponde con lo explicado en la sección anterior y FN_X se corresponde con los falsos negativos para la clase X , es decir, el número de veces que se predijo erróñamente otra clase habiéndose producido X , correspondiente con la suma del resto de la columna.

Capítulo 3

Clasificación con Aprendizaje Profundo

En este capítulo se expondrá el trabajo realizado para la comprensión del problema de clasificación de imágenes utilizando una plataforma de aprendizaje profundo. Para ello se ha elaborado un componente en Python que permite la clasificación de dígitos del 0 al 9 en tiempo real, que ha sido mejorado gracias a un amplio estudio sobre las variantes posibles aplicadas a las redes entrenadas, utilizando la plataforma Caffe.

3.1. Clasificador de dígitos

La primera tarea que se abarca en el proyecto es el desarrollo de un componente en Python para la clasificación de dígitos entre 0 y 9 en tiempo real, materializando en una aplicación concreta el problema de la clasificación de imágenes con aprendizaje profundo. Para poder desarrollar esta aplicación es necesario, previamente, un entendimiento de una primera red básica, que será la encargada de realizar la clasificación. En esta sección se explicará el procedimiento seguido para el entendimiento de la red y el desarrollo del propio componente.

3.1.1. Red básica

La red que se empleará, está orientada a la clasificación de números utilizando, en el entrenamiento, la base de datos numérica MNIST, explicada en la Sección 2.2.1, y en la que se entrará en detalle a continuación.

La base de datos explicada, MNIST, proporciona dos conjuntos de datos, uno de entrenamiento y otro de test, pero, a diferencia de otros conjuntos no dispone de una de validación, utilizada para evaluar el modelo durante el entrenamiento. Por ello, el primer paso que se derá consiste en dividir la base de datos de entrenamiento en dos, obteniendo un conjunto de validación a partir del que ofrece MNIST para el entrenamiento. Para esta tarea, se desarrolla un script, *createvalidationdatabase.py*, que divide la base de datos de entrenamiento original en dos, el 80 % para entrenamiento y el 20 % restante para validación. En la Tabla 3.1, se muestra un resumen de la estructura final de ambas bases de datos, así como la estructura de la base de datos de test que no sufre ninguna modificación.

		Set entrenamiento		Set test
Dígito	Total	80 %	20 %	Test
0	5923	4738	1185	980
1	6742	5393	1349	1135
2	5958	4767	1191	1032
3	6131	4905	1226	1010
4	5842	4674	1168	982
5	5421	4337	1084	892
6	5918	4734	1184	958
7	6265	5012	1253	1028
8	5851	4681	1170	974
9	5949	4759	1190	1009
Total	60000	48000	12000	10000

Tabla 3.1: Estructura de conjuntos de datos.

Se puede comprobar, como era de esperar, que no todos los dígitos tienen la misma presencia, siendo mayor el número de muestras en los dígitos que pueden generar mayor confusión, como el 1 o el 7, y menor en los que son más claros como el 0. Por ello, es muy importante respetar las proporciones existentes en cada dígito al dividir la base de datos para no alterar la naturaleza de la base de datos original. Para mantener esta proporción se calculará el porcentaje sobre el total de cada dígito y no sobre el total del conjunto de datos.

En la Figura 3.1 se puede observar una muestra de cada uno de los dígitos que se almacenan, en este caso, en la base de datos de test, siendo de las mismas características el resto de bases de datos explicadas.

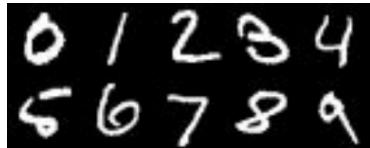


Figura 3.1: Muestras de base de datos MNIST original.

Tras tener claro los diferentes conjuntos de datos que se emplearán en adelante, se procede al entrenamiento de la red. Para entrenar una red, Caffe proporciona tres archivos que se editarán para adaptar la red al problema que se abarque. A continuación, se explicará cada uno de esos archivos, siguiendo el orden que fue necesario hasta conseguir la red completamente entrenada.

3.1.1.1. Definición de la red

Caffe utiliza el archivo *lenet_train_test.prototxt* para la especificación de todos los parámetros que son necesarios en el entrenamiento de la red, es decir, en este documento se definen las imágenes que se emplearán, la propia estructura de la red y la forma en la que se analizarán las imágenes proporcionadas, todo ello empleando diferentes capas (*layers*).

La primera línea de este documento es utilizada para indicar el nombre que se le quiere dar a la red, según se muestra a continuación.

```
name: "LeNet"
```

En concreto, esta red recibe el nombre de LeNet, un tipo de red que es conocida por un buen funcionamiento en las tareas de clasificación de dígitos y que, por lo general, consta de una capa convolucional seguida por una capa de agrupamiento (*pooling*), repetido dos veces. Tras ellas, se incluyen dos capas totalmente conectadas similares a las perceptrones multicapa convencionales. Con Caffe la estructura habitual de la red LeNet se ve ligeramente modificada, utilizando una función de activación lineal en lugar de sigmoidal.

Tras la definición del nombre se definen dos capas de datos, una de ellas correspondiente a los datos de entrenamiento y, la otra, correspondiente a los datos que se utilizarán para realizar la evaluación durante el entrenamiento, obteniendo datos de *accuracy* y *loss* con el conjunto de validación. A continuación se muestra un ejemplo de cómo se define esta capa de datos, en concreto, en fase de entrenamiento.

```
layer {
    name: "mnist"
    type: "Data"
    top: "data"
    top: "label"
    include {phase: TRAIN}
    transform_param {scale: 0.00390625}
    data_param {
        source: "examples/mnist/mnist_train_lmdb"
        batch_size: 64
        backend: LMDB }
}
```

Los parámetros de transformación (*transform_param*), indican el preprocesamiento de la imagen antes de comenzar el entrenamiento, y, éstos, deben coincidir en ambas fases, ya que si se evaluase la red con una transformación de la imagen distinta a la aplicada en el entrenamiento los resultados obtenidos no serían reales. En este caso, se utiliza un factor de escala, indicado con el nombre *scale*, que establece el rango de la imagen en [0,1]. En esta red se utilizarán dos capas de datos que difieren en la fase en la que se utilizan los datos, entrenamiento o evaluación de la red, el tamaño del lote, siendo 64 muestras para el entrenamiento y 100 para la evaluación, y la ruta de la que se cogen los datos.

A continuación, se comienzan a definir las capas del entrenamiento propiamente dicho. Se intercala una capa de convolución con una de agrupamiento y se repite la estructura dos veces.

En la capa de convolución, explicada en la Sección 2.1.2, se define que el tamaño del filtro será de 5x5 y que se obtendrán 20 salidas en la primera de ellas, en la segunda, sin embargo, se obtendrán 50 salidas. Además se define el algoritmo "Xavier" para la

inicialización de los pesos, que determina automáticamente la escala de inicialización basada en el número de entradas y de las neuronas de salida, y la inicialización del *bias* mediante una constante que por defecto es 0. Esta estructura se define de la siguiente forma en el documento de Caffe:

```
layer {
    name: "conv1"
    type: "Convolution"
    bottom: "data"
    top: "conv1"
    param {lr_mult: 1}
    param {lr_mult: 2}
    convolution_param {
        num_output: 20
        kernel_size: 5
        stride: 1
        weight_filler {type: "xavier"}
        bias_filler {type: "constant"}
    }
}
```

La capa de agrupamiento, también explicada en la Sección 2.1.2, será alimentada por la capa de convolución anterior y alimentará a la siguiente en caso de que la haya. A continuación se muestra un ejemplo de cómo se define esta capa.

```
layer {
    name: "pool1"
    type: "Pooling"
    bottom: "conv1"
    top: "pool1"
    pooling_param {
        pool: MAX
        kernel_size: 2
        stride: 2 }
}
```

Se definen en esta capa un tamaño de filtro de 2x2, un intervalo de dos muestras entre cada aplicación del filtro, por lo que no hay solape, y el método del máximo para realizar el agrupamiento.

En caso de ser la última de las capas de agrupamiento sus salidas serán la entrada de las capas completamente conectadas, *InnerProduct*, explicadas en la Sección 2.1.2. En concreto se establecen dos, cuya definición en el documento queda de la siguiente manera:

```
layer {
    name: "ip1"
    type: "InnerProduct"
    bottom: "pool2"
    top: "ip1"
    param {lr_mult: 1}
    param {lr_mult: 2}
    inner_product_param {
        num_output: 500
        weight_filler {type: "xavier"}
        bias_filler {type: "constant"}
    }
}
```

En estas capas se definen 500 salidas para la primera de ellas, y tantas como clases se tengan, en la segunda. La aplicación que se está desarrollando pretende clasificar los dígitos del 0 al 9, por lo que esta última capa deberá de tener 10 salidas.

Las capas completamente conectadas están separadas entre sí por una capa de activación, en este caso linear, llamada *ReLU*. Esta capa fue explicada en la Sección 2.1.2 y tiene la siguiente forma en el documento:

```
layer { name: "relu1"
    type: "ReLU"
    bottom: "ip1"
    top: "ip1"}
```

Esta capa no dispone de ningún parámetro modificable ya que la plataforma proporciona directamente la función por su identificador único.

Para terminar la estructura de la red básica, Caffe permite la opción de añadir capas que muestren parámetros de evaluación de la red que se está entrenando. Estas capas, se deben añadir como una capa más a continuación de las anteriormente explicadas y se definirá su estructura de la siguiente forma:

```
layer {
    name: "accuracy"
    type: "Accuracy"
    bottom: "ip2"
    bottom: "label"
    top: "accuracy"
    include {phase: TEST}
}

layer {
    name: "loss"
    type: "SoftmaxWithLoss"
    bottom: "ip2"
    bottom: "label"
    top: "loss"
}
```

Estas dos capas permiten obtener valores de precisión y pérdidas cada ciertas iteraciones, siendo marcado este valor en el documento que se explicará a continuación, el solucionador.

En la Figura 3.2 se puede observar un esquema de la estructura definida en este apartado, los valores de interés y cada una de las entradas y salidas de las capas. Para obtener esta figura, se ha ejecutado un código proporcionado por la propia plataforma, que, mediante el archivo que define la estructura, explicado anteriormente, dibuja la red. Para ello se debe ejecutar comando mostrado a continuación.

```
$ caffe/python/draw_net.py <netprototxt_filename> <out_img_filename>
```

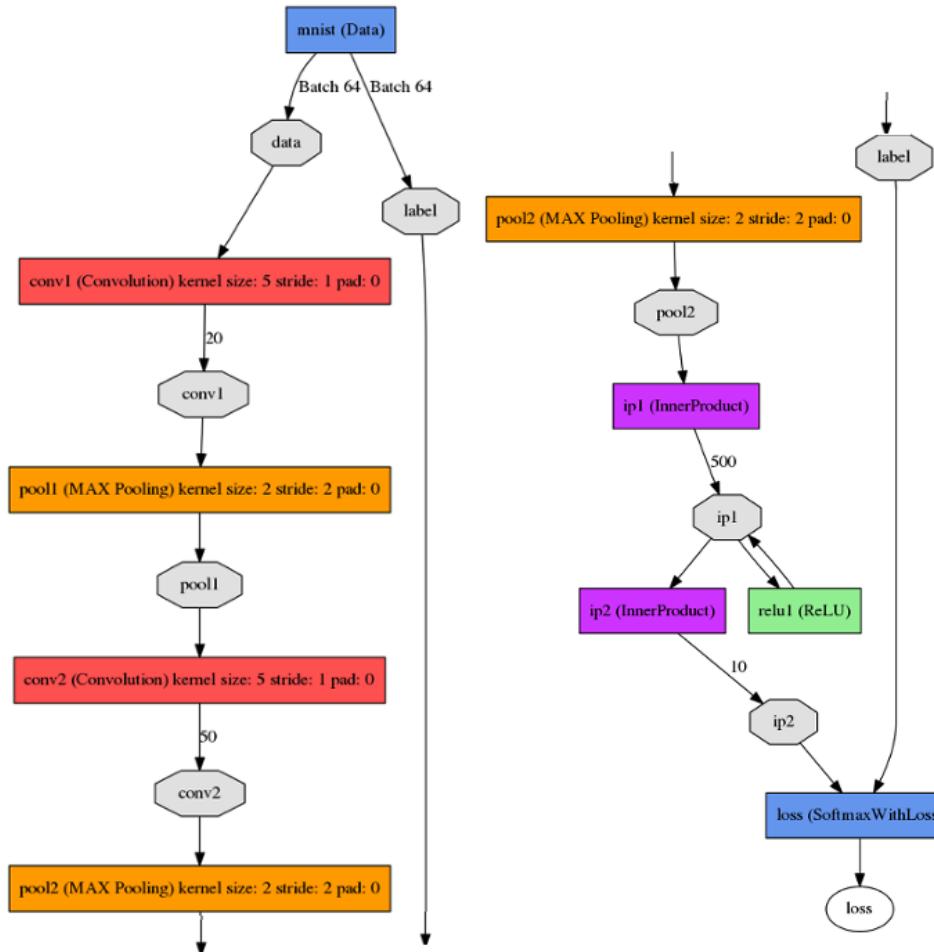


Figura 3.2: Red básica LeNet MNIST.

