



UNIVERSIDAD DE BURGOS
ESCUELA POLITÉCNICA SUPERIOR
Grado en Ingeniería en Informática



TFG del Grado en Ingeniería Informática
**Sistema de reconocimiento
automático en arqueobotánica**



Presentado por Jaime Sagüillo Revilla
en Universidad de Burgos — 2 de julio de 2017
Tutores: D. Álvar Arnaiz González, Dr. José
Francisco Díez Pastor y D.^a Virginia Ahedo García



UNIVERSIDAD DE BURGOS
ESCUELA POLITÉCNICA SUPERIOR
Grado en Ingeniería en Informática



D. Álvar Arnaiz González, Dr. José Francisco Díez Pastor profesores del departamento de Departamento de Ingeniería Civil, Área de Lenguajes y Sistemas Informáticos.

Expone:

Que el alumno D. Jaime Sagüillo Revilla, con DNI 12782524-K, ha realizado el Trabajo final de Grado en Ingeniería Informática titulado Sistema de reconocimiento automático en arqueobotánica.

Y que dicho trabajo ha sido realizado por el alumno bajo la dirección del que suscribe, en virtud de lo cual se autoriza su presentación y defensa.

En Burgos, 2 de julio de 2017

Vº. Bº. del Tutor:

D. Álvar Arnaiz González

Vº. Bº. del co-tutor:

Dr. José Francisco Díez Pastor

Resumen

La arqueobotánica es la ciencia que estudia las interrelaciones de las poblaciones humanas antiguas con el mundo vegetal. Trata de obtener información de las actividades del ser humano relacionadas con las plantas tales como: técnicas de agricultura, consumo de vegetales, utilización de las plantas o información sobre los entornos de vegetación prehistóricos.

El objetivo de este proyecto se centra en la rama de los micro-restos y, más en concreto, en los fitolitos. Los fitolitos son partículas microscópicas generadas por las plantas, a causa de un proceso metabólico vital para ellas. La identificación de los fitolitos nos permite obtener, entre otra, la información sobre arqueobotánica anteriormente citada.

En este proyecto tratamos de solucionar la problemática de analizar cada una de las muestras microscópicas manualmente mediante la creación de un sistema que sea capaz de reconocer de forma automática los fitolitos en cada una de estas muestras.

Para la creación de este sistema se planteaba un problema fundamental consistente en la necesidad de poseer imágenes con los fitolitos previamente identificados. Con este objetivo se realizó un etiquetador de imágenes que permite a los expertos etiquetar los diversos tipos de fitolitos en las muestras. Debido al coste de los expertos etiquetando, se utilizaron técnicas de data augmentation, como rotaciones y cambios de tamaño, que nos permitieron obtener un conjunto de imágenes lo suficientemente grande para entrenar el clasificador.

Adicionalmente, durante el desarrollo de este proyecto se realizó un estudio de las posibles técnicas para llevar a cabo el sistema de reconocimiento automático. Aplicándose, como solución final, la ventana deslizante para la subdivisión de una imagen en varios recortes, los cuales un clasificador recibe y clasifica en fitolito o no fitolito (fondo de la imagen).

Descriptores

Arqueobotánica, Fitolito, Reconocimiento automático de objetos, Inteligencia artificial

Abstract

Archeobotany is the science that studies the interrelations of ancient human populations with the plant world. It tries to obtain information about the human activities related to plants such as: agriculture techniques, vegetable consumption, plant utilization or information on prehistoric vegetation environments.

The objective of this project is focused on the branch of the micro-remains and, more specifically, on the phytoliths. Phytoliths are microscopic particles generated by plants, because of a vital metabolic process for them. The identification of the phytoliths allows us to obtain, among others, the information on archaeobotany mentioned above.

In this project we try to solve the problem of analyzing each of the microscopic samples manually by creating a system that is able to automatically recognize the phytoliths in each of these samples.

For the creation of this system, a fundamental problem was the need to possess images with the phytoliths previously identified. To this end, an image labelling tool was made which allows the experts to identify the various types of phytoliths in the samples. Due to the cost of labelling by experts, data augmentation techniques were used, such as rotations and size changes, allowing us to obtain a set of images large enough to train the classifier.

In addition, during the development of this project a study of the possible techniques to carry out the automatic recognition system was carried out. As a final solution, the sliding window is used for the subdivision of an image into several cuts, which a classifier receives and classifies in phytolith or non-phytolith (background of the image).

Keywords

Archeobotany, Phytolith, Automatic object recognition, Artificial Intelligence

Índice general

Índice general	III
Índice de figuras	v
Índice de tablas	vi
Introducción	1
Objetivos del proyecto	3
2.1. Objetivos generales	3
2.2. Objetivos técnicos	3
Conceptos teóricos	5
3.1. Fitolito y la complejidad de su morfología	5
3.2. Inteligencia artificial	8
3.3. Minería de datos	9
3.4. Procesamiento de imágenes	11
3.5. Detección de objetos	14
3.6. Aprendizaje profundo	14
Técnicas y herramientas	19
4.1. Lenguajes de programación	19
4.2. <i>Anaconda</i>	20
4.3. Librerías auxiliares	21
4.4. Control de versiones: <i>Git</i>	22
4.5. Repositorio: <i>Github</i>	22
4.6. Documentación: <i>LATeX</i>	22
4.7. Entorno de desarrollo: <i>JetBrains PyCharm</i>	22
4.8. Herramienta de prototipado: <i>NinjaMock</i>	23

Aspectos relevantes del desarrollo del proyecto	24
5.1. Procesamiento de imágenes	24
5.2. Problema fundamental: falta de imágenes	25
5.3. Clasificadores	27
5.4. Detección de objetos mediante técnicas de <i>deep learning</i>	31
5.5. Solución final: <i>Bag of Words</i> junto a <i>ventana deslizante</i>	32
Trabajos relacionados	38
Conclusiones y Líneas de trabajo futuras	40
7.1. Conclusiones	40
7.2. Líneas futuras de trabajo	41
Bibliografía	42

Índice de figuras

3.1.	Conjunto de ejemplos de distintos tipos de fitolitos.	6
3.2.	Comparación de tamaño entre distintos tipos de fitolitos	7
3.3.	Imagen con mucho ruido.	8
3.4.	Esquema de funcionamiento de <i>Bag of Words</i>	11
3.5.	Ejemplo de arquitectura de red neuronal convolucional	11
3.6.	Segmentación de una imagen	12
3.7.	Ejemplo de imagen tras aplicar <i>thresholding</i>	13
3.8.	Ejemplo de las características de HoG	14
3.9.	Ejemplo de <i>data augmentation</i>	15
3.10.	Imagen predicha por <i>YOLO</i>	17
5.11.	Conversión de la imagen original a escala de grises	25
5.12.	Distintos ejemplos de una imagen segmentada	26
5.13.	Resultados obtenidos mediante transformación divisoria	27
5.14.	Esquema del funcionamiento de la ventana deslizante	28
5.15.	Resultados tras aplicar el clasificador sobre una imagen	30
5.16.	Resultados de la validación cruzada con las clases fitolito y no fitolito	34
5.17.	Resultados de la validación cruzada con los distintos tipos de fitolito	35
5.18.	Resultados experimentales en el reconocimiento de fitolitos	36
5.19.	Imágenes originales	37
5.20.	Precisión en el reconocimiento de fitolitos	37

Índice de tablas

3.1. Comparativa entre los distintos sistemas de detección de objetos . 18

Introducción

Este trabajo esta desarrollado en colaboración con investigadores del CSIC, en concreto con Débora Zurro, experta en arqueobotánica, y Virginia Ahedo, interlocutora en el desarrollo del proyecto. Siendo ellas las principales usuarios de los productos *software* desarrollados en este proyecto.