3.1.1.2. Definición del solucionador

Para esta tarea se va a utilizar el archivo de Caffe *lenet_solver.prototxt*. En este documento se definen parámetros como la estructura de red que se utilizará, definida en el apartado anterior, y el número de iteraciones que se ejecutarán durante el entrenamiento de la red, cuya explicación se aportó en la Sección 2.1.2. Además, en ese mismo capítulo, se explican el resto de parámetros que se manejarán en este proyecto, como la evaluación de la red o las redes intermedias que se guardarán. A continuación se muestra el aspecto de este solucionador en Caffe, destacando los parámetros más significativos.

```
# The train/test net protocol buffer definition
net: "examples/mnist/lenet_train_test.prototxt"
# test_iter specifies how many forward passes the test should carry
# out.
# In the case of MNIST, we have test batch size 100 and 100 test
# iterations, covering the full 10,000 testing images.
test_iter: 100
# Carry out testing every 500 training iterations.
test_interval: 500
# The base learning rate, momentum and the weight decay of the network.
base_lr: 0.01
momentum: 0.9
weight_decay: 0.0005
# The learning rate policy
lr_policy: "inv"
gamma: 0.0001
power: 0.75
# Display every 100 iterations
display: 100
# The maximum number of iterations
max_iter: 10000
# snapshot intermediate results
snapshot: 5000
snapshot_prefix: "examples/mnist/lenet"
# solver mode: CPU or GPU
solver_mode: CPU
```

Se debe fijar especial atención en parámetros como *net*, que define la ruta al documento de la sección anterior en el que se define la estructura de red, *test_interval*, que marca cada cuántas iteraciones se realizará la evaluación de la red en el entrenamiento, *max_iter*, que define el número de iteraciones totales para finalizar el entrenamiento, *snapshot*, que indica cada cuántas iteraciones se creará un archivo con la red intermedia correspondiente, y, finalmente, *snapshot_prefix*, que marcará la ruta en la que se almacenarán los archivos. La forma en la que se almacenan los archivos se corresponden con la ruta indicada hasta el último “/”, siendo lo posterior el nombre deseado que será completado con el número

de iteración correspondiente. En el ejemplo mostrado, el archivo será almacenado en la ruta *"examples/mnist/"* y el nombre de la red final será *"lenet_iter_10000"*.

Tras definir el solucionador se procederá a la ejecución de un archivo que comience con el entrenamiento de la red y permita obtener, finalmente, el modelo entrenado para usar en la aplicación.

3.1.1.3. Ejecución de la red

Para comenzar con el entrenamiento de la red, una vez definida la estructura y el solucionador, se deben ejecutar los siguientes comandos:

```
cd $CAFFE_ROOT  
./examples/mnist/train_lenet.sh
```

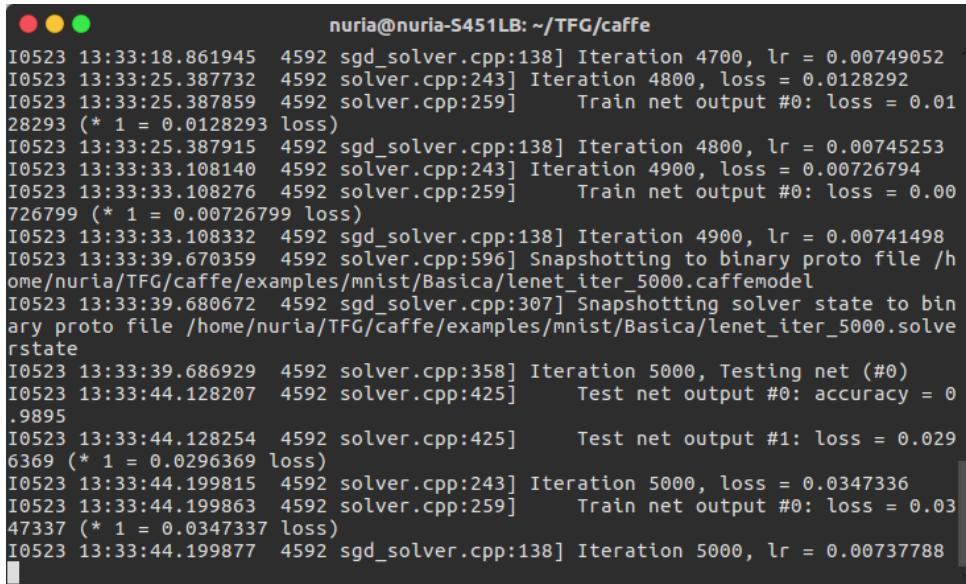
El archivo que se ejecuta contiene información sobre qué solucionador se debe implementar y el modo de ejecución, de la forma que se muestra a continuación.

```
#!/usr/bin/env sh  
set -e  
  
. /build/tools/caffe train  
--solver=examples/mnist/lenet_solver_validation.prototxt
```

Este archivo, permite añadir una nueva línea mediante la que se obtiene, en la ruta marcada, un archivo de *log* con información sobre el entrenamiento y la evaluación. Esta línea se añade tras indicar el solucionador de la forma que se muestra a continuación.

```
2>&1 | tee .../NombreArchivoLog.log $@
```

En la Figura 3.3 se muestra la información que se observa en el terminal al ejecutar el entrenamiento, siendo ésta la misma que queda registrada en el archivo *log* indicado.

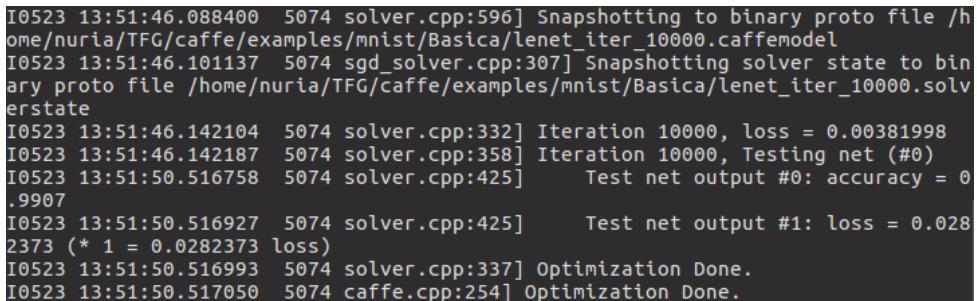


```

● ● ● nuria@nuria-S451LB: ~/TFG/caffe
I0523 13:33:18.861945 4592 sgd_solver.cpp:138] Iteration 4700, lr = 0.00749052
I0523 13:33:25.387732 4592 solver.cpp:243] Iteration 4800, loss = 0.0128292
I0523 13:33:25.387859 4592 solver.cpp:259] Train net output #0: loss = 0.01
28293 (* 1 = 0.0128293 loss)
I0523 13:33:25.387915 4592 sgd_solver.cpp:138] Iteration 4800, lr = 0.00745253
I0523 13:33:33.108140 4592 solver.cpp:243] Iteration 4900, loss = 0.00726794
I0523 13:33:33.108276 4592 solver.cpp:259] Train net output #0: loss = 0.00
726799 (* 1 = 0.00726799 loss)
I0523 13:33:33.108332 4592 sgd_solver.cpp:138] Iteration 4900, lr = 0.00741498
I0523 13:33:39.670359 4592 solver.cpp:596] Snapshotting to binary proto file /h
ome/nuria/TFG/caffe/examples/mnist/Basica/lenet_iter_5000.caffemodel
I0523 13:33:39.680672 4592 sgd_solver.cpp:307] Snapshotting solver state to bin
ary proto file /home/nuria/TFG/caffe/examples/mnist/Basica/lenet_iter_5000.solve
rstate
I0523 13:33:39.686929 4592 solver.cpp:358] Iteration 5000, Testing net (#0)
I0523 13:33:44.128207 4592 solver.cpp:425] Test net output #0: accuracy = 0
.9895
I0523 13:33:44.128254 4592 solver.cpp:425] Test net output #1: loss = 0.029
6369 (* 1 = 0.0296369 loss)
I0523 13:33:44.199815 4592 solver.cpp:243] Iteration 5000, loss = 0.0347336
I0523 13:33:44.199863 4592 solver.cpp:259] Train net output #0: loss = 0.03
47337 (* 1 = 0.0347337 loss)
I0523 13:33:44.199877 4592 sgd_solver.cpp:138] Iteration 5000, lr = 0.00737788

```

Figura 3.3: Ejecución de entrenamiento de red LeNet MNIST.



```

I0523 13:51:46.088400 5074 solver.cpp:596] Snapshotting to binary proto file /h
ome/nuria/TFG/caffe/examples/mnist/Basica/lenet_iter_10000.caffemodel
I0523 13:51:46.101137 5074 sgd_solver.cpp:307] Snapshotting solver state to bin
ary proto file /home/nuria/TFG/caffe/examples/mnist/Basica/lenet_iter_10000.solv
erstate
I0523 13:51:46.142104 5074 solver.cpp:332] Iteration 10000, loss = 0.00381998
I0523 13:51:46.142187 5074 solver.cpp:358] Iteration 10000, Testing net (#0)
I0523 13:51:50.516758 5074 solver.cpp:425] Test net output #0: accuracy = 0
.9907
I0523 13:51:50.516927 5074 solver.cpp:425] Test net output #1: loss = 0.028
2373 (* 1 = 0.0282373 loss)
I0523 13:51:50.516993 5074 solver.cpp:337] Optimization Done.
I0523 13:51:50.517050 5074 caffe.cpp:254] Optimization Done.

```

Figura 3.4: Fin de entrenamiento de red LeNet MNIST.

Tras terminar el entrenamiento, mostrado en la Figura 3.4, se obtiene el archivo con la red neuronal entrenada, almacenado según la ruta que se indicó en el solucionador, que podrá ser utilizada en la herramienta que sea de interés.

Los parámetros de pérdidas y precisión calculados durante el entrenamiento para ambas fases, queda almacenados en el archivo *log* generado, y serán divididos en las dos fases, entrenamiento y evaluación para su análisis. Para ello se ejecuta el archivo *parse_log.sh* proporcionado por la plataforma en su carpeta *tools/extr*a. En la Figura 3.5 se muestra el aspecto de estos archivos desglosados.

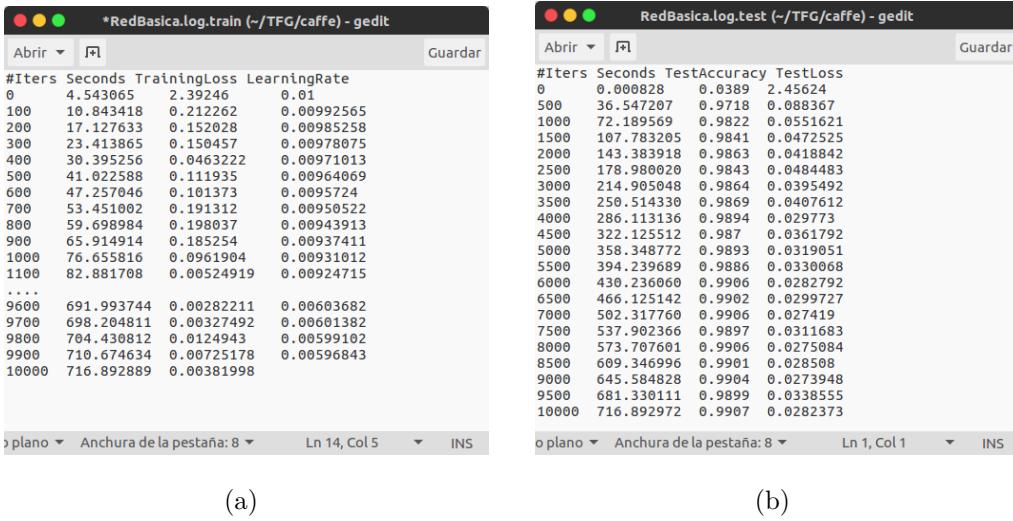


Figura 3.5: Archivos log de: (a) Entrenamiento, (b) Evaluación.

3.1.2. Componente Python

Se ha desarrollado un componente escrito en Python que, mediante la ayuda del *Camera Server* de JdeRobot, comentado en la Sección 2.1.1, y la red explicada en la Sección 3.1.1, es capaz de clasificar un dígito mostrado a la cámara, que se especificará en un archivo de configuración, en tiempo real, encendiendo una bombilla que se corresponde con el número obtenido.

Debido a la magnitud de la tarea a realizar, se optó por dividir el programa en dos hilos que serán explicados a continuación. Uno de ellos se encargará del aspecto gráfico de la aplicación, mostrando la imagen obtenida por la cámara, la imagen procesada para la clasificación, y la iluminación de la bombilla correspondiente. El segundo hilo, se encargará de gestionar la captación de la cámara, mediante la conexión con el componente *Camera Server*, así como el proceso de clasificación, utilizando la red entrenada. Todo el código correspondiente a esta aplicación podrá ser encontrado en [?].

3.1.2.1. Cámara

El hilo fundamental de la aplicación, que se encargará de la lógica de la misma mediante la adquisición de la imagen y su posterior procesamiento, estará referenciado por el nombre *Camera*.

Al comienzo de la ejecución se inicializa un objeto Cámara, mediante el constructor *Camera()*, que será el encargado de gestionar las acciones anteriormente nombradas. En esta inicialización se indica qué cámara se va a utilizar, referenciada de manera externa mediante un archivo de configuración que se indicará en la ejecución de la aplicación. La línea que indica la cámara en este archivo es la siguiente:

```
Numberclassifier.Camera.Proxy=cameraA:default -h localhost -p 9999
```

Esta propiedad estará enlazada con el componente *Camera Server* de JdeRobot que nos proporciona un servidor de imágenes mediante la cámara.

Otro aspecto importante que se maneja en la inicialización de la cámara es la especificación y carga de la red que se empleará para la clasificación. Este aspecto se realiza mediante las siguientes líneas:

```
model_file = '.../lenet.prototxt'  
pretrained_file = '.../lenet_iter_10000.solverstate'  
self.net = caffe.Classifier(model_file, pretrained_file,  
                             image_dims=(28, 28), raw_scale=255)
```

Con este código se realizan las tres acciones necesarias para establecer la red que se utilizará. En primer lugar, se indica cuál será el modelo empleado para la clasificación. Este modelo es un archivo proporcionado por Caffe de manera homóloga al *lenet_train_test.prototxt*, con la excepción de que la capa de datos no recurre a archivos almacenados sino que utiliza imágenes que serán insertadas en la ejecución de la red. El resto de datos deben ser exactamente iguales a la estructura de la red entrenada para que no se produzcan errores. En segundo lugar, se indica la red entrenada que se utilizará en la ejecución, el archivo obtenido al finalizar el entrenamiento según se indicó en la Sección 3.1.1. Por último, se crea la red ejecutable, es decir, se crea un objeto que será utilizado por la aplicación cada vez que se quiera realizar la clasificación. Para esta creación es necesario indicar, en primer lugar, que se trata de una red para la clasificación, y, además, introducir los parámetros del modelo, la red entrenada, las dimensiones de las imágenes, y la escala de los píxeles.