Está compuesto de un conjunto de herramientas, que tienen el fin de desarrollar un sistema capaz de reconocer automáticamente fitolitos. Crear un sistema de este tipo es una tarea compleja, ya que lleva consigo un gran número de problemáticas a resolver, más allá de los problemas implícitos que tiene un sistema de visión artificial, entre las cuales se encuentran las siguientes:

- No poseemos un conjunto de imágenes de fitolitos etiquetadas, con los tipos de fitolitos que las componen y otra información necesaria. Base fundamental para la construcción de un sistema de aprendizaje automático.
- Los fitolitos son de distintos tamaños y tridimensionales, pero las fotografías son planas, es decir bidimensionales. Lo cual ocasiona que un mismo tipo de fitolito tenga múltiples formas en distintas fotografías.
- Las imágenes microscópicas de fitolitos no solo contienen fitolitos, sino que contienen otros materiales, tales como restos de materia inorgánica.
- Los fitolitos pueden estar superpuestos entre sí. Debido a que se fotografían fitolitos en disolución.

Debido a que no poseemos dichas imágenes al inicio del desarrollo, muchas de las tareas que se podrán ver en este proyecto se realizarán con reconocimiento facial [8]. Se utilizarán caras puesto que las bases de datos de caras

son de dominio público y nos permitirán tener una primera aproximación al problema¹.

Debido al problema de la falta de imágenes de estas características, nos veremos obligados a crear un etiquetador de imágenes². El cual, nos permitirá obtener toda la información necesaria para tener un conjunto de imágenes que nos permitan llevar a cabo el sistema automático de reconocimiento de fitolitos.

Como más tarde iremos viendo, la mayoría de los productos generados en este proyecto son *Jupyter Notebooks*, los cuales nos permiten interaccionar fácilmente con el código. Se explican en detalle en el capítulo de técnicas y herramientas 4.1. Cada uno de estos *notebooks* contendrán estudios sobre algunas herramientas o técnicas utilizadas o investigadas.

Finalmente, y a modo de aclaración, para llevar a cabo este sistema se irán estudiando diferentes técnicas, como previamente he comentado en el resumen. Comenzando por la técnica de segmentación [28], continuando con la ventana deslizante [7] y avanzando hasta técnicas más avanzadas, como *deep learning* [35].

¹No obstante, el reconocimiento facial es un problema mucho más sencillo que el que se aborda en el proyecto.

²Un etiquetador de imágenes es una herramienta que permite identificar donde se encuentran los diferentes objetos en una imagen.

Objetivos del proyecto

En este apartado se explican los distintos objetivos identificados en este proyecto. Distinguendo entre los objetivos generales del proyecto y los objetivos técnicos.

2.1. Objetivos generales

Los objetivos generales que plantea este proyecto son los siguientes:

- Realizar un estudio de las técnicas del estado del arte que solucionen el reconocimiento automático de fitolitos con la mejor precisión y eficiencia posible.
- Crear una aplicación para el etiquetado de fitolitos, mediante la cual se extraiga toda la información necesaria.
- Crear un sistema de reconocimiento automático de fitolitos. Mediante el cual, un usuario sea capaz de introducir cualquier imagen que desee para realizar este reconocimiento de forma automática.

2.2. Objetivos técnicos

Los objetivos técnicos que plantea este proyecto son los siguientes:

- Utilizar *Python* para crear todo lo que involucra este sistema, como lenguaje de programación principal.
- Usar librerías para *Python*, como *scikit-image* [21], que nos permitan llevar a cabo las tareas más complejas del proyecto.
- Crear una aplicación, basada en los *Jupyter Notebooks*, que permita una fácil instalación y uso a los usuarios.

- Utilizar un sistema de control de versiones, en nuestro caso *Git*, junto a un servicio central, *GitHub*. Para mantener un correcto control de los productos generados.
- Utilizar alguna herramienta para la gestión del proyecto, en nuestro caso *ZenHub*. Que nos permita hacer un seguimiento de la metodología Scrum.
- Utilizar herramientas de prototipado para llevar a cabo las interfaces de usuario.

Conceptos teóricos

Para la comprensión de este proyecto es necesaria la explicación de algunos conceptos teóricos que introduciré en este apartado. Para ello se ha organizado en seis bloques principales: fitolito, inteligencia artificial, procesamiento de imágenes, minería de datos, *deep learning* y detección de objetos.

3.1. Fitolito y la complejidad de su morfología

Los fitolitos son partículas microscópicas de sílice de ópalo producidas dentro y entre las células de muchas plantas. Además, son partículas muy resilientes y se han preservado hasta la actualidad en forma de microfósiles. Estos son utilizados en la investigación de paleoambientes³, botánica, geología y arqueología [11].

Existen multitud de tipos de fitolitos, pero en este proyecto nos centramos en un conjunto de tipos más delimitado, según los requisitos de nuestros clientes. Los cuales se encuentran concretamente interesados en el área de la arqueobotánica. En total trabajamos con 7 tipos de fitolitos:

- Bilobate
- Bulliform
- Cyperaceae
- Rondel
- Saddle
- Spherical
- Trichomas

Como previamente comenté en la introducción del proyecto, en este proyecto nos enfrentamos con varias problemáticas. Una de ellas son los distintos tamaños y la tridimensionalidad de estos, lo cual introduce una gran variabilidad en sus apariencias. En la figura 3.1 observamos dos fotografías por cada

³Consistente en la reconstrucción de entornos antiguos.

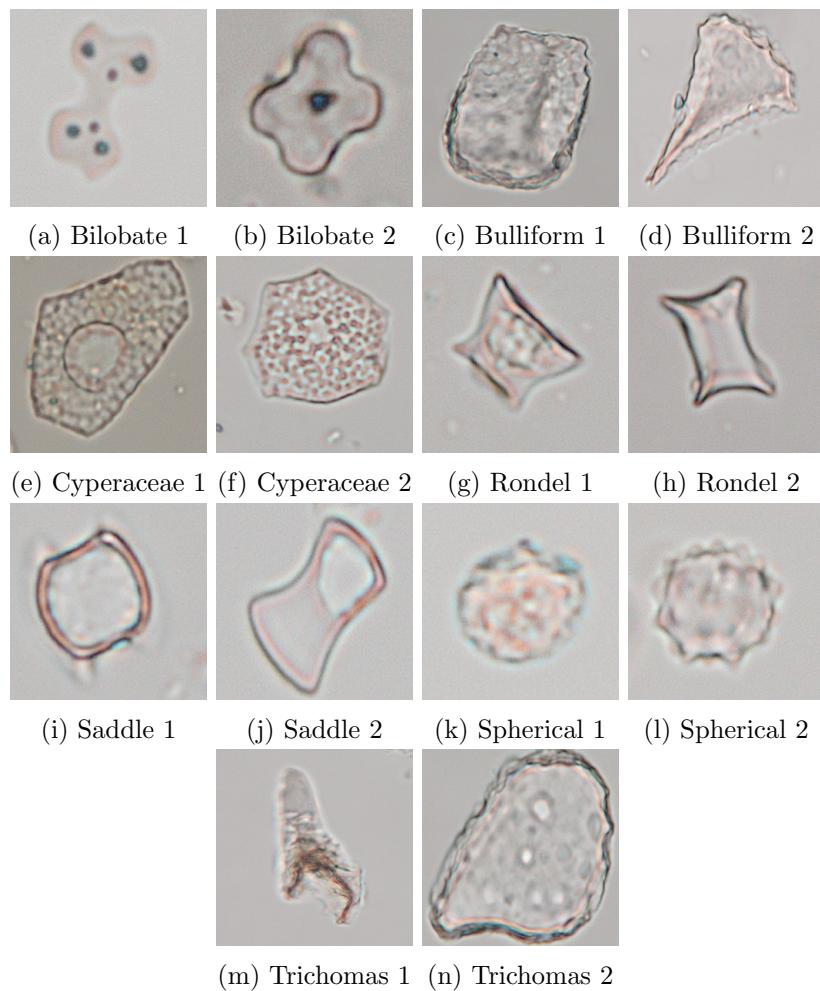


Figura 3.1: Conjunto de ejemplos de distintos tipos de fitolitos. Las imágenes que aquí se presentan han sido obtenidas mediante el etiquetador de imágenes desarrollado en este proyecto.

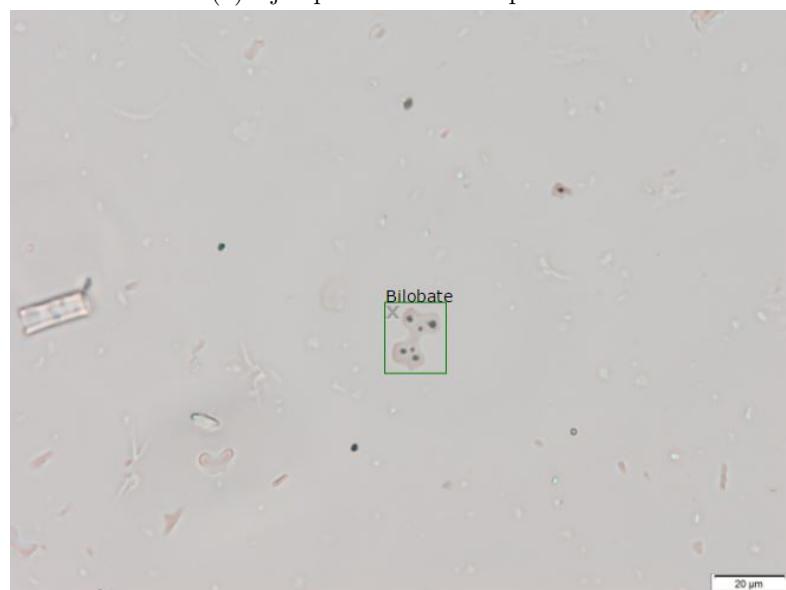
uno de los tipos de fitolito que se encuentran en nuestro ámbito de estudio. Pudiendo observar en ella la variabilidad a la que hago referencia dentro de un mismo tipo de fitolito.

Además, en la figura 3.2 introduzco dos imágenes de microscopio con los fitolitos etiquetados. Reflejando en ella la diferencia de tamaños entre los distintos tipos de fitolitos, a la que previamente hacía referencia. Lo cual aporta mayor complejidad al problema que estamos acometiendo.

Por otro lado, destacar otra problemática que plantea este contexto. Las imágenes tienen un alto grado de ruido, ya que estas no solo contienen fitolitos. Sino que contienen otras materias o restos sin relevancia alguna, como



(a) Ejemplo bulliform etiquetado



(b) Ejemplo bilobate etiquetado

Figura 3.2: Comparación de tamaño entre distintos tipos de fitolitos

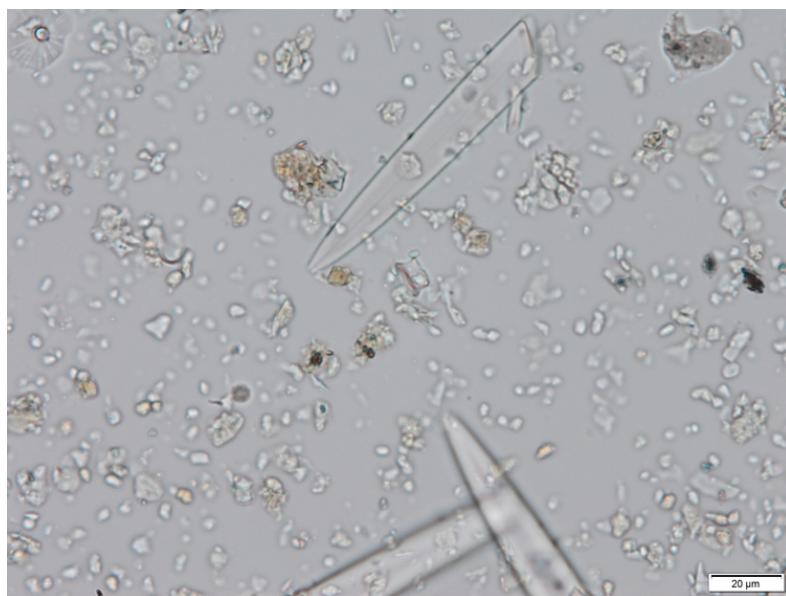


Figura 3.3: Imagen con mucho ruido.

observamos en la figura 3.3.

Y, por último, las imágenes son muestras de fitolitos en disolución, lo cual provoca que en ocasiones estos se encuentren superpuestos entre sí o junto a otros elementos.

3.2. Inteligencia artificial

Inteligencia artificial, que comúnmente aparece como las siglas IA o AI (del inglés *Artificial Intelligence*), consiste en otorgar a las máquinas la capacidad de realizar acciones que habitualmente son realizadas por humanos, imitando la inteligencia cognitiva humana [2]. Esta podría ser una posible definición de IA, pero existen multitud [18]. Algunos posibles ejemplos conocidos por todos en los que se aplica la IA son el coche autónomo, videojuegos, asistentes personales, reconocimiento facial en imágenes, entre otros.

Aprendizaje automático

Aprendizaje automático, o en inglés *machine learning*, es un campo de la informática cuyo objetivo es dar a los computadores la capacidad de aprender sin explícitamente haber sido programados [29]. Además, se encarga de construir modelos para problemas en los que un algoritmo programado con un conjunto de instrucciones estáticas no puede conseguir buenos resultados o es muy complejo hacer que lo sean.

Aprendizaje supervisado y no supervisado

En esta sección vamos a distinguir entre aprendizaje supervisado y no supervisado, ambas técnicas pertenecientes al campo de *machine learning*.

Aprendizaje supervisado es una técnica que consiste en la inferencia de una función partiendo de un conjunto de datos de entrenamiento etiquetado [32]. Dos de las tareas más comunes del aprendizaje supervisado son clasificación y regresión. Es decir, para tareas en las que el resultado deseado sea obtener una variable que nos informe a qué clase pertenece una determinada instancia, lo cual es un valor discreto, o para tareas en las que se desea obtener un valor continuo. Dos posibles ejemplos, a modo de aclaración, podrían ser: la clasificación de *emails* en *spam* o *no-spam* y la predicción del valor de un inmueble. La tarea de clasificación se analizará en detalle en la sección 3.3.

En cuanto al otro tipo de aprendizaje, el aprendizaje no supervisado consiste en la obtención de la estructura oculta en los datos. Pero al contrario que en el aprendizaje supervisado, partiendo de un conjunto de datos sin etiquetar, es decir, datos para los cuales no poseemos su valor deseado [33]. Una tarea muy común en aprendizaje no supervisado es el *clustering* o agrupamiento, consistente en la agrupación de los datos en un número de grupos determinado, localizando las relaciones internas y las características diferenciadoras respecto a otros grupos. Un posible ejemplo de la utilización de este tipo de aprendizaje podría ser la categorización de clientes en varios grupos con fines comerciales. Y, más en concreto, en este proyecto se ha utilizado como uno de los pasos de la técnica *Bag of Words*, véase la sección 3.3.