Además de las propiedades más importantes comentadas anteriormente, se definen

también funciones que serán importantes para la ejecución de la aplicación. Se establece una función *update(self)*, que será llamada cada 150ms para la actualización del hilo *ThreadCamera(camera)*, creado en el componente principal, para obtener las imágenes de forma periódica y poder establecer un flujo de vídeo a tiempo real. Esta función, a su vez, necesita de otra, *getImage(self)*, que obtiene la imagen, la redimensiona, y le aplica una transformación necesaria antes de introducirla en el proceso de clasificación, devolviendo un array con las dos imágenes, original y transformada. Para esa transformación se utiliza una tercera función de la cámara, *trasformImage(self,img)*. En ella, se centra la imagen en un cuadrado, pues la captada es rectangular y la necesaria para introducir en la red debe ser cuadrada, se convierte a imagen de grises, se redimensiona al tamaño necesario para introducirla en la red (28x28), y por último, se le aplica un filtro gaussiano de 5x5 para reducir el ruido.

Finalmente, se crea la siguiente función para realizar la clasificación de los dígitos:

```
def classification(self, img):
    self.net.blobs['data'].reshape(1,1,28,28)
    self.net.blobs['data'].data[...] = img * 0.00390625
    output = self.net.forward()
    digito = output['prob'].argmax()
    return digito
```

En primer lugar se asegura que las dimensiones del *blob* de datos sea de 28x28. En el siguiente paso, se introduce a la red la imagen obtenida tras la transformación, aplicandole el factor de escala para que el intervalo de los píxeles esté entre 0 y 1, coincidiendo con el aprendizaje. Posteriormente se ejecuta la red y se obtiene, como salida, una estructura que almacena, por un lado, la propiedad *'prob'* que se corresponde con un array que incluye las probabilidades de que la imagen introducida sea cada uno de los dígitos posibles, y, por otro, el tipo de datos que se almacena, en este caso *float32*. Posteriormente, de ese array de probabilidades, se escoge el dígito cuya probabilidad es mayor y se devuelve.

Una vez establecida la lógica de la aplicación, se procede a desarrollar el interfaz gráfico que permite al usuario visualizar, tanto las imágenes captadas y transformadas, como el resultado de la clasificación.

3.1.2.2. GUI

Para el aspecto gráfico de la aplicación, en el componente principal, se inicializará un objeto llamado *window* mediante el constructor *Gui()*, al que posteriormente se le vinculará la cámara mediante una función propia, *window.setCamera(camera)*. Por último, al tratarse de un componente gráfico, será necesario indicar que se muestre mediante *window.show()*. Al inicializar este objeto se crean todos los elementos gráficos que serán necesarios y que se modificarán posteriormente para conseguir el resultado deseado.

Al igual que en el caso de la cámara, se establecerá un hilo que permita aligerar la ejecución de la aplicación mediante *ThreadGui(window)*, que establece el tiempo de actualización en 50ms. Debido al uso de este hilo, se crea en el objeto una función *update()* que, en este caso, se encarga de obtener las imágenes original y transformada mediante la función *getImage()* de la cámara, y adaptarlas para poder mostrarlas en las etiquetas definidas para cada una de ellas. Además, llama a otra función propia, *lightON(out)*, que cambia el color del fondo del dígito que se haya clasificado, haciendo uso de la función de clasificación definida anteriormente en la cámara.

En la Figura 3.6 se puede observar el resultado gráfico de la aplicación. Al no tener detección, la ejecución de la clasificación es continua, por lo que, aunque no exista un dígito en la imagen, el componente decide constantemente un determinado dígito que considerará correcto, encendiéndo la bombilla adecuada.

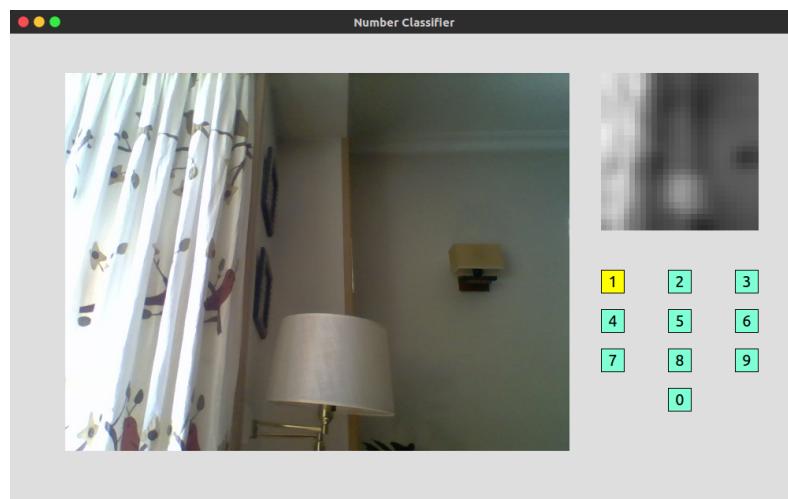


Figura 3.6: Captura de componente gráfico de la aplicación.

3.1.2.3. Ejecución

El proceso de ejecución del componente se divide en dos pasos. Por un lado, será necesaria la ejecución del servidor de imágenes, para lo que se utilizará el componente de JdeRobot. Por otro lado se debe lanzar el propio componente clasificador explicado anteriormente.

Para ejecutar el *Camera Server*, se seguirán las instrucciones que aporta la plataforma JdeRobot, utilizando el archivo de configuración que se facilita. Se utilizará el siguiente comando:

```
cameraserver cameraserver.cfg
```

En el desarrollo de este trabajo, la propiedad de interés del archivo de configuración es *CameraSrv.Camera.0.Uri*, que se centra en indicar la fuente de vídeo. Esta fuente puede ser un archivo de vídeo almacenado, para el que se empleará la ruta del archivo en ese campo, la webcam del propio ordenador, para el que se utilizará el valor 0, u otra cámara externa, para la que se le indicará el valor 1.

En la Sección 2.1.3 se comentó una aplicación que permitía utilizar la cámara de un smartphone android como fuente de vídeo mediante una cámara externa. Para poder utilizar esta herramienta es necesario tener instalados el programa tanto en el dispositivo móvil a utilizar como en el propio ordenador, según se indica en la guía de la aplicación ¹, y abrir la aplicación. Una vez abierta en ambos dispositivos, se debe conectar el USB del ordenador al móvil e indicar en la aplicación de escritorio que la conexión se hará vía USB. La razón del uso del USB y no de la conexión vía WiFi radica en la rapidez, siendo más adecuada para tiempo real. Una vez se han realizado las acciones anteriores se estable la conexión y se obtienen los resultados de la Figura 3.7 para el ordenador y el dispositivo.

¹<https://www.dev47apps.com/droidcam/linuxx/>

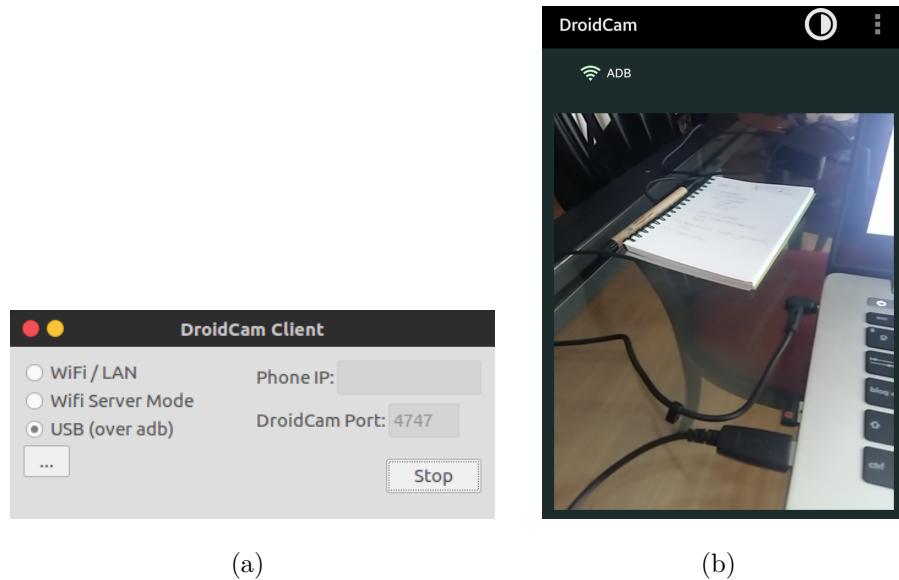


Figura 3.7: Capturas de DroidCam en: (a) Escritorio, (b) Dispositivo móvil

Tras tener en funcionamiento el servidor de imágenes se debe proceder a la ejecución del componente clasificador, para ello se ejecutará el siguiente comando:

```
python numberclassifier.py --Ice.Config=numberclassifier.cfg
```

El componente Python contiene los procedimientos indicados en las secciones anteriores, la creación del GUI, la cámara y el lanzamiento de los hilos correspondiente a cada uno de ellos. En el fichero de configuración se tiene una propiedad que indica qué cámara utilizar, es importante que el nombre de esta cámara se corresponda con el indicado en el fichero de configuración del servidor, de esta manera se establece la comunicación entre ambos componentes.

Finalmente, tras la ejecución, obtenemos el resultado del componente mostrado en la Figura 3.8, donde se aprecia el funcionamiento del mismo para un número sencillo y perfectamente definido según el entrenamiento de la red, es decir, fondo negro y número blanco.

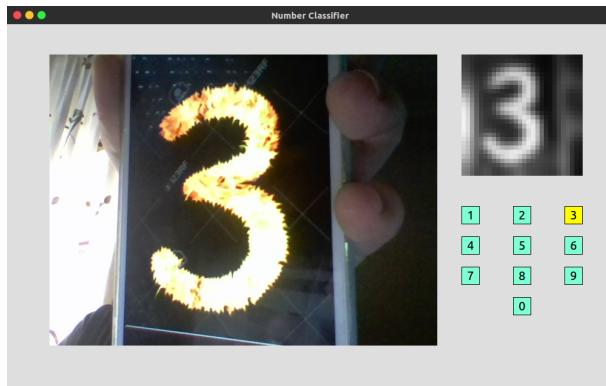


Figura 3.8: Captura del componente clasificador.

Tras conseguir la aplicación del clasificador, se ha evaluado la red obtenida mediante un banco de pruebas, que será explicado a continuación y se ha procedido a la mejora de la misma gracias a los diferentes resultados obtenidos.

3.2. Banco de pruebas

Para la evaluación de las diferentes redes neuronales que se desarrollarán en el proyecto se elabora un banco de pruebas que permite obtener los parámetros de evaluación explicados en el Capítulo 2, siendo necesario, previamente, la obtención de datos de clasificación sobre una determinada base de datos de test.

3.2.1. Obtención de datos de test

El primer paso para la elaboración de este banco de pruebas pasa por el desarrollo de un script, *testcaffenet.py*, que permite introducir una base de datos de test a la red neuronal deseada y obtener la clasificación para cada uno de los elementos existentes en la misma. Este script está dividido en tres partes claramente diferenciadas que permite la obtención de los resultados finales y que serán detalladas a continuación.

Obtención de las imágenes

Las imágenes y sus correspondientes etiquetas están almacenadas en bases de datos de tipo *Lightning Memory-Mapped Database (lmdb)*. Este tipo de bases de datos requiere de un método específico para poder acceder al contenido de las mismas

y poder manipular las imágenes que se almacenan en ellas, que queda definido a continuación.

```
lmdb_env = lmdb.open('.../test_lmdb')
lmdb_txn = lmdb_env.begin()
lmdb_cursor = lmdb_txn.cursor()
```

Tras este código, se obtiene un cursor que apunta al comienzo de los datos en la base de datos y que permitirá recorrerla para obtener las imágenes y etiquetas.

Para poder procesar los datos obtenidos anteriormente utilizando la plataforma Caffe, será necesario crearse una estructura *Datum* de la propia plataforma que incluirá, en cada iteración para recorrer la base de datos, la información de la instancia que se analiza. El siguiente código, crea la estructura indicada e indica la forma en que se recorre la base de datos, obteniendo, por un lado, los datos de la imagen en sí (*data*), y por otro, las etiquetas de las mismas (*label*).

```
datum = caffe.proto.caffe_pb2.Datum()
...
for key, value in lmdb_cursor:
    datum.ParseFromString(value)
    label = datum.label
    data = caffe.io.datum_to_array(datum)
    ...
    ...
```

Finalmente, en la variable *data* se almacena la imagen que se utilizará posteriormente para realizar la clasificación, y en *label*, la etiqueta correspondiente que se empleará para hacer las comparaciones.

Clasificación de las imágenes

La tarea de clasificación se realizará exáctamente de la misma manera que se especificó en la Sección 3.1.2.1, utilizando la misma función sobre cada uno de los *data* obtenidos según se muestra en el código a continuación.

```
...
net_out = classification(data)
...
```

Una vez se ha conseguido obtener el dígito que la red interpreta, se procede a las comparaciones para poder obtener datos más cómodos para la evaluación.

Comparación de datos

La tarea de comparación de los datos obtenidos por la red con los reales almacenados en la base de datos es bastante sencilla.

Se creará archivo de texto que incluirá una breve descripción del contenido y, para cada iteración, el número de iteración, la etiqueta real, la identificada por la red y un booleano que indicará si ambas etiquetas coinciden o no, todo ello separado por espacios, según se muestra a continuación.

```
for key, value in lmdb_cursor:
    ...
    if label == net_out:
        conclusion = True
    else:
        conclusion = False
    testfile.write("Interacion " + str(loop) + ":")
    testfile.write(str(label) + " " + str(net_out) + " ")
    testfile.write(str(conclusion) + "\n")
    ...
```

Esta estructura permitirá un manejo más cómodo de los datos por el banco de pruebas creado, además de un fácil entendimiento para el usuario que lea el archivo de lo que se está mostrando en él.

Una vez se ha obtenido el archivo con los datos necesarios para obtener valores que ilustren sobre la robustez de la red, se procede a abarcar la manera en que se procesarán los mismos, obteniendo el banco de pruebas.