3.3. Minería de datos

Clasificación

Clasificación, como ya se ha introducido previamente, es la tarea de identificar, entre un conjunto de categorías o clases⁴, a qué categoría o clase pertenece una determinada instancia (esta instancia puede ser una imagen, por ejemplo).

En el caso de este proyecto, estamos tratando de identificar los distintos tipos de fitolitos dentro de una imagen. Lo cual no es una tarea estrictamente de clasificación sino de reconocimiento de objetos. Pero, en el caso de que nuestro programa recibiese únicamente una imagen recortada conteniendo un fitolito, como las que se ven en la figura 3.1, podríamos aplicar un modelo de clasificación que nos predijese el tipo de fitolito que contiene la imagen.

⁴Se entiende por clase a cada uno de los tipos, o categorías, en las que se desean clasificar las instancias. Por ejemplo, en un problema en el que deseemos clasificar imágenes como personas y perros. Las clases serán: persona y perro.

Reconocimiento de patrones

El reconocimiento de patrones consiste en la extracción de propiedades similares entre las distintas instancias de una clase [31]. De manera que podamos identificar un determinado objeto en función de los patrones que este contiene. Este concepto, como podemos observar, está íntimamente relacionado con el concepto de clasificación y *machine learning*.

Bag of Words

Bag of Words (BoW), o en español bolsa de palabras, es una técnica comúnmente utilizada en la clasificación de documentos [26]. En la que se describe un texto mediante el conjunto de palabras que componen dicho documento.

Pero esta técnica también ha sido aplicada a tareas de procesamiento de imágenes. Siendo la que mejores resultados conseguía hasta la llegada del *Deep Learning*. Esta se fundamenta en la obtención de las características de una imagen mediante uno o varios descriptores, como HoG [27] o SHIFT [10]. Realizando *clustering* sobre este conjunto de características, obtenemos un conjunto de «palabras» o características más generales. Por ejemplo, si estuviésemos tratando de clasificar bicicletas, tras realizar *clustering* sobre las características obtenidas con los descriptores, lo que estaríamos obteniendo son ruedas, manillares, cuadros de bicicleta, pedales, entre otros. Lo cual equivaldría a las palabras de un documento pero en el ámbito de una imagen. En la figura 3.4 muestro un diagrama, a modo de aclaración, del funcionamiento de BoW.

Red neuronal artificial

Una red neuronal artificial (RNA) es un modelo compuesto de un conjunto de unidades, llamadas neuronas artificiales, organizadas en capas e interconectadas entre sí. Como fácilmente se intuye, las RNAs tratan de imitar el funcionamiento del cerebro de los animales, con el objetivo de solucionar problemas de la misma manera que ellos [25].

El concepto de red neuronal no es, en absoluto, un concepto que haya surgido en la actualidad. Aunque este haya cobrado más fuerza en los últimos años, gracias a los avances realizados en la materia y al avance en los recursos informáticos.

Red neuronal convolucional

Las redes neuronales convolucionales son una variante de la red neuronal original. Estas aportan dos ventajas principales sobre las originales: mayor eficiencia en su implementación y reducen el número de parámetros utilizados

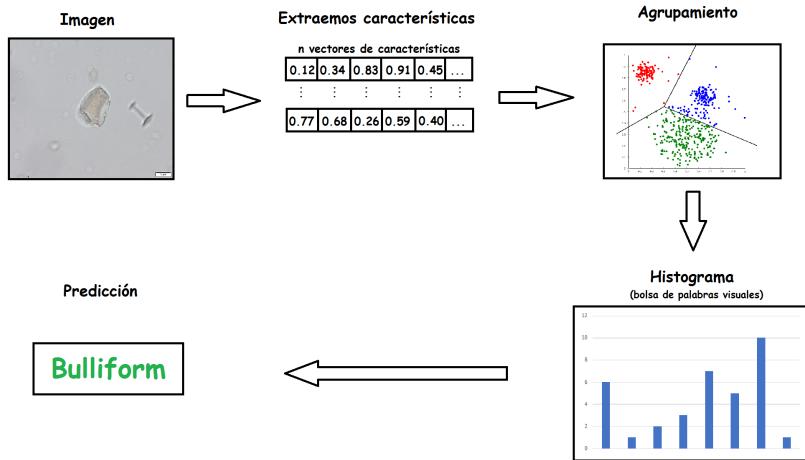
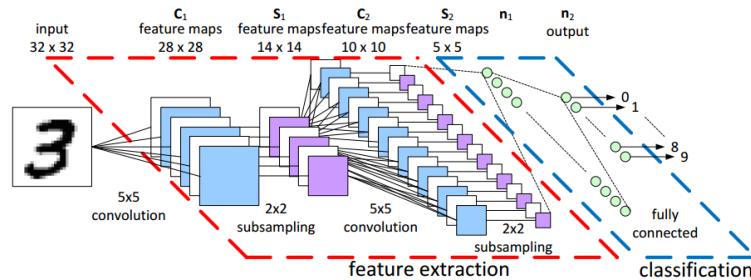
Figura 3.4: Esquema de funcionamiento de *Bag of Words*

Figura 3.5: Ejemplo de arquitectura de red neuronal convolucional para el reconocimiento de caracteres manuscritos [13].

considerablemente [20]. En la figura 3.5 muestro un diagrama de una arquitectura ejemplo de este tipo de red.

3.4. Procesamiento de imágenes

Segmentación

La segmentación en el campo de la visión artificial, como se indica en la Wikipedia, consiste en subdividir una imagen en varios píxeles u objetos [28]. Cuando segmentamos una imagen, lo que pretendemos hacer es cambiar su

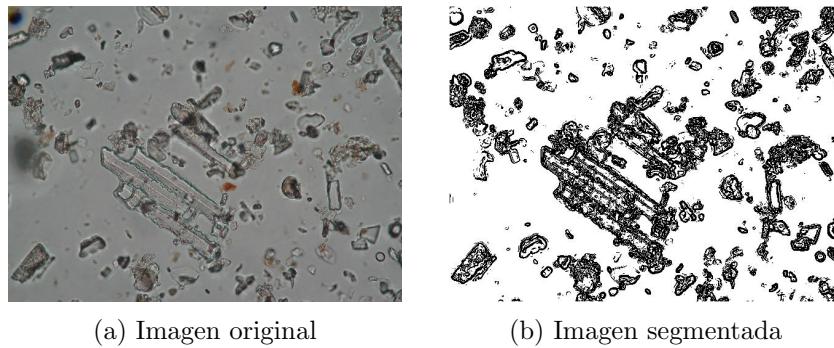


Figura 3.6: Segmentación de una imagen

representación para poder obtener de esta una mayor utilidad o cantidad de información.

En nuestro caso, segmentamos la imagen para eliminar el fondo de ella y obtener así una imagen con solo su parte delantera. De esta manera, eliminamos el ruido que existe en la imagen y, a su vez, la simplificamos reteniendo la parte de la imagen en la que se encuentran los objetos que nos interesan. Como podemos observar en la figura 3.6.

Posteriormente a este paso, nos interesa, como es obvio, dividir la parte delantera de la imagen resultante en objetos. De este modo, obtendremos cada uno de los objetos por separado de forma idónea.

Binarización

La binarización de una imagen consiste en la simplificación de los valores de cada píxel a 2 posibles valores, blanco o negro, representando el fondo y el frente de la imagen cada uno de ellos. Esta técnica nos permite conservar únicamente la información que nos interesa, eliminando el resto.

Thresholding

Es el método más simple para la segmentación de una imagen, pudiéndose utilizar para la binarización de una imagen, como es nuestro caso. Consiste en reemplazar los píxeles por debajo de una determinada constante a píxeles negros, y los que se encuentran por encima a píxeles blancos o viceversa. Un ejemplo de una imagen a la que se le ha aplicado esta técnica se muestra en la figura 3.7.

Existen distintas maneras de llevar a cabo este proceso, siendo uno de lo más conocidos el método de Otsu [30].

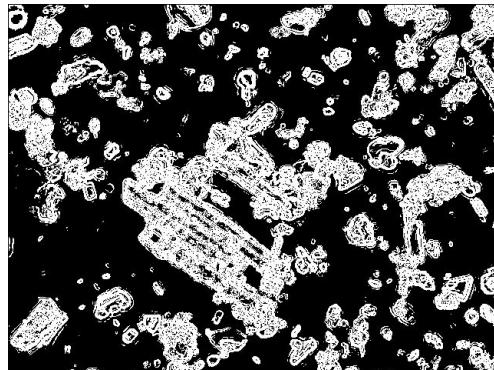


Figura 3.7: Ejemplo de imagen tras aplicar *thresholding*.

Descriptores visuales

Los descriptores visuales, o descriptores de características, son descripciones de las características visuales de los contenidos en imágenes o videos, en nuestro caso de imágenes, con el propósito de la detección de objetos [24]. El objetivo de los descriptores visuales es obtener la información que resulta significativa, eliminando a su vez la que no lo es. Así, utilizaremos la información que el descriptor nos proporciona para detectar los objetos que nos interesan en una imagen. Algunos ejemplos de características son la forma, el color o la textura.

Como se puede imaginar, obtener las características a mano es una tarea complicada y que usualmente no funciona correctamente. Por ello, utilizamos un método de extracción automática de características como es *Histogram of Oriented Gradients* (HoG), el cual se basa en los gradientes de la imagen para detectar los distintos objetos que se encuentran en la imagen [27]. En la figura 3.8 observamos el resultado de la obtención de las características de HoG de una imagen ejemplo. Por otro lado, en las tareas de reconocimiento de fitolitos utilizaremos el descriptor *Daisy* [36].

Data augmentation

Data augmentation es una técnica utilizada cuando se posee un conjunto de datos reducido⁵ o incompleto [4]. Permitiéndonos aumentar significativamente nuestro conjunto de datos o completarlo.

En el caso de la aplicación de esta técnica sobre un conjunto de imágenes, se trata de aplicar distintos filtros y efectos: espejados, rotaciones, ruido, recortes de la imagen, inversiones de colores, oscurecimientos o aclaramientos, difuminaciones, normalizaciones, conversiones a escala de grises, reescalamientos, entre otras. Un posible ejemplo de las imágenes resultantes tras aplicar

⁵En nuestro caso, hacemos referencia a un conjunto pequeño de imágenes.

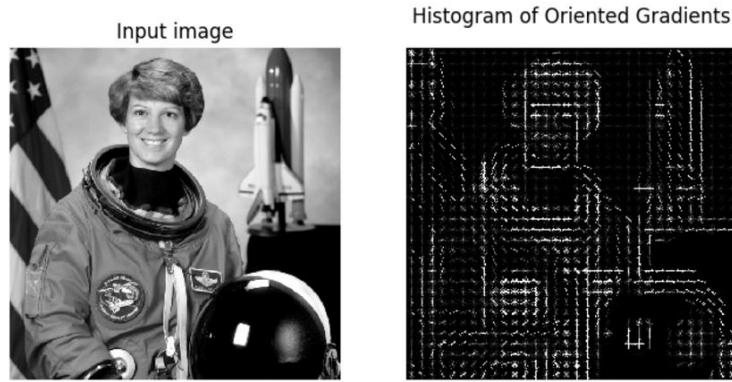


Figura 3.8: Ejemplo de las características de HoG. Imagen obtenida de un ejemplo de la página oficial de *skimage* www.flickr.com/photos/nasacommons/16504233985/

algunos de los efectos anteriores, y combinándolos entre sí, lo observamos en la figura 3.9, en la que observamos 64 imágenes resultantes de aplicar efectos sobre una única imagen.

3.5. Detección de objetos

Reconocimiento de objetos contra Detección de objetos

Antes de abordar el siguiente concepto, debemos de comprender la diferencia entre el término detección de objetos y reconocimiento de objetos.

Detección de objetos es el término utilizado cuando se desea detectar todos los objetos para los que ha sido entrenado el modelo. Proporcionándonos el tipo de objeto y las coordenadas de la caja que rodea ese objeto. Dependiendo del modelo, también puede devolver las probabilidades de que ese objeto sea un verdadero positivo.

En cuanto al reconocimiento de objetos, en este caso solo se desea obtener la clase de objeto que contiene. Por ejemplo, le enviamos a nuestro clasificador una imagen que contiene un fitolito Rondel y este nos devuelve si es de la clase Rondel, Saddle, Bilobate, u otra.

3.6. Aprendizaje profundo

Aprendizaje profundo, o más comúnmente mencionado en inglés mediante las palabras *deep learning*, es la técnica más avanzada, catalogada como el estado del arte, para ámbitos como la visión artificial, el reconocimiento de voz automático, el procesamiento del lenguaje natural, la bioinformática y el reconocimiento de audio, entre otros campos [5].

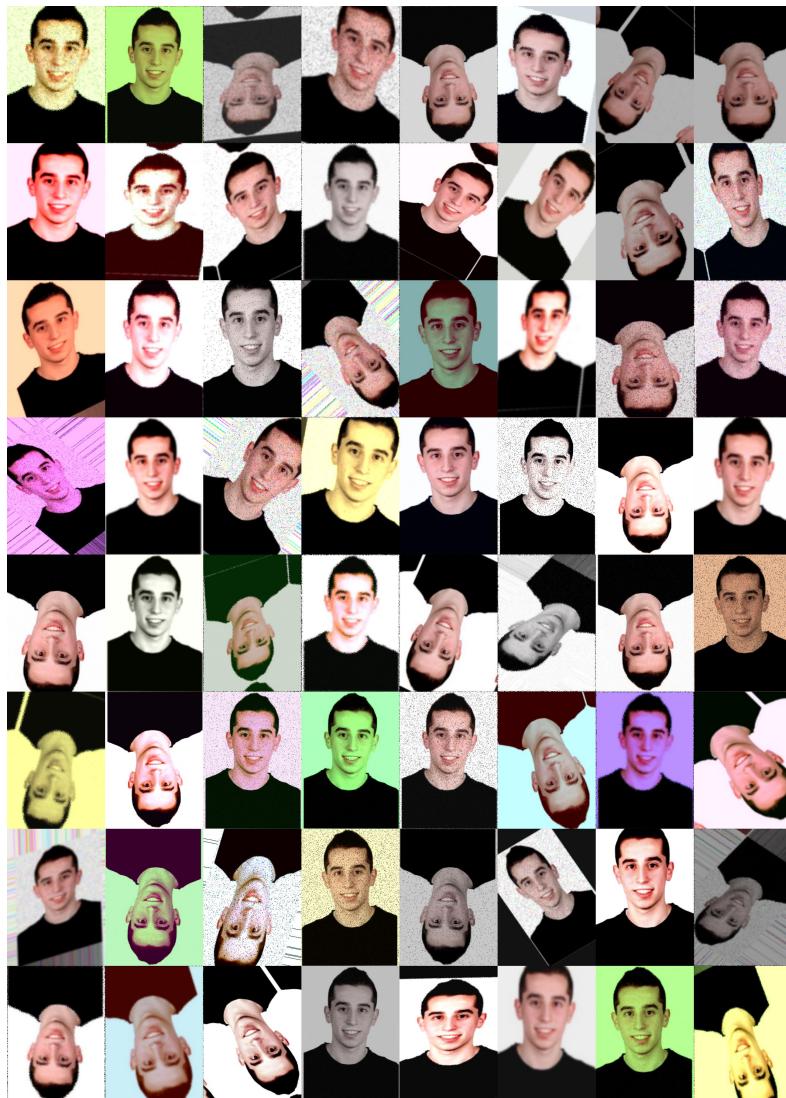


Figura 3.9: Ejemplo de *data augmentation*.