3.2.2. Banco de pruebas manual

Los datos de evaluación que se obtienen con este banco de pruebas son los explicados en la Sección 2.3: Matriz de confusión, *precision* y *recall*. De manera externa al banco de pruebas, y gracias a Caffe, se obtendrán también valores de *accuracy*, homólogo a la tasa de acierto, y *loss*, para cada uno de las redes intermedias que se obtienen durante el entrenamiento de la red final.

Para la elaboración de este banco de pruebas se ha optado por la herramienta de *Libre Office Calc* que permite realizar diversas operaciones sobre hojas de cálculo gracias a múltiples fórmulas y funciones. Se han volcado los datos obtenidos con el script anterior estableciendo como separador el espacio y los dos puntos, obteniendo así distintas columnas, cada una de ellas con un determinado dato. De estas columnas formadas serán de interés la que contiene la etiqueta real, la clasificación realizada, y la conclusión final, acierto o fallo.

Una vez se dispone de los datos necesarios para la evaluación de prestaciones, separados y correctamente ordenados, se procederá a identificar el número de aciertos y de fallos tanto a nivel global, para obtener los parámetros de tasa de acierto o *accuracy*, como a nivel de dígito para obtener la matriz de confusión y con ella los valores de *precision* y *recall* para cada uno de los dígitos.

Tasa de acierto

Este valor es el más lógico y sencillo de obtener. Para calcular la tasa de acierto independientemente del dígito que se trate, basta con contar el número de veces que se ha obtenido el valor *True* en la columna de conclusión y dividirlo entre el número de imágenes de test que se han utilizado. De esta manera se obtiene el porcentaje de imágenes que se han clasificado de forma correcta, valor que se corresponde con la tasa de acierto de la red.

Para realizar esta operación, el código empleado ha sido dividido en cuatro partes diferenciadas, obteniendo en cada una de ellas uno de los valores para obtener el resultado final, que serán expuestas a continuación.

CAPÍTULO 3. CLASIFICACIÓN

- Para obtener el número de clasificaciones correctas:

```
CONTAR.SI('Sobel sin trasform'.E3:E20002;"True")
```

Donde:

- 'Sobel sin transform' es la hoja en la que se han volcado los resultados del archivo de texto.
- E3:E20002 es la columna que contiene los datos de la conclusión.
- "True" indica que se quiere contar el número de veces en esa columna que aparece ese valor

- Para obtener el número de clasificaciones incorrectas:

```
CONTAR.SI('Sobel sin trasform'.E3:E20002;"False")
```

Es equivalente al anterior pero, en este caso, se cuenta el número de veces que se cometió un error en la clasificación.

- Para obtener el número de imágenes de evaluación totales: Será suficiente con realizar la suma de los correctos e incorrectos.
- Para calcular el porcentaje de acierto: Se realizará la división del número de aciertos entre el total y se multiplicará por 100 para obtener el porcentaje.

Matriz de confusión

Para elaborar la matriz de confusión se parte de la misma hoja de cálculo del apartado anterior. En este caso se debe de tener en cuenta, para cada dígito real, tanto el número de veces que se clasifica correctamente, como el número de veces que se equivoca con cada uno de los dígitos restantes.

Se elabora una tabla en la que se enfrentan los dígitos reales del 0 al 9 con las predicciones posibles en el mismo rango. En concreto, cada columna representa las veces que se introduce una imagen de cada uno de los dígitos y, cada fila, el número de veces que se predice uno de los dígitos.

El código de cada celda queda materializado de la siguiente manera:

```
CONTAR.SI.CONJUNTO(C3:C70002;"1";D3:D70002;"2")
```

Donde:

- C3:CC70002 se corresponde con la columna que contiene las etiquetas reales
- D3:D70002 se corresponde con la columna que contiene las etiquetas predichas.
- Los valores entre comillas, "1"z "2" se corresponde con el dígito en cuestión que se quiera analizar, siendo el primer valor el real y el segundo el predicho. En este caso, se está contando el número de veces que se ha producido un 1 y se ha predicho, erróneamente, un 2.

De esta forma, cada vez que se prediga un dígito determinado, se sumará uno en la celda que se corresponda con el dígito real introducido en la red y la etiqueta resultante de la predicción.

Una vez se ha obtenido esta matriz, obtener los valores de *precision* y *recall* resulta bastante sencillo.

Precision

Para obtener el valor de *precision* para cada dígito, se divide el número de veces que se ha clasificado correctamente dicho dígito entre el número de veces totales que se predijo el mismo. Para ello, se suman todos los valores por filas, obteniendo el número de predicciones de cada uno de los dígitos, y se divide cada valor de la diagonal, correspondiente con las clasificaciones correctas, entre el valor suma obtenido en la fila correspondiente.

Recall

Para este parámetro, se debe dividir el número de clasificaciones correctas de cada dígito entre el número de veces que se produjo el mismo. En este caso, se sumarán los valores obtenidos por columnas, lo que dará por resultado el número de veces que se introdujo a la red cada uno de los dígitos. Una vez obtenido ese valor, se debe dividir el valor de la diagonal correspondiente, al igual que en el caso anterior, entre el valor obtenido para cada columna.

3.3. Efectos del aprendizaje

Existen numerosos factores que afectan a la robusted de la red en el proceso de entrenamiento de la misma. Elementos como la base de datos, el número de neuronas empleadas, el número de capas o las etapas que se realizan en el entrenamiento [15], hacen que la red tenga una mayor robusted, mejorando la aplicación deseada.

En esta sección se tratará el efecto en el aprendizaje de dos de los factores que se pueden manipular para adaptar la robusted de la red a la aplicación que se vaya a tratar, estos elementos son el cambio en las bases de datos de entrenamiento y validación, y la disminución del número de iteraciones.

3.3.1. Aprendizaje con imágenes originales

La base de datos empleada en el primer ejemplo explicado es excesivamente simple y, por lo tanto, no aporta la robusted necesaria para un problema de clasificación real. Por ello se estudiará la ampliación y modificación de la misma para obtener una red robusta que permita solucionar el problema de la clasificación de imágenes en tiempo real de la manera más precisa posible.

El primer problema que se encuentra en esta base de datos es que únicamente se dispone de muestras con el fondo negro y el dígito en blanco. Ésto limita bastante la funcionalidad de la aplicación, ya que se pretende clasificar cualquier dígito, independientemente del fondo sobre el que se muestre. Para estudiar el efecto que tiene el cambio de fondo en las imágenes en la red neuronal desarrollada se ha elaborado una base de datos de evaluación ampliada, incluyendo, para cada muestra, su negativo.

La obtención de la base de datos se consigue gracias al script *create_neg_database.py*. El proceso llevado a cabo en este script parte del tratamiento de bases de datos de tipo lmdb explicado en la Sección 3.2. Se debe abrir la base de datos con las imágenes originales y utilizar los datos de la imagen obtenidos para realizar la transformación deseada. Posteriormente, para almacenar las imágenes transformadas, se debe abrir una nueva base de datos de este tipo, que permita escritura. Esta apertura se las líneas mostradas a continuación.

```
new_lmdb_env = lmdb.open('.../database_lmdb', map_size=int(1e12))
new_lmdb_txn = new_lmdb_env.begin(write=True)
new_lmdb_cursor = new_lmdb_txn.cursor()
new_datum = caffe.proto.caffe_pb2.Datum()
```

Se puede observar que el proceso es muy similar al explicado en la Sección 3.2, incluyendo dos parámetros que permitan la escritura en la base de datos.

Posteriormente, dentro del bucle explicado en la misma sección mencionada, se debe almacenar la imagen original en la nueva base de datos, aplicar el negativo a la imagen, realizando la resta de 255 y los valores de la misma, y almacenar, también, la transformación.

Para insertar imágenes en una nueva base de datos es necesario realizar dos acciones, la inserción en la base de datos y la actualización de la misma. Esta inserción, al finalizar la interpretación de los datos de cada muestra de la base de datos original, se realiza mediante las siguientes líneas:

```
new_datum = caffe.io.array_to_datum(data,label)
keystr = '{:0>8d}'.format(item_id)
new_lmdb_txn.put( keystr, new_datum.SerializeToString() )
```

De esta manera se incluye en la posición *keystr*, la imagen y la etiqueta deseada, a partir del puntero que señala las posiciones dentro de la base de datos.

Posteriormente, para la actualización de la base de datos, se deben incluir un nuevo código, que guarda los cambios realizados y actualiza la posición del puntero.

```
new_lmdb_txn.commit()
new_lmdb_txn = new_lmdb_env.begin(write=True)
```

Estas líneas se incluyen dentro de un condicional que hará que únicamente se escriba en la base de datos cada cierto tiempo, ya que no es necesario realizar estas acciones en todas las inserciones realizadas, ahorrando carga computacional.

En la Figura 3.9 se muestra el negativo almacenado en la base de datos para cada dígito mostrado en la Figura 3.1. Estas imágenes han sido obtenidas con el script *data-read.py*, que lee las imágenes de la base de datos y crea un archivo para su visualización.

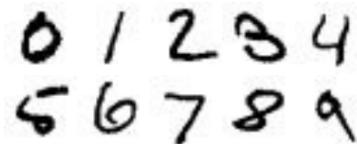


Figura 3.9: Muestras de base de datos con negativo.

Tras ejecutar este script se obtiene la base de datos de test con los negativos, la cual tendrá el doble de muestras que en el caso original, es decir 20000. Ésta es introducida en el banco de pruebas explicado y se obtienen valores de tasa de acierto.

En la Figura 3.10 se muestran los resultados obtenidos, donde se puede observar que la red falla considerablemente al incluir las imágenes en negativo. Se obtiene un porcentaje de acierto cercano al 60 %, lo que se corresponde, en su práctica totalidad, a la clasificación correcta de las imágenes originales.

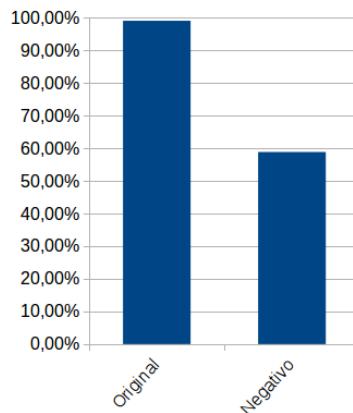


Figura 3.10: Porcentaje de acierto de base de datos original y ampliada con negativo.

3.3.2. Aprendizaje con transformación por gradiente

Para solucionar el problema que acarrea el tener una gran diferencia en la precisión de la aplicación, únicamente con la modificación del fondo de la imagen, y puesto que

la aplicación no está enfocada a un único tipo de fondo, se opta por aplicar un filtro de bordes que independice la imagen del fondo. Existen varios filtros de bordes que es posible aplicar para solucionar el problema [16].

Para desarrollar la comparación entre los diferentes filtros posibles se ha desarrollado un script similar al anterior, en el que se aplicaba el negativo, *create_edges_database.py*, que aplicará el filtro de borde seleccionado. Se parte de la base de datos ampliada con el negativo, por lo que no es necesario almacenar la imagen de la que se parte en la base de datos. Será necesario aplicar el filtro, también sobre las bases de datos de entrenamiento y validación, puesto que el objetivo es desarrollar una nueva red neuronal que interprete los bordes. Se obtiene, así, una base de datos de entrenamiento con 48000 muestras, otra de validación con 12000, y una última de test con 20000, a las que se les ha aplicado un determinado filtro de bordes.

A continuación se explicarán los tres filtros que han sido evaluados en este proyecto: Canny, Laplaciano y Sobel.

Filtro de Canny

El algoritmo de Canny es un operador desarrollado por John F. Canny en 1986 que utiliza un algoritmo de múltiples etapas para detectar una amplia gama de bordes en imágenes [17]. Para ello utiliza el cálculo de variaciones, una técnica que encuentra la función que optimiza un funcional indicado. En este caso, la función óptima, es definida por la suma de cuatro términos exponenciales, pero se puede aproximar por la primera derivada de una gaussiana. El resultado de aplicar este filtro es siempre una imagen binaria en la que los píxeles únicamente pueden tomar los valores 0 ó 1 (0 ó 255 dependiendo del rango).

Para aplicar este algoritmo en el código se debe implementar la función proporcionada por *openCV* según [18]. En la base de datos de test, se van a obtener dos imágenes iguales de cada dígito ya que se está aplicando sobre el original y el negativo el mismo filtro, que por su propio funcionamiento, detecta los mismos bordes en ambos.

Filtro Laplaciano

El laplaciano es un operador de segunda derivada que se utiliza con frecuencia en la detección de bordes [19] [20]. Su fundamento se encuentra en la identificación de un borde cuando se produce un cruce por cero en la segunda derivada obtenida. Este operador posee dos filtros diferentes, uno positivo con el que se obtienen los bordes externos, este es el utilizado en este proyecto, y uno negativo que obtiene los bordes internos de la misma. El resultado final será una imagen en escala de grises correspondiente con los bordes de interés.

La aplicación del filtro es posible gracias a otra función de *openCV*, según [21]. Al aplicar este filtro sobre las imágenes originales y su negativo no se obtienen exactamente la misma imagen. La diferencia entre ambos resultados se debe a que en la imagen original, como se comentó anteriormente, se están obteniendo los bordes externos gracias al operador positivo, pero al aplicarlo en el negativo de la imagen, los correspondientes bordes externos son ahora los internos de la imagen original. Esta diferencia podría perjudicar a la robustez de la red, pues dependiendo de la imagen la diferencia entre ambos podría ser suficiente como para crear confusión.

Filtro de Sobel

Este filtro está formado por dos máscaras de derivadas que permiten obtener los bordes en una determinada dirección, horizontal y vertical [20]. Para obtener la imagen de bordes final será necesario sumar ambas soluciones, en valor absoluto, obteniendo la imagen de grises con los bordes.

Para aplicar este filtro primero se debe aplicar cada una de las dos máscaras, horizontal y vertical, gracias a la función de *openCV*, según [22]. Una vez se tienen los bordes en ambas direcciones se suman ambos en valor absoluto y se normaliza a valores entre 0 y 255, obteniendo una imagen de tipo *float* que deberá ser transformada a *uint8*. En este caso, y al igual que en el caso de Canny, se obtiene la misma imagen de bordes en ambas imágenes, pues el filtro no hace distinción entre bordes internos y externos.

La Figura 3.11 muestra la aplicación de las tres transformaciones por gradiente explicadas para cada dígito mostrado en la Figura 3.1, incluyendo las dos versiones del filtro Laplaciano, los bordes obtenidos para la original y su negativo.

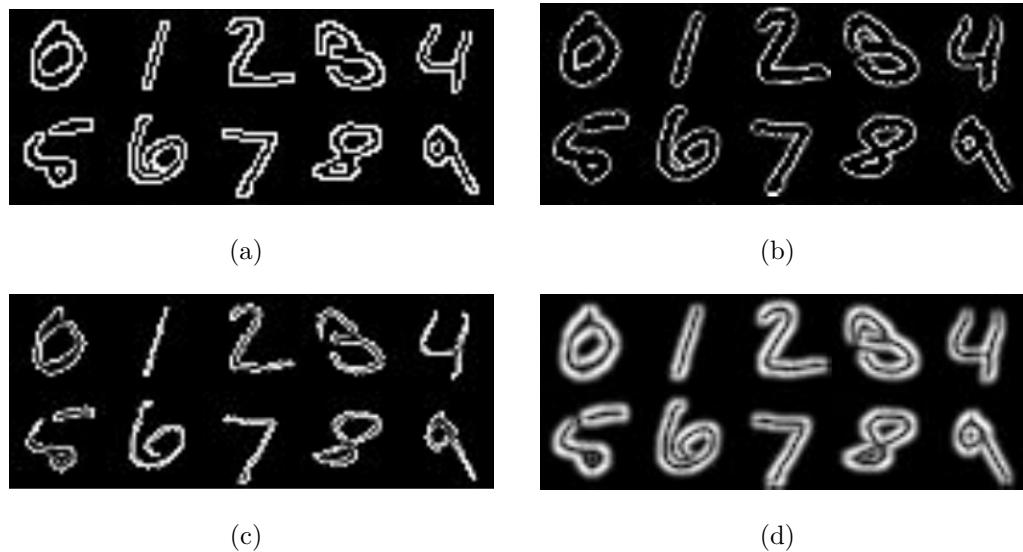


Figura 3.11: Muestras de imágenes de bordes: (a) Canny, (b) Laplaciano original, (c) Laplaciano negativo, (d) Sobel.

Una vez obtenidas las diferentes bases de datos con los filtros de bordes aplicados se procede al entrenamiento de tres redes neuronales diferentes, una con cada uno de los filtros, según se explicó en la Sección 3.1.1 modificando, únicamente, las bases de datos empleadas en entrenamiento y evaluación.

Tras obtener las tres redes neuronales entrenadas será posible comenzar con el test de las mismas según lo explicado en la Sección 3.2, obteniendo la tasa de acierto para cada uno de ellos, que quedan representados en la Figura 3.12. Para ello se ha empleado la base de datos de test ampliada con el negativo aplicando, para cada red, el filtro correspondiente.

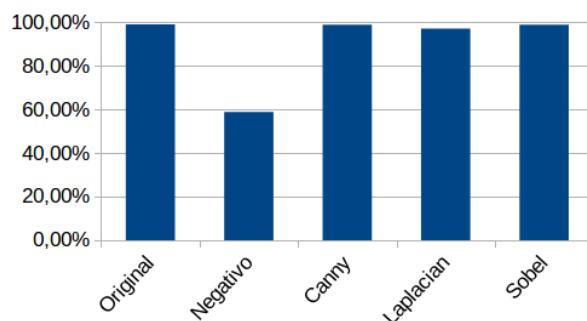


Figura 3.12: Comparación de tasa de acierto con diferentes filtros.

En esta gráfica se puede observar que el uso de imágenes de bordes mejora en gran medida el entrenamiento con un determinado fondo, haciendo la clasificación independiente del mismo. Dentro de los distintos filtros utilizados, todos ellos producen prácticamente el mismo resultado, siendo ligeramente peor el filtro laplaciano por la diferencia entre bordes internos y externos explicada anteriormente. Por todo ello y la preferencia de obtener imágenes en tono de grises, que hagan más robusta la red, se opta por elegir el filtro de Sobel en la aplicación.

Para obtener resultados coherentes es fundamental que el preprocesado aplicado a la base de datos en el entrenamiento sea igualmente aplicado a las imágenes antes de introducirlas en la red para la clasificación. Para ello se modificará la función que transforma la imagen obtenida por la cámara en el componente, explicada en la Sección 3.1.2.1, incluyendo el filtrado de bordes tras eliminar el ruido. En la Figura 3.13 se puede observar cómo se muestra la imagen final en el componente, aplicando el filtrado indicado.

Una vez se ha obtenido una clasificación independiente del fondo de la imagen escogida, dotando a la red de una mayor robustez, se analizarán algunas transformaciones típicas que se pueden dar frecuentemente en un problema real, es decir, se estudiará el efecto de no tener imágenes perfectas sino imágenes ruidosas.

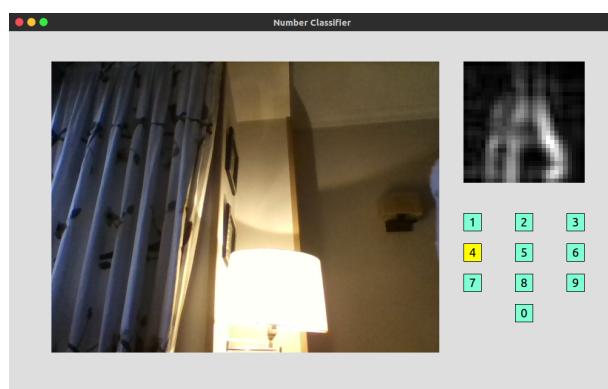


Figura 3.13: Captura del componente clasificador con filtro Sobel.

3.3.3. Otras transformaciones. *Data Aumentation*

Al obtener una imagen con la cámara esta puede no estar perfectamente centrada, recta o con un tamaño igual al de la base de datos empleada en el entrenamiento, además

de poder incluir ruido introducido por la propia cámara. Esto hará que, al introducir una de estas imágenes en la red, entrenada con imágenes sin ningún tipo de alteración, no se obtenga la precisión deseada.

A continuación se explicarán las distintas transformaciones que serán aplicadas, todas ellas con ayuda de las funciones que proporciona *openCV*.

Rotación

La rotación consiste en el giro sobre un eje situado en el centro de la imagen, un determinado ángulo establecido por el desarrollador.

En concreto, en esta aplicación se ha optado por la rotación con un ángulo aleatorio dentro del rango [-20,20] grados.

Traslación

La translación de una imagen consiste en desplazar la misma en una determinada dirección y sentido marcados por dos variables x e y , tomando como referencia el eje central.

Para la evaluación que es de interés en el proyecto, se ha establecido un rango de desplazamiento horizontal aleatorio de [-4,4] y uno vertical de [-4,2], de tal manera que la imagen del dígito no quede recortada.

Escalado

El escalado de una imagen consiste en cambiar el tamaño de la misma estableciendo una proporción, manteniendo el centro de la imagen en el mismo punto.

Para integrar esta transformación en el estudio realizado se establece un parámetro de proporción aleatorio en el rango [0.5,1.5].

Tras aplicar el escalado, el resultado es una imagen cuyas dimensiones han variado, aumentando o disminuyendo en función de la proporción. Para introducir las imágenes en la red y obtener resultados adecuados se debe adaptar el tamaño de las mismas al necesario para la red (28x28) sin deformar la imagen. Para ello, si el tamaño de la imagen es mayor, se recortará la misma manteniendo el centro, si por

el contrario, el tamaño es menor, se añadirá un borde del mismo color que el fondo de la imagen hasta obtener el tamaño deseado.

Ruido

El ruido de una imagen es una variación aleatoria de la información de brillo o color en la misma. Existen diferentes tipos de ruido con naturalezas distintas que pueden estar producidos por diversas causas como por ejemplo ruido Gaussiano, ruido *Salt&Pepper* o ruido uniforme.

La aplicación pretende clasificar los dígitos mostrados a una cámara en tiempo real, en donde el ruido más presente es el ruido Gaussiano, por lo que será el empleado para el test. Se aplicará un ruido Gaussiano con una varianza de 0.02, utilizando, en este caso, una función que proporciona *skimage.util*.

La Figura 3.14 muestra la aplicación de las cuatro transformaciones explicadas para cada dígito mostrado en la Figura 3.1.

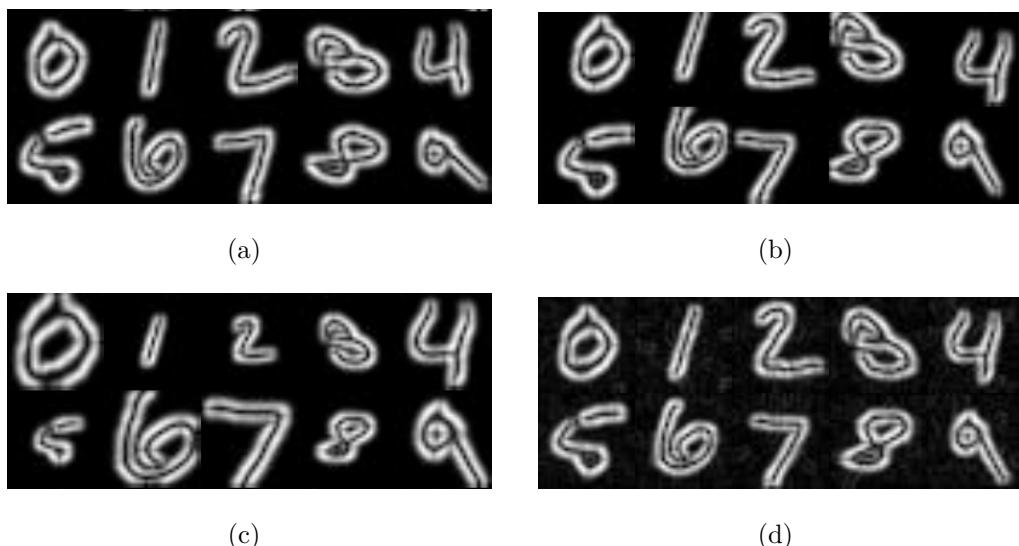


Figura 3.14: Muestras de imágenes transformadas: (a) Rotación, (b) Traslación, (c) Escalado, (d) Ruido.

3.3.4. Aprendizaje con bases de datos aumentadas

Para la evaluación de las posibles alteraciones de la imagen obtenida, se elaborará una base de datos de test a partir de la que proporciona MNIST de 10000 muestras,

incluyendo en ella 6 imágenes con la transformación aplicada, de las explicadas en la sección anterior, y la imagen original para cada muestra, aplicando, por último el filtro de Sobel a cada una. De esta manera se obtiene una base de datos de test con 70000 muestras.

Tras aplicar las diferentes transformaciones sobre la base de datos de test se obtendrán diversas bases de datos modificadas que serán introducidas sobre la misma red neuronal, la desarrollada anteriormente con bordes de Sobel, para poder evaluar la robustez de la misma.

Además de las bases de datos creadas con la transformación única, se elabora una nueva base de datos que contiene una combinación de todas las transformaciones explicadas: escalado, traslación, rotación y ruido, para obtener una evaluación más realista. En esta combinación, a la hora de aplicar la traslación, se tendrá en cuenta el factor de escala aplicado, de tal manera que si es mayor que 1, es decir, la imagen se ha ampliado, el rango de desplazamiento se ve reducido a la mitad en ambas direcciones. De esta manera, el dígito se mantendrá siempre dentro de la imagen, sin verse recortado por ningún lado.

En la Figura 3.15 se muestra la aplicación de la traslación para cada dígito mostrado en la Figura 3.1.



Figura 3.15: Muestra de dígitos con mezcla de transformaciones.

Una vez se han obtenido las bases de datos que permitan realizar el estudio sobre la robustez de la red, se incluirán en el banco de pruebas explicado en la Sección 3.2 y se obtendrá la tasa de acierto, desglosada por dígitos y de manera global. Estos resultados quedan reflejados en la Figura 3.16.

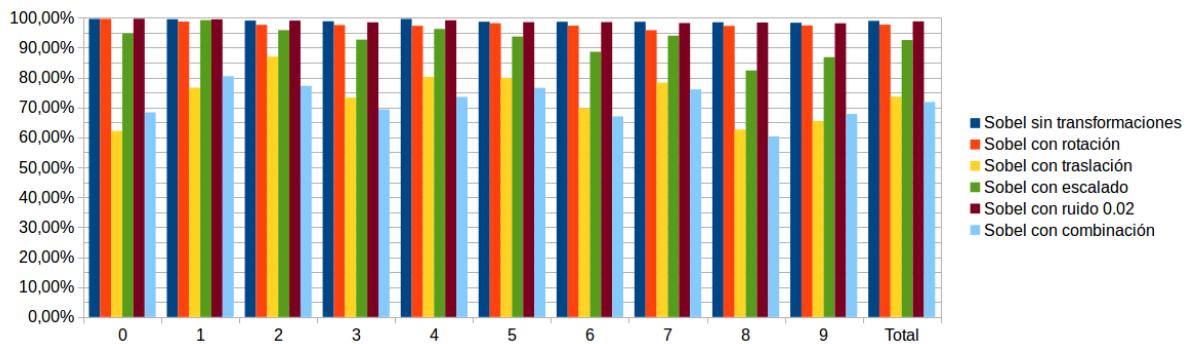


Figura 3.16: Evaluación de la red con bases de datos transformadas.

Se puede observar que el introducir varias transformaciones sobre la imagen hace que la tasa de acierto disminuya considerablemente, siendo especialmente sensible a la traslación, mientras que el ruido a penas afecta, algo que concuerda con las imágenes mostradas. Estos resultados hacen ver que la red, frente a un escenario real en el que las imágenes no son perfectas, no reaccionaría de la manera que se desearía, existiendo una probabilidad de fallo del 0.3.

Para conseguir desarrollar una red más robusta, según lo analizado anteriormente, se elaborarán nuevas bases de datos de entrenamiento y validación mediante la combinación de las transformaciones explicadas anteriormente. Las nuevas bases de datos serán modificaciones de la utilizada en la red básica, explicada en la Sección 3.1.1. Para la evaluación de todas las redes creadas se empleará la base de datos de test creada anteriormente, en la que se combinan todas las transformaciones, con 70000 muestras.