Deep learning es un conjunto de algoritmos de la rama del aprendizaje automático que se caracteriza por los siguientes aspectos, principalmente [5]:

1. Consisten en modelos con varias capas en las que la información sufre a menudo operaciones no lineales o transformaciones.
2. Consisten en representaciones de características que parten desde un nivel bajo de abstracción hasta llegar a un nivel alto. Por ejemplo, desde los píxeles de la imagen hasta las clases de objetos y sus coordenadas dentro de la imagen.

Este conjunto de técnicas es la intersección entre las redes neuronales, la inteligencia artificial, el modelado de grafos, la optimización, el reconocimiento de patrones y el procesado de señales [5].

Pero no todo son ventajas en esta aproximación. Y es que existe un problema principal: el cual es el volumen de imágenes que necesita un modelo de este tipo para ser adecuadamente entrenado, del orden de miles o cientos de miles. Por otro lado, el tiempo necesario para entrenar un modelo de este tipo es enorme, sino se posee una tarjeta gráfica especialmente potente. Y, por último, estos son modelos de caja negra, es decir, que difícilmente resultan comprensibles para un ser humano. Más adelante indagaremos en posibles soluciones.

YOLO

YOLO, o *You Only Look Once* [15], es una aproximación innovadora en la detección de objetos, considerado actualmente, como el estado del arte en esta materia, junto a *Faster RCNN* [17]⁶. Tratando de crear una arquitectura que funciona en tiempo real pero, a su vez, siendo capaz de soportar un número de clases mayor a 9000 [16].

Versiones

YOLO actualmente tiene dos versiones. Y, en cada una de estas versiones, se ha desarrollado una versión pequeña y una normal. En la primera versión de *YOLO* se consiguió llegar a resultados muy positivos, como la capacidad de procesar 45 imágenes por segundo con una precisión de 63.4 *mAP*⁷ en el conjunto de imágenes *VOC*⁸. Y, con la versión pequeña de este, se llegaron a procesar 155 imágenes por segundo con una precisión de 52.7 *mAP* [15].

⁶Faster RCNN es un detector de objetos en tiempo real con una precisión similar a la última versión de *YOLO*, pero con menor rendimiento en tiempos que este.

⁷*Mean average precision* (*mAP*), o Media promedio de precisión, es comúnmente utilizada como una medida de evaluación de la precisión en la detección de objetos.

⁸Conjunto de imágenes compuesto por más de 11.000 imágenes y 20 clases de objetos.

Precisiones muy positivas, pero que todavía no estaban a la altura del estado del arte a nivel de precisión.

En la segunda versión, se considera a *YOLO* como el estado del arte, junto a *Faster RCNN*. En esta versión, *YOLO* consigue llegar a una precisión de 76,8 *mAP*, procesando 67 imágenes por segundo, y 78,6 *mAP*, procesando 40 imágenes por segundo. Lo cual, supera a *Faster RCNN* en precisión y rapidez, siendo esta última ampliamente superada⁹ [16].

Característica diferenciadora de *YOLO*

YOLO otorga un enfoque distinto respecto a sus competidores. Mientras que en otros casos, como *Faster RCNN*, se separan las distintas etapas del procesado de una imagen. *YOLO*, por ello viene su nombre, solo necesita de un único «vistazo» para predecir la imagen y obtener las coordenadas, o cajas que rodean a cada uno de los objetos predichos [15]. Además, el uso de una arquitectura de red neuronal distinta, respecto a la mayoría de sus contrincantes, le permite requerir de menos de un tercio de operaciones en coma flotante [16]. Véase la figura 3.10.

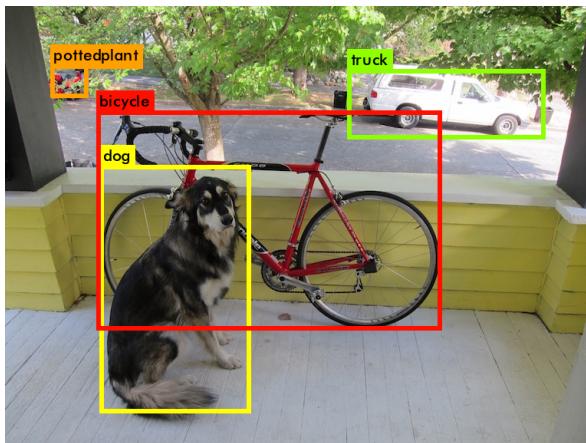


Figura 3.10: Imagen predicha por *YOLO*. Imagen obtenida de los ejemplos de *YOLO*.

Por supuesto, esta perspectiva no es tan simple como un giro en el enfoque. Sino que, además, implementa otras características, como la normalización en lotes o la obtención automática del tamaño de las cajas, que le permiten ser la mejor aproximación actual en este campo [16].

Podemos ver una comparativa entre los mejores detectores de objetos actuales con *YOLO* en la tabla 3.1. Indicando para cada uno de ellos la precisión

⁹*Faster RCNN* consigue clasificar una imagen cada dos segundos(*FPS, frames per second*). En cambio, *YOLO* es capaz de procesar más de 40 imágenes.

Detection frameworks	Train	<i>mAP</i>	FPS
Fast R-CNN	2007+2012	70.0	0.5
Faster R-CNN VGG-16	2007+2012	73.2	7
Faster R-CNN Resnet	2007+2012	76.4	5
YOLO	2007+2012	63.4	45
SDD300	2007+2012	74.3	46
SDD500	2007+2012	76.8	19
YOLOv2 288 x 288	2007+2012	69	91
YOLOv2 352 x 352	2007+2012	73.7	81
YOLOv2 416 x 416	2007+2012	76.8	67
YOLOv2 480 x 480	2007+2012	77.8	59
YOLOv2 544 x 544	2007+2012	78.6	40

Tabla 3.1: Comparativa entre los distintos sistemas de detección de objetos sobre el mismo conjunto de entrenamiento y sobre la misma configuración [16].

y la capacidad de procesamiento de imágenes, en las unidades de media promedio de precisión e imágenes por segundo, respectivamente.

Técnicas y herramientas

En esta sección se explican las distintas técnicas y herramientas utilizadas para llevar a cabo el proyecto.

4.1. Lenguajes de programación

Python

Python, versión 3.5, es el lenguaje de programación principal utilizado para el desarrollo de este proyecto. *Python* es un lenguaje de alto nivel, interpretado, estructurado y de código abierto que puede ser usado para tareas de muchos tipos [23].