En primer lugar, se calcula la matriz de confusión de la red entrenada únicamente con las imágenes de bordes de Sobel, que queda reflejada en la Tabla 3.2. De esta manera se podrán obtener valores de *precision* y *recall* de la misma y hacer una comparación adecuada de todas las redes.

		Real										
		0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	Total
Predicción	0	4691	191	82	90	118	83	173	45	163	192	5828
	1	76	6391	119	65	213	22	209	212	246	142	7695
	2	188	98	5578	462	232	131	121	683	276	229	7998
	3	43	30	443	4904	270	201	48	275	243	311	6768
	4	158	415	291	145	5055	117	720	37	320	381	7639
	5	96	72	65	633	107	4780	234	112	323	243	6665
	6	472	234	86	49	130	216	4497	15	326	91	6116
	7	57	416	265	255	244	105	19	5473	235	488	7557
	8	138	80	131	139	139	129	182	84	4116	194	5332
	9	941	18	164	328	366	460	503	260	570	4792	8402
	Total	6860	7945	7224	7070	6874	6244	6706	7196	6818	7063	70000

Tabla 3.2: Matriz de confusión red 1-0.

Tras obtener la evaluación de la red basica, se procede a la modificación de la misma y su posterior evaluación, variando el número de imágenes transformadas que se utilizan, así como la inclusión o no de la imagen original. Para esta tarea, se partirá de la base de datos de entrenamiento modificada de la misma manera que se modificó la de test en la sección anterior, obteniendo 6 transformaciones y la imagen original. Tras evaluar los resultados, se irá reduciendo el número de imágenes, para evaluar el impacto y conseguir una base de datos que proporcione buenos resultados disminuyendo la complejidad de cómputo.

Base de datos 1-6

Para elaborar esta base de datos se utilizan 6 imágenes transformadas y la imagen original con la aplicación de los filtros de Sobel. De esta forma se obtiene una base de datos de entrenamiento de 336000 muestras y una de validación de 84000 muestras.

Con estas bases de datos se entrena una nueva red y se calcula la matriz de confusión, mostrada en la Tabla 3.3.

		Real										
		0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	Total
Predicción	0	6770	13	24	13	7	35	74	2	161	40	7139
	1	1	7868	26	15	13	15	25	43	11	12	8029
	2	13	16	6890	125	5	10	6	62	47	8	7182
	3	1	3	9	6567	0	66	0	3	9	8	6666
	4	18	3	53	13	6610	24	52	9	74	71	6927
	5	3	0	1	95	0	5820	16	2	17	5	5959
	6	25	10	7	3	10	123	6519	0	71	2	6770
	7	13	25	170	119	32	17	1	7030	43	108	7558
	8	4	7	31	54	7	67	9	8	6234	12	6433
	9	12	0	13	66	190	67	4	37	151	6797	7337
	Total	6860	7945	7224	7070	6874	6244	6706	7196	6818	7063	70000

Tabla 3.3: Matriz de confusión red 1-6.

Base de datos 1-1

En este caso se reducirá el número de imágenes transformadas para comprobar la importancia de las mismas en el aprendizaje. El objetivo es tratar de reducir el número de muestras en la base de datos de entrenamiento y validación para disminuir la carga computacional manteniendo la máxima precisión posible.

Para lograr el objetivo se incluirá en la base de datos de entrenamiento y de validación una única imagen transformada y la imagen original, obteniendo un total de 96000 muestras en la base de datos de entrenamiento y 24000 en la de validación.

Tras obtener las bases de datos se entrenará una nueva red de la que se obtendrá de nuevo la matriz de confusión, representada en la Tabla 3.4.

		Real										
		0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	Total
Predicción	0	6637	6	29	8	9	11	36	4	56	39	6835
	1	3	7821	29	9	16	4	18	35	5	16	7956
	2	13	10	6747	45	21	2	8	107	37	12	7002
	3	8	16	117	6703	2	97	4	35	66	42	7090
	4	2	4	45	10	6576	9	41	33	38	164	6922
	5	26	4	27	152	18	5989	80	28	84	91	6499
	6	116	31	10	2	66	51	6474	0	82	10	6842
	7	19	30	135	58	29	12	0	6873	27	89	7272
	8	23	21	68	70	35	54	41	20	6345	66	6743
	9	13	2	17	13	102	15	4	61	78	6534	6839
	Total	6860	7945	7224	7070	6874	6244	6706	7196	6818	7063	70000

Tabla 3.4: Matriz de confusión red 1-1.

Base de datos 0-6

La siguiente reducción consiste en mantener las 6 transformaciones de la imagen en cada muestra pero no incluir la original. De esta manera se podrá establecer una conclusión sobre la importancia de la imagen original en la mejora del aprendizaje.

En esta ocasión se tendrá una base de datos de entrenamiento con 288000 muestras y una de validación con 72000. Al igual que en los casos anteriores se entrenará una nueva red y se obtendrá su matriz de confusión, respresentada en la Tabla ??.

		Real										
		0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	Total
Predicción	0	6639	0	23	8	5	12	16	1	41	16	6761
	1	4	7853	12	8	14	1	11	62	2	13	7980
	2	14	18	7022	78	31	6	13	133	58	6	7379
	3	1	15	29	6797	1	69	4	29	32	27	7004
	4	12	5	21	1	6675	3	24	24	40	149	6954
	5	19	3	4	90	7	6065	57	7	91	50	6393
	6	117	23	9	1	19	46	6545	0	62	7	6829
	7	16	13	58	43	12	6	0	6859	24	65	7096
	8	30	13	36	34	15	27	36	10	6399	30	6630
	9	8	2	10	10	95	9	0	71	69	6700	6974
	Total	6860	7945	7224	7070	6874	6244	6706	7196	6818	7063	70000

Tabla 3.5: Matriz de confusión red .

Base de datos 0-1

Finalmente, visto que los resultados de la reducción de muestras explicadas anteriormente resultan bastante satisfactorios, se reduce el número de imágenes transformadas utilizadas y no se incluye la imagen original, obteniendo una base de datos de entrenamiento de 48000 muestras y de validación de 12000.

Con esta nueva base de datos se entrena una nueva red y se obtiene su matriz de confusión, reflejada en la Tabla 3.6.

		Real										
		0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	Total
Predicción	0	6728	4	31	10	11	18	63	6	66	41	6978
	1	2	7854	32	8	26	7	27	72	9	20	8057
	2	10	22	6873	79	27	11	15	145	59	13	7254
	3	5	15	51	6661	6	79	5	38	30	27	6917
	4	1	2	39	6	6348	2	25	16	31	65	6535
	5	15	1	7	137	6	5964	64	11	61	43	6309
	6	45	16	12	3	38	61	6462	0	60	8	6705
	7	14	18	93	55	33	10	0	6833	25	86	7167
	8	26	12	73	88	62	56	40	12	6391	52	6812
	9	14	1	13	23	317	36	5	63	86	6708	7266
	Total	6860	7945	7224	7070	6874	6244	6706	7196	6818	7063	70000

Tabla 3.6: Matriz de confusión red .

Una vez se han obtenido las matrices de confusión de cada una de las redes neuronales entrenadas, se pueden establecer algunas conclusiones a simple vista. En primer lugar, es clara la mejora al entrenar introduciendo alguna imagen ruidosa, ya que, si se observan los valores de la diagonal, correspondiente con los dígitos correctamente clasificados, éstos son superiores al introducir el ruido en el entrenamiento. Además, entrenar introduciendo un mayor número de imágenes de ruido, aparentemente, no aporta gran información a la red, siendo los resultados muy similares en las redes 1-6 y 1-1. Finalmente, introducir la imagen original en el entrenamiento, tampoco aporta información fundamental, pues los resultados obtenidos con la red 1-1 y la red 0-1 son muy similares, al igual que ocurre con las redes 1-6 y 0-6.

Para poder establecer conclusiones más firmes, se calculan el *precision* y *recall* de cada una de las redes, con ayuda de la matriz de confusión obtenida según lo explicado en la Sección 3.2. Estos resultados quedan reflejados en la Figura 3.17.

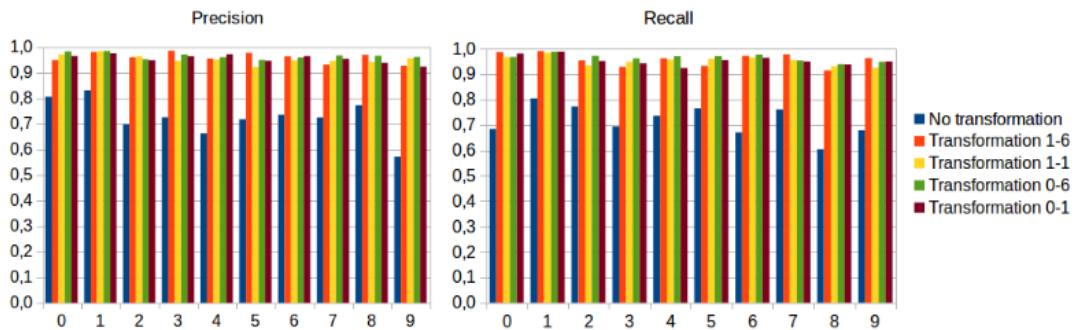


Figura 3.17: Resultados de *Precision* y *Recall*

Los resultados obtenidos confirman las conclusiones que se alcanzaron con anterioridad. Existe una clara mejora al introducir imágenes ruidosas en el entrenamiento, una única imagen ruidosa aporta suficiente información y la inclusión de la imagen original no aporta gran información para el entrenamiento.

Tras mejorar la red en cuanto a términos de precisión con el cambio en las bases de datos, se analizará la posibilidad de reducir el número de iteraciones para disminuir la carga de cómputo en el entrenamiento de la red.

3.3.5. Número de iteraciones

Hasta ahora, se había fijado el número de iteraciones que se realizan en el entrenamiento de la red en un valor de 10000, siendo la iteración, según lo explicado en la Sección 2.1.2, el paso por un *batch*. Sin embargo, este número de iteraciones no tiene por qué ser el más idóneo para la aplicación.

Durante el entrenamiento de una red neuronal el aprendizaje es progresivo, de esta manera, la red obtenida en la iteración $n+1$ es mejor que la obtenida en la iteración n . Ésto se cumple hasta un cierto punto. Existe un momento durante el entrenamiento de la red en el que la mejora entre iteraciones consecutivas es prácticamente nula, pudiéndose producir, incluso, un deterioro en la red. Este deterioro de la red es conocido como sobreaprendizaje, producido por la excesiva focalización en las muestras proporcionadas en el entrenamiento empeorando la generalización.

Como se comentó en la Sección 3.1.1, Caffe permite obtener durante el entrenamiento un archivo *log* en el que se plasman los datos de *accuracy* calculados cada cierto número de iteraciones. Estos resultados han sido recogidos para cada una de las redes explicadas en la sección anterior, obteniendo una comparativa, mostrada en la Figura 3.18, que permita seleccionar la red más adecuada para la aplicación.

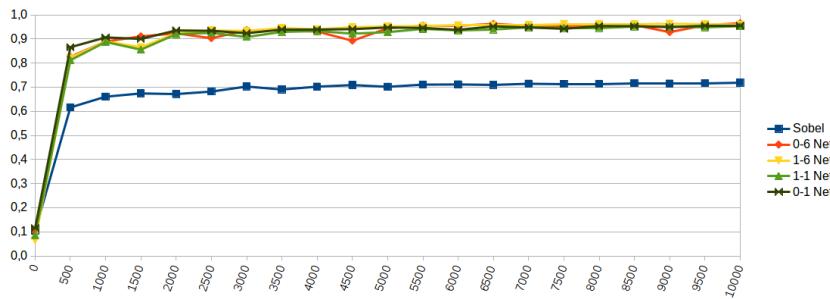


Figura 3.18: Red básica LeNet MNIST.

En esta figura se puede comprobar que, además de la mejora mencionada anteriormente al introducir imágenes de ruido en el entrenamiento, la estabilidad de la red se alcanza mucho antes de las 10000 iteraciones marcadas.

Por todo lo mencionado anteriormente, se decide escoger la red entrenada con la base de datos 0-1 parando en la iteración 5000, obteniendo buenos resultados en cuanto a la precisión de la red y disminuyendo considerablemente la carga computacional, pues se reduce más de la mitad el número de iteraciones de entrenamiento de la red y se mantiene el número de muestras de las bases de datos de entrenamiento y validación, aunque estas hayan sido modificadas.

3.4. Experimentos

Tras todo el análisis realizado anteriormente se ha obtenido una red neuronal más robusta que permite una mejor clasificación en tiempo real de los dígitos mostrados a la cámara. Con todo lo estudiado en puntos anteriores se realiza una comparación entre la primera red básica que se desarrolló y la red a la que se le han aplicado las variaciones precisas.

En primer lugar se prueba la aplicación con una imagen completamente limpia, donde el dígito se obtuvo con el ordenador y el fondo es negro, tal y como se entrenó en la primera red desarrollada. Los resultados de este experimento quedan reflejados en la Figura 3.19.

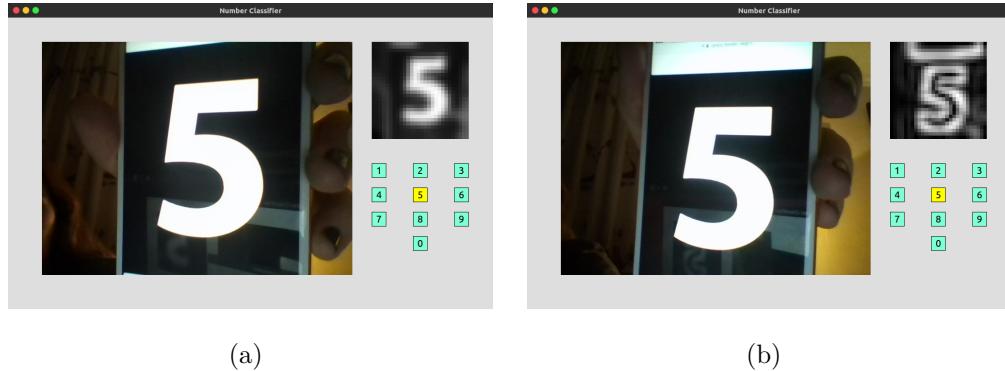


Figura 3.19: Evaluación de la aplicación con imagen limpia: (a) Red básica, (b) Red robusta.

Tras evaluar un ejemplo completamente limpio se pone a prueba la aplicación con una imagen más complicada para la misma, variando su fondo y escribiéndolo a mano. Esta prueba queda reflejada en la Figura 3.20, donde se expone un ejemplo con el que se comprueba cómo un dígito que con la red básica que se desarrolló en primer lugar no lograba ser identificado, pues no cumplía con todas las características que la red exigía para ser más precisa, sí es posible su clasificación tras mejorar la red entrenada según lo estudiado en los puntos anteriores.

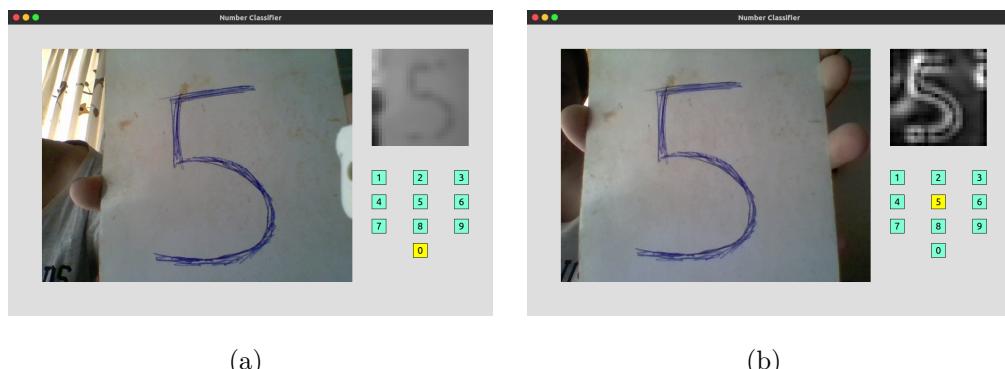


Figura 3.20: Evaluación de la aplicación con imagen imperfecta: (a) Red básica, (b) Red robusta.

CAPÍTULO 3. CLASIFICACIÓN

Para realizar los experimentos anteriores se ha tomado como red básica, la explicada en la Sección 3.1.1, en cuyo entrenamiento únicamente se disponía de imágenes con fondo negro y el dígito en blanco. Como era de esperar, y se demostró en la Sección 3.3.2, al mostrar a la cámara un dígito con el fondo blanco la red hace una clasificación errónea. En el caso de la red robusta, se ha seleccionado la red que se concluyó tras la Sección 3.3, una red entrenada con imágenes transformadas a las que se les ha aplicado el filtro de bordes Sobel iterando un total de 5000 veces, permitiendo independizar la imagen del fondo y que la imagen obtenida por la cámara no sea tan perfecta. Con esta nueva red la aplicación sí consigue clasificar correctamente el mismo dígito mostrado a la cámara.

La aplicación desarrollada es una muestra sencilla de herramienta para la clasificación de imágenes con mediante técnicas de aprendizaje profundo. Este ejemplo abre una nueva puerta para abarcar nuevos problemas de clasificación más complejos, con bases de datos más completas, que permitan solucionar problemas de interés para el ser humano.

Capítulo 4

Detección con Aprendizaje Profundo

En este capítulo se realizará una primera aproximación al problema de la detección mediante el aprendizaje profundo utilizando la misma plataforma que se ha estado empleando hasta el momento, Caffe. Para ello se ha utilizado la rama *Single Shot MultiBox Detector (SSD)* [23] de la misma, que, además de permitir el entrenamiento de modelos para la detección de diferentes objetos en función de la base de datos utilizada, ofrece varios modelos que ya han sido entrenados para facilitar esta tarea.

El método utilizado, SSD, es diseñado para detectar objetos en imágenes utilizando una única red neuronal profunda. El enfoque SSD se basa en una red convolucional *feed-forward* que produce una colección de tamaño fijo de cajas delimitadoras(*bounding boxes*) y puntuaciones para la presencia de instancias de clase de objetos en esas cajas, seguido de un paso de supresión no máxima para producir las detecciones finales. Las primeras capas de red se basan en una arquitectura estándar utilizada para la clasificación de imágenes de alta calidad (truncada antes de cualquier clasificación), similar a la explicada en el Capítulo 3. Posteriormente se añade una estructura auxiliar a la red para producir las detecciones, teniendo en cuenta una serie de características clave:

- **Mapas de características de múltiples escalas para detección.** Se añaden capas de características convolucionales al final de la red base truncada, cuyo tamaño disminuye progresivamente, permitiendo predicciones de detecciones a múltiple escalas. El modelo convolucional para la predicción de las detecciones es diferente para cada capa característica.

- **Predictores convolucionales para la detección.** Cada capa de característica añadida puede producir un conjunto fijo de predicciones de detección usando un conjunto de filtros convolucionales, que son indicados en la parte superior de la arquitectura de red SSD.
- **Cajas por defecto y relaciones de aspecto.** Se asocia un conjunto de cajas delimitadoras predeterminadas con cada celda de mapa de características, para varios mapas de características en la parte superior de la red. Las cajas por defecto anidan el mapa de características de una manera convolucional, de modo que la posición de cada caja con respecto a su celda correspondiente es fija. En cada celda de mapa de características, se predicen los desplazamientos relativos a las formas de cajas predeterminadas en la celda, así como las puntuaciones por clase que indican la presencia de una instancia de clase en cada uno de esas cajas.

En la Figura 4.1 se muestra un resumen del funcionamiento de este modelo. SSD sólo necesita una imagen de entrada y cajas de verdad para cada objeto durante el entrenamiento. De forma convolucional, se evalua un conjunto pequeño de cajas predeterminadas de diferentes relaciones de aspecto en cada ubicación en varios mapas de características con diferentes escalas (por ejemplo, 8×8 en (b) y 4×4 en (c)). Para cada caja predeterminada se predice tanto los desplazamientos de forma como las confidencias para todas las categorías de objetos $((c_1, c_2, \dots, c_p))$. En el momento del entrenamiento, primero se coincide con estas cajas por defecto las casillas de verdad.

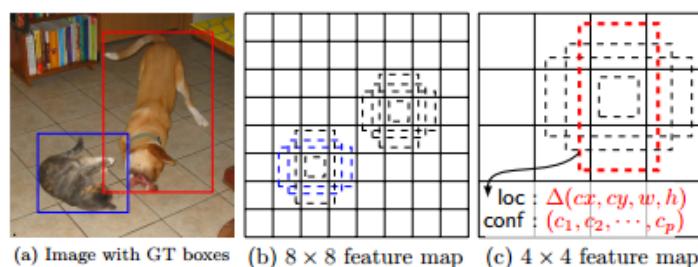


Figura 4.1: Modelo SSD. Imagen obtenida de [7]

Durante el entrenamiento es necesario determinar qué casillas por defecto corresponden a una detección de verdad y entrenar la red en consecuencia. Se comienza haciendo coincidir cada caja de verdad con la caja predeterminada con la mejor superposición de *Jaccard*, un estadístico utilizado para comparar la similitud y diversidad de conjuntos

de muestras. Esto simplifica el problema de aprendizaje, permitiendo a la red predecir puntuaciones altas para múltiples cajas por defecto superpuestas en lugar de requerir que elija sólo la que tenga superposición máxima. Tras el paso de la coincidencia, la mayoría de las cajas predeterminadas son negativas, especialmente cuando el número de cajas predeterminadas posibles es grande, introduciendo un desequilibrio significativo entre los ejemplos de entrenamiento positivos y negativos. Por ello es necesario realizar una minería negativa dura, de tal manera que, en lugar de usar todos los ejemplos negativos, se clasifican usando la pérdida de confianza más alta para cada caja predeterminada y se seleccionan los más altos para que la relación entre los negativos y los positivos sea como mucho 3:1, conduciendo a una optimización más rápida y un entrenamiento más estable. Prácticamente, para hacer que el modelo sea más robusto a los diferentes tamaños y formas de los objetos de entrada, cada imagen de entrenamiento se muestreará aleatoriamente mediante el uso de toda la imagen de entrada original, el muestreo de un parche de modo que la superposición mínima de jaccard con los objetos sea de 0.1, 0.3, 0.5, 0.7 o 0.9, o el muestreo al azar un parche.

Una vez entendido el funcionamiento de las redes SSD, cuya información ha sido obtenida de [7], se pasará al uso de algunos ejemplos de las mismas, proporcionadas por la propia rama de la plataforma Caffe. El motivo del uso de estos modelos ya entrenados viene dado por la alta capacidad de cómputo necesaria para entrenar este tipo de redes y el tiempo que implica el entrenamiento. En concreto se analizarán algunas imágenes con dos de las redes SSD que se proporcionan:

- **VOC0712-SSD300x300.** Este modelo ha sido entrenado con las bases de datos *Pascal VOC* de los años 2007 [11] y 2012 [12], explicadas en la Sección 2.2.3. Se utilizan imágenes de 300x300 y la red formada en la iteración 120000.
- **COCO-SSD300x300** Este modelo ha sido entrenado con las bases de datos COCO, explicadas en la Sección 2.2.2. Se utilizan imágenes de 300x300 y la red formada en la iteración 120000.

Estos modelos proporcionados por la rama SSD de Caffe pueden ser descargados de su repositorio *Git Hub*¹ y utilizados para desarrollar la aplicación que sea de interés.

¹<https://github.com/weiliu89/caffe/tree/ssd>

Al obtener los modelos se encuentra una carpeta con una serie de archivos que permiten comprobar la estructura de la red, el solucionador o el propio modelo entrenado entre otros. La aplicación de interés, se centra en el uso de tres de los archivos proporcionados:

- ***labelmap_voc.prototxt***, contiene la estructura de las diferentes etiquetas que pueden ser asignadas.
- ***deploy.prototxt***, contiene la estructura del modelo entrenado.
- ***model_iter_niter.caffemodel***, contiene los pesos del modelo, *model*, entrenado hasta la iteración *niter*.

Una vez se dispone del modelo entrenado que se quiere utilizar se ha desarrollado un pequeño *script* en Python, *image_detection.py* que permite introducir una determinada imagen, realizar la detección sobre ella con el modelo escogido, y obtener una nueva imagen en la que se marcan las detecciones realizadas según un determinado criterio. Para ello se ha utilizado como guía el ejemplo proporcionado en el mismo *Git Hub* de la rama ²

Para poder realizar la detección con el *script* mencionado, lo primero que se debe hacer es indicar la red SSD que se empleará. Para ello se utilizan unas líneas similares a las empleadas en la Sección 3.1.2.1, con alguna variación para adaptarla al problema de la detección, según se muestra a continuación:

```
labelmap_file = '.../labelmap_voc.prototxt'
file = open(labelmap_file, 'r')
self.labelmap = caffe_pb2.LabelMap()
text_format.Merge(str(file.read()), self.labelmap)

model_def = '.../deploy.prototxt'
model_weights = '.../VGG_VOC0712_SSD_300x300_iter_120000.caffemodel'

self.net = caffe.Net(model_def, # defines the structure of the model
                     model_weights, # contains the trained weights
                     caffe.TEST)    # use test mode
```

²https://github.com/weiliu89/caffe/blob/ssd/examples/ssd_detect.ipynb

Por otro lado, cabe destacar la función *detection(self,img)* que realiza los diferentes pasos para poder obtener las detecciones que realiza la aplicación, y que serán explicados a continuación.

- En primer lugar se realiza una **transformación de la imagen** para adaptarla a la entrada de la red que fue definida en el entrenamiento. Para ello se emplean una serie de funciones que proporciona Caffe mediante la clase *Transformer*
- Una vez se obtiene la imagen adaptada a la entrada de la red, se debe **introducir esta imagen obtenida** en la misma al que se realizó en la Sección 3.1.2.1, utilizando para ello la siguiente línea:

```
self.net.blobs['data'].data[...] = transformed_image
```

- Tras introducir la imagen se procede a **realizar la detección**. Para ello, se obtienen las detecciones con la función que proporciona Caffe y la salida se parsea en diferentes vectores que contienen las etiquetas, las confidencias, y las coordenadas de las cajas delimitadoras de forma ordenada. Este proceso se materializa en el *script* mediante el código que se muestra a continuación.

```
# Forward pass.  
detections = self.net.forward()['detection_out']  
# Parse the outputs.  
det_label = detections[0,0,:,:1]  
det_conf = detections[0,0,:,:2]  
det_xmin = detections[0,0,:,:3]  
det_ymin = detections[0,0,:,:4]  
det_xmax = detections[0,0,:,:5]  
det_ymax = detections[0,0,:,:6]
```

- Una vez se obtienen los vectores con los parámetros de interés de las detecciones realizadas, es posible **implementar un filtro** que permita obtener las detecciones que se ajustan a las necesidades de la aplicación. Es muy común realizar este filtrado para obtener aquellas detecciones que superan un determinado umbral de confidencia, dotando de mayor exactitud a la aplicación, así como por el objeto

que sea de interés. En concreto, esta aplicación realiza el filtrado para aquellas detecciones cuya confidencia supera el valor de 0.6 de la siguiente forma:

```
top_indices = []

# Get detections with confidence higher than 0.6.

for i in range(0, len(det_conf)):

    if (det_conf[i] >= 0.6):

        top_indices.append(i)

top_conf = det_conf[top_indices]
top_label_indices = det_label[top_indices].tolist()
top_labels = self.get_labelname(self.labelmap, top_label_indices)
top_xmin = det_xmin[top_indices]
top_ymin = det_ymin[top_indices]
top_xmax = det_xmax[top_indices]
top_ymax = det_ymax[top_indices]
```

De esta manera se obtienen únicamente los vectores con los parámetros de aquellas detecciones que cumplen los requisitos. La función *get_labelname(self,labelmap, labels)* está definida el propio *script* y realiza el paso de las etiquetas numéricas a los nombres correspondientes.