Python se caracteriza por muchos aspectos. Y tiene múltiples ventajas respecto a otros lenguajes, como la fácil legibilidad de su código, las potentes funciones que incorpora por defecto, la utilización de tipado dinámico y las múltiples librerías de código abierto disponibles para distintas tareas, entre otras. Las ventajas que presenta respecto a otros lenguajes, como pueden ser C o Java, nos llevan a usar este lenguaje como el núcleo de nuestro proyecto.

JavaScript

JavaScript es el lenguaje de programación de *HTML* y de la *Web* [22]. En nuestro caso, este es utilizado para la realización del etiquetador de imágenes, puesto que está basado en una aplicación *Web*. No existen alternativas estandar a él. Pero si existen librerías para facilitar el uso del mismo, como *JQuery*, la cual es utilizada en la medida de lo posible.

JSON

JSON, siglas que denotan *JavaScript Object Notation*, es un formato ligero para el intercambio de datos [9]. Se basa en la notación de objetos de

JavaScript, de ahí su nombre. Este es utilizado para el almacenamiento de información en nuestra aplicación, como más tarde veremos.

Existe una posible alternativa a *JSON*, la cual es *XML*. Este es un lenguaje de marcado que puede ser utilizado con el mismo objetivo que *JSON*. Pero *XML* tiene distintas desventajas respecto *JSON*:

- *JSON* es más corto.
- *JSON* es más fácil de leer.
- *JSON* se integra fácilmente con *Python*¹⁰.

4.2. *Anaconda*

Anaconda es una distribución de *Python* y *R* que facilita las tareas de gestión de paquetes, de entornos y de versiones de lenguajes de programación. Nos permite crear varios entornos con distintas versiones de paquetes o lenguajes de programación. Y nos permite la instalación, desinstalación y actualización de distintos paquetes. Facilitándonos estas tareas en la medida de lo posible.

Anaconda nos provee de muchas ventajas respecto a la utilización de *Python* de manera aislada. La utilización de distintas versiones del mismo lenguaje en un mismo sistema operativo es una problemática que *Anaconda* nos soluciona aislándonos de todos estos problemas. Además, como previamente se ha comentado sobre la gestión de paquetes, *Anaconda* nos provee de una herramienta, «*conda*», para la gestión de paquetes.

En la realización de este proyecto se han utilizado múltiples paquetes. Entre ellos:

- *matplotlib*: usado para la representación de imágenes.
- *numpy*: usado para facilitar la manipulación de vectores de números.

Adicionalmente, a continuación explico brevemente algunos otros paquetes con mayor influencia en el proyecto.

¹⁰Python es capaz de traducir, o *parsear*, *JSON* a sus propias estructuras sin que tengamos que realizar ningún paso intermedio.

scikit-image

scikit-image nos proporciona un conjunto de herramientas para el procesamiento de imágenes. En las primeras fases, fue utilizada para distintos aspectos de investigación sobre la problemática a acometer, como la segmentación de imágenes. Pero finalmente, se utilizó para las tareas de *data augmentation*, descriptores visuales, lectura y guardado de imágenes.

scikit-learn

scikit-learn nos proporciona un conjunto de herramientas para la minería de datos y análisis de estos. En concreto esta se vio utilizada para la creación de clasificadores y para la realización de *clustering*.

Jupyter Notebook

Es una herramienta que nos permite crear *webs* interactivas con código, texto, representaciones de los datos o distintas visualizaciones, como imágenes. Muchos de los productos generados por este proyecto serán de este tipo, como el etiquetador de imágenes.

4.3. Librerías auxiliares

Para llevar a cabo este proyecto, además de las librerías ya citadas, se han utilizado algunos repositorios auxiliares para llevar a cabo algunas de las tareas. Indico a continuación los repositorios con una breve descripción:

- *Jupyter Dashboards*: es una extensión que nos permitirá mostrar un *Jupyter Notebook* con un estilo más personalizado.
- *IPython File Upload*: es una extensión que nos permitirá subir imágenes desde un *Jupyter Notebook*.
- *darkflow*: es una implementación de *YOLO* utilizado para el reconocimiento automático de fitolitos.

Gestor de tareas: *ZenHub*

ZenHub es una herramienta para la gestión de proyectos totalmente integrada con *GitHub*. Esta herramienta nos permite obtener diagramas *burn-down*¹¹ utilizados en el anexo de planificación del proyecto para el seguimiento del proyecto. También nos permite obtener un gráfico en el que podemos ver

¹¹Un diagrama *burndown* es un gráfico que representa la cantidad de trabajo restante.

los puntos de historia¹² en los distintos *sprints*¹³. Y, finalmente, nos proporciona un tablero *kanban* para mejorar el flujo de trabajo.

4.4. Control de versiones: *Git*

El control de versiones es una parte fundamental para la realización de un proyecto. Este nos permite acometer distintas acciones, como comprobar el cambio realizado entre versiones, trabajar en equipo fácilmente o volver a un punto anterior, entre otras cosas. En nuestro caso, utilizamos *Git* como control de versiones.

Git nos proporciona las características que necesitamos. Además de algunas ventajas respecto a otras herramientas, como ser un sistema distribuido o proporcionar una interfaz de comandos muy potente.

4.5. Repositorio: *Github*

Otra herramienta principal, a seleccionar, es el repositorio central, en nuestro caso hemos elegido *Github*. *Github* nos proporciona muchas utilidades y una forma simple de llevar a cabo el proyecto con todas las características necesarias. Es por todas sus características y una previa experiencia con la herramienta por lo que se eligió como nuestro servicio de repositorio central.

4.6. Documentación: *LATEX*

La memoria y anexos de este proyecto han sido escritos en *LATEX*. Este lenguaje de marcado nos proporciona muchas ventajas en contraste con otros editores de documentos, como *Word* o sus alternativas, a la hora de realizar un documento de estas características.

LATEX nos facilita concentrarnos simplemente en el contenido. Supeditando a este la problemática de como debe formatearse el contenido. Por lo tanto, *LATEX* automatiza muchas de las típicas tareas que llevaríamos a cabo con otro editor de documentos y, además, permite obtener documentos con una altísima calidad.

4.7. Entorno de desarrollo: *JetBrains PyCharm*

El entorno de desarrollo o, por sus siglas en inglés *IDE*, es la aplicación utilizada para el desarrollo de la aplicación. Proporcionando múltiples herra-

¹²Los puntos de historia es una medida del esfuerzo a realizar para completar una tarea.

¹³*Sprint* es un periodo de tiempo en el que el conjunto de las tareas, definidas al principio de este, deben ser finalizadas y revisadas.

mientas, desde el auto-completar, hasta *plugins* que permiten comprobar el recubrimiento del código mediante tests, entre otras funcionalidades.

Para esta utilidad se valoraron dos herramientas principalmente: *PyDev* y *JetBrains PyCharm*. Escogiéndose esta última por poseer una mayor cantidad de herramientas integradas, como el control de versiones, distintas opciones para refactorizar el código y un muy buen auto-completar, entre otras características.

4.8. Herramienta de prototipado: *NinjaMock*

La herramienta de prototipado es la aplicación utilizada para un primer diseño de la interfaz de una aplicación. Facilitando la demostración, evaluación y agilizando el proceso de llevar a cabo una interfaz. En nuestro caso se utilizó *NinjaMock*, la cual es una aplicación web que nos permite llevar a cabo esta tarea fácilmente.