- Por último, se realizan los pasos necesarios para **incluir en la propia imagen el resultado de la detección**. En concreto se dibujarán las cajas delimitadoras de los objetos detectados, así como la etiqueta considerada.

Una vez entendido el funcionamiento de este script se han realizado una serie de pruebas con imágenes obtenidas de Google para tratar de comparar el funcionamiento con los dos modelos mencionados. En la Figura 4.2 se puede comprobar como, para diferentes imágenes introducidas en ambos modelos los resultados obtenidos son diferentes.



Figura 4.2: Detección en distintas imágenes: (a) Imagen sencilla con COCO, (b) Imagen sencilla con VOC, (c) Imagen compleja con COCO, (d) Imagen compleja con VOC, (e) Señal de tráfico con COCO, (f) Señal de tráfico con VOC

En una imagen bastante sencilla (a) y (b), el modelo de *Pascal VOC* es capaz de detectar a la persona, mientras que el modelo COCO no la detecta. Por el contrario, en un escenario un poco más complicado (c) y (d), el modelo VOC no detecta uno de los coches de la escena, mientras que el modelo COCO realiza la detección de todos los coches. Por último, en las imágenes (e) y (f), la señal que aparece en primer plano queda identificada por COCO, pues entre sus etiquetas se incluyen este tipo de objetos, pero no por VOC, pues no incluyen etiquetas de este estilo.

Para tratar de obtener algún resultado concluyente se introdujo en la red una serie de imágenes de grises. Puesto que la red está entrenada con imágenes de color RGB será necesario replicar la propia imagen en las tres componentes para hacer coincidir las dimensiones de las imágenes y realizar la detección. En la Figura 4.3 se muestra cómo, con el modelo COCO (a) y (b), al realizar la detección en una imagen de grises, cuyo resultado en color era correcto para la persona a pesar de no detectar la bicicleta, comete un error a la hora de indicar la etiqueta de uno de los objetos detectados, equivocando la bicicleta con una persona. En el caso del modelo VOC (c) y (d) de la Figura 4.3, se puede comprobar cómo se detecta un mayor número de personas al utilizar la imagen de grises que al emplear la imagen RGB.

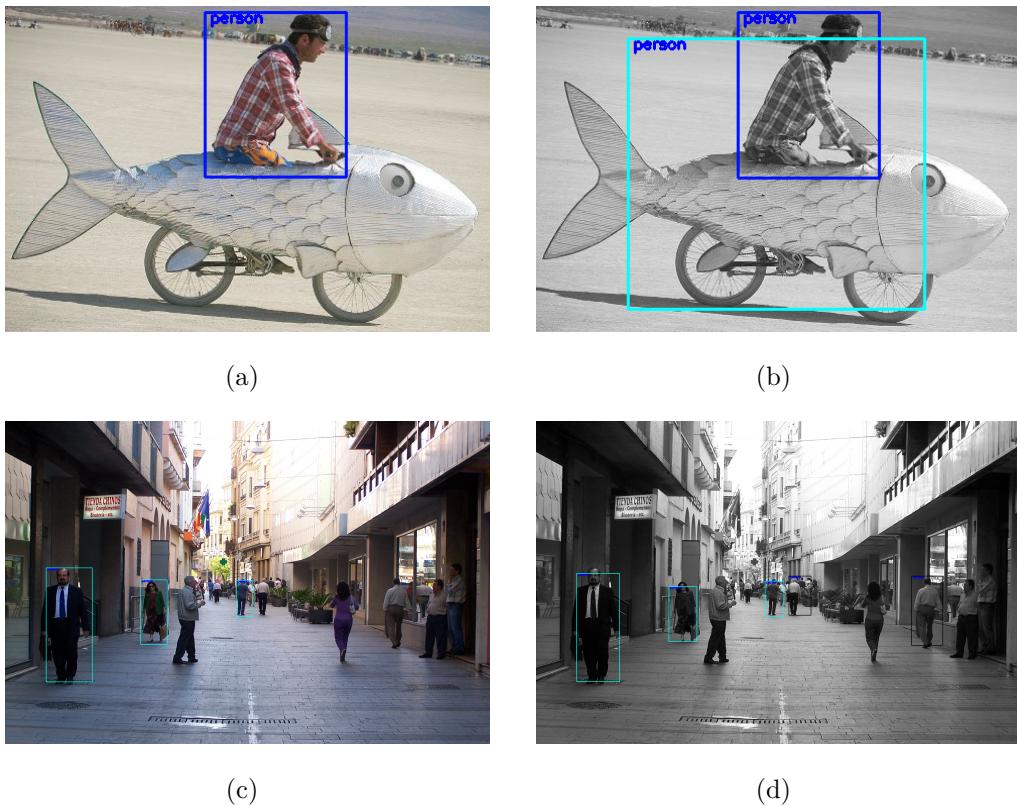


Figura 4.3: Detección en distintas imágenes: (a) Imagen RGB con COCO, (b) Imagen de grises con COCO, (c) Imagen RGB con VOC, (d) Imagen de grises con VOC,

Tras analizar las diferentes detecciones realizadas, tanto en imágenes RGB como de grises, no es posible establecer un resultado concluyente, pues no se observa una clara tendencia de mejora, estabilidad o empeoramiento de los resultados al variar las imágenes y los modelos utilizados. Además, la imágenes han sido escogidas de forma totalmente

CAPÍTULO 4. DETECCIÓN

aleatoria, sin cumplir ningún tipo de característica que permita establecer conclusiones. Por todo ello, será necesario realizar un estudio más profundo de los modelos utilizados, con bases de datos de evaluación significativas, para obtener conclusiones sólidas sobre el enfoque SSD de Caffe.

Capítulo 5

Conclusiones y líneas futuras

Por último, en este capítulo se exponen las conclusiones alcanzadas con el desarrollo del trabajo, así como posibles líneas para continuar en el futuro, ayudándose de los resultados obtenidos en el desarrollo del mismo.

5.1. Conclusiones

El desarrollo de este trabajo ha permitido establecer una serie de conclusiones en el ámbito de aprendizaje profundo mediante el empleo de redes neuronales entrenadas con Caffe. A pesar de que el desarrollo del trabajo tenía como objetivos establecer conclusiones sobre las dos tareas principales de esta técnica, clasificación y detección, por las propias características del trabajo únicamente se obtuvieron conclusiones firmes sobre la clasificación, dejando abierta la puerta a una futura investigación en el problema de la detección con estas redes. A continuación se exponen todas las conclusiones que fueron establecidas gracias a la obtención de distintos resultados por la evaluación de las redes neuronales entrenadas.

- La plataforma Caffe posee un funcionamiento muy adecuado para el ámbito de la visión artificial gracias a un entrenamiento rápido y a gran número de ejemplos y facilidades para el mismo. Además proporcionan la posibilidad de entrenamiento de redes tanto para clasificación como detección.
- Las redes neuronales con Caffe pueden ser entrenadas con diferentes conjuntos de datos, siempre en formato lmdb, obteniendo resultados muy diferentes en función de la composición de las mismas.

- Para el ejemplo tratado con la base de datos MNIST para la clasificación de dígitos, al variar la composición de estas bases de datos, se han obtenido diversas conclusiones interesantes que han permitido mejorar de forma considerable la red final entrenada.
 - El entrenamiento con imágenes de borde amplia el número aciertos en la clasificación, pues independiza la misma del fondo de la imagen.
 - Al incluir imágenes con transformaciones en el entrenamiento de la red, la precisión de la clasificación aumenta, permitiendo obtener una red más robusta.
 - La precisión obtenida al incluir un alto número de imágenes transformadas frente a la que se obtiene disminuyendo ese número de imágenes es muy similar, por lo que no es necesario incluir un gran número de estas imágenes en el entrenamiento.
 - Sobre la inclusión de la imagen limpia en el entrenamiento, siendo ésta la imagen sin ninguna transformación, se obtienen resultados que avalan que no es necesario incluirla para obtener una mayor precisión.
- Se ha elaborado un componente bastante y robusto con Python que permite la clasificación de dígitos mostrados a una cámara RGB gracias a una red entrenada con Caffe gracias a las conclusiones obtenidas en el punto anterior.

Como se mencionó anteriormente, los resultados obtenidos en los experimentos de la detección no son concluyentes, por lo que no es posible establecer conclusiones firmes sobre esta técnica.

5.2. Líneas futuras

Para seguir con la investigación abordada en este trabajo se pueden seguir dos claras tendencias marcadas por los dos grandes problemas que se pueden abordar, detección y clasificación.

- Por un lado, el que no se haya obtenido resultados concluyentes en el campo de la detección permite continuar en futuras investigaciones en esta línea, tratando de obtener una red robusta para esta tarea mediante la modificación de la red entrenada con diferentes bases de datos o estructuras de red.

CAPÍTULO 5. CONCLUSIONES

- Por otro lado, en el campo de la clasificación, es posible extender lo aprendido para un ejemplo sencillo, la clasificación de dígitos con redes neuronales gracias al conjunto de datos MNIST, a un ejemplo más complejo como puede ser la clasificación de signos o de señales de tráfico.

Finalmente, la aplicación ideal consiste en una mezcla de ambos problemas. De esta manera, por ejemplo, sería posible la elaboración de una aplicación que permitiese a un choche circular de forma autónoma, detectando los estímulos que recibe de la carretera y clasificando los mismos para actuar en consecuencia a la clase detectada.

Éstos son solo algunos ejemplos de los diferentes problemas que se pueden tratar de abordar con esta tecnología. La cantidad de tareas que se pueden tratar de realizar es tan amplia como el número de problemas que se le pueden presentar a un ser humano en su día a día, pues la finalidad de estas aplicaciones no es otra que facilitar la vida diaria de las personas.

Bibliografía

- [1] Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, and Aaron Courville. *Deep Learning*. MIT Press, 2016. <http://www.deeplearningbook.org>.
- [2] M.Eng. Dewi Suryani, S.Kom. *Convolutional Neural Network*. <http://soc.s.binus.ac.id/2017/02/27/convolutional-neural-network/>, 2017. [Accedido 20 de Junio de 2017].
- [3] Clayton Mellina Rob Hess and Friends. *Introducing: Flickr PARK or BIRD*. <http://code.flickr.net/2014/10/20/introducing-flickr-park-or-bird/>, 2014. [Accedido 13 de Junio de 2017].
- [4] M. Everingham, L. Van Gool, C. K. I. Williams, J. Winn, and A. Zisserman. The pascal visual object classes (voc) challenge. *International Journal of Computer Vision*, 88(2):303–338, June 2010.
- [5] Tom Fawcett. An introduction to roc analysis. *Pattern Recognition Letters*, 27(8):861 – 874, 2006. ROC Analysis in Pattern Recognition.
- [6] B. Kolo. *Binary and Multiclass Classification*. Weatherford Press, 2011.
- [7] W. Liu, D. Anguelov, D. Erhan, C. Szegedy, S. Reed, C.-Y. Fu, and A. C. Berg. SSD: Single Shot MultiBox Detector. *ArXiv e-prints*, December 2015.
- [8] J. Schmidhuber. Deep Learning in Neural Networks: An Overview. *ArXiv e-prints*, April 2014.
- [9] Yangqing Jia, Evan Shelhamer, Jeff Donahue, Sergey Karayev, Jonathan Long, Ross Girshick, Sergio Guadarrama, and Trevor Darrell. Caffe: Convolutional architecture for fast feature embedding. *arXiv preprint arXiv:1408.5093*, 2014.
- [10] Andreas Veit, Tomas Matera, Lukas Neumann, Jiri Matas, and Serge Belongie. Coco-text: Dataset and benchmark for text detection and recognition in natural images. In *arXiv preprint arXiv:1601.07140*, 2016.

BIBLIOGRAFÍA

- [11] M. Everingham, L. Van Gool, C. K. I. Williams, J. Winn, and A. Zisserman. The PASCAL Visual Object Classes Challenge 2007 (VOC2007) Results. <http://www.pascal-network.org/challenges/VOC/voc2007/workshop/index.html>.
- [12] M. Everingham, L. Van Gool, C. K. I. Williams, J. Winn, and A. Zisserman. The PASCAL Visual Object Classes Challenge 2012 (VOC2012) Results. <http://www.pascal-network.org/challenges/VOC/voc2012/workshop/index.html>.
- [13] L.L. Pullum, B.J. Taylor, and M.A. Darrah. *Guidance for the Verification and Validation of Neural Networks*. Emerging Technologies. Wiley, 2007.
- [14] C. Sammut and G.I. Webb. *Encyclopedia of Machine Learning*. Encyclopedia of Machine Learning. Springer US, 2011.
- [15] R.F. López and J.M.F. Fernández. *Las Redes Neuronales Artificiales*. Metodología y Análisis de Datos en Ciencias Sociales. Netbiblo, 2008.
- [16] José Jaime Esqueda Elizondo and Luis Enrique Palafox Maestre. *Fundamentos para el procesamiento de imágenes*. Uabc.
- [17] J. Canny. A computational approach to edge detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-8(6):679–698, Nov 1986.
- [18] OpenCV. *Canny Edge Detection*. http://docs.opencv.org/trunk/da/d22/tutorial_py_canny.html, 2017. [Accedido 14 de Junio de 2017].
- [19] X. Wang. Laplacian operator-based edge detectors. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 29(5):886–890, May 2007.
- [20] R.C. Gonzalez and R.E. Woods. *Digital Image Processing*. Pearson/Prentice Hall, 2008.
- [21] OpenCV-Sphinx. *Laplace Operator*. http://docs.opencv.org/2.4/doc/tutorials/imgproc/imgtrans/laplace_operator/laplace_operator.html, 2017. [Accedido 14 de Junio de 2017].
- [22] OpenCV. *Sobel Derivatives*. http://docs.opencv.org/2.4/doc/tutorials/imgproc/imgtrans/sobel_derivatives/sobel_derivatives.html, 2017. [Accedido 18 de Junio de 2017].

BIBLIOGRAFÍA

- [23] Wei Liu, Dragomir Anguelov, Dumitru Erhan, Christian Szegedy, Scott Reed, Cheng-Yang Fu, and Alexander C. Berg. SSD: Single shot multibox detector. In *ECCV*, 2016.