Aspectos relevantes del desarrollo del proyecto

En este apartado se recogen los detalles con mayor importancia en el desarrollo del proyecto. Tratando de mantener un orden cronológico con el que se puede observar los pasos que hemos seguido para solucionar las problemáticas del trabajo.

5.1. Procesamiento de imágenes

Como primera aproximación al problema que nos concierne, nos hemos enfrentado al procesamiento de imágenes mediante la librería *Scikit-image* de *Python*. Mediante esta herramienta trataremos de dar solución a nuestro problema siguiendo los siguientes pasos:

1. Convertir la imagen a escala de grises
2. Segmentar los objetos del fondo de la imagen
3. Obtener los distintos objetos de la imagen

Convertir la imagen a escala de grises

La conversión de la imagen original (RGB) a escala de grises viene motivada por el hecho de que los fitolitos carecen de color, por lo que es información que no nos interesa, y con el objetivo de poder segmentar los objetos del fondo de la imagen mediante el método de *Thresholding*. Solo pudiéndose partir de una imagen en escala de grises. En la figura 5.11 podemos ver los resultados.

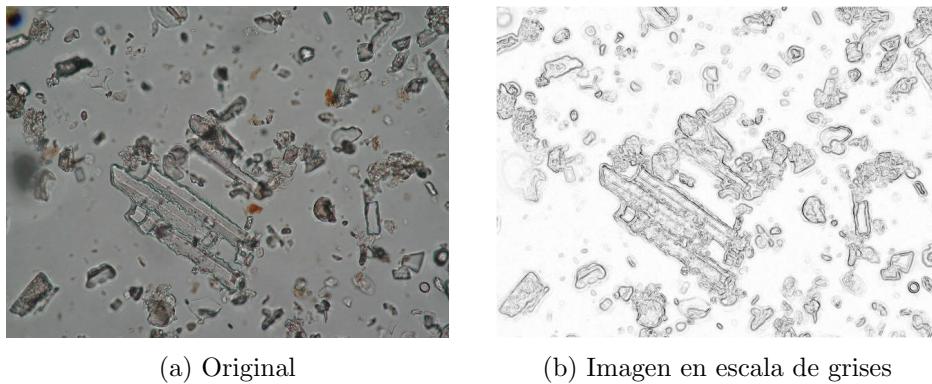


Figura 5.11: Conversión de la imagen original a escala de grises

Segmentar los objetos del fondo de la imagen

Una vez tenemos la imagen en escala de grises, procedemos a transformarla en una imagen en blanco y negro o binarizada. Los motivos por los que binarizamos la imagen es para obtener una imagen que sea más significativa para nosotros y además este simplificada. Lo cual nos será útil para facilitarnos su procesamiento.

Scikit-image nos proporciona distintos métodos mediante los cuales podemos segmentar una imagen. En la figura 5.12 podemos observar el resultado aplicando distintos métodos, los cuales se van indicando en cada una de las figuras.

Obtener los distintos objetos de la imagen

Después de tener la imagen binarizada de la forma más apropiada posible probamos a segmentar los distintos objetos de nuestra imagen.

Transformación divisoria

Transformación divisoria, o en inglés *Watershed segmentation*, es un algoritmo clásico para la segmentación de objetos en una imagen [34].

Durante las primeras pruebas, la segmentación más interesante hasta el momento ha sido la que se muestra en la figura 5.13. A partir de *Watershed segmentation* con marcado, representando cada color un objeto distinto. Más allá de esta segmentación no se ha conseguido nada mejor.

5.2. Problema fundamental: falta de imágenes

Llegados a este punto, y teniendo una primera aproximación, con mayor o menor precisión, de como afrontar el reconocimiento automático de fitoli-

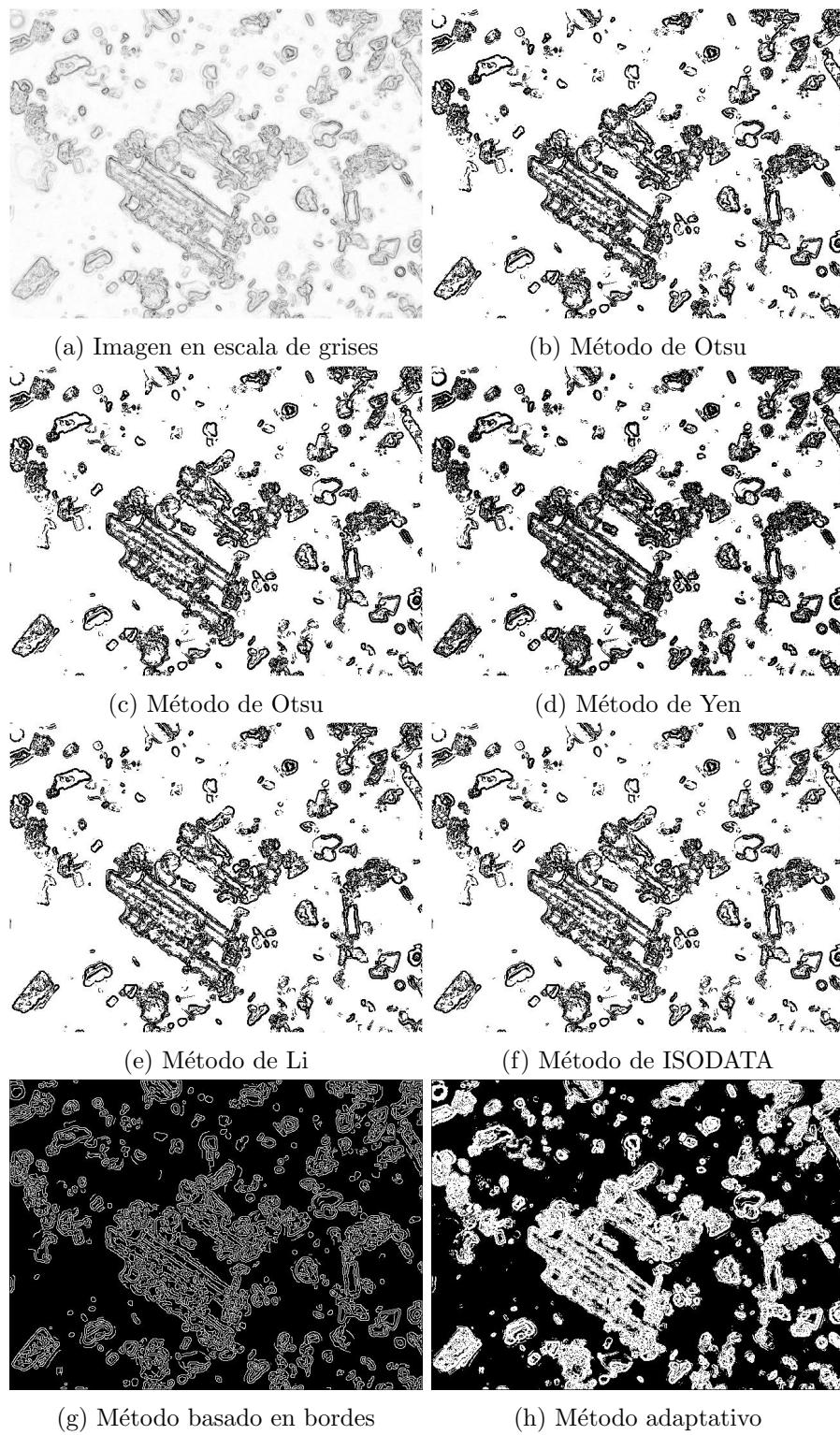


Figura 5.12: Distintos ejemplos de una imagen segmentada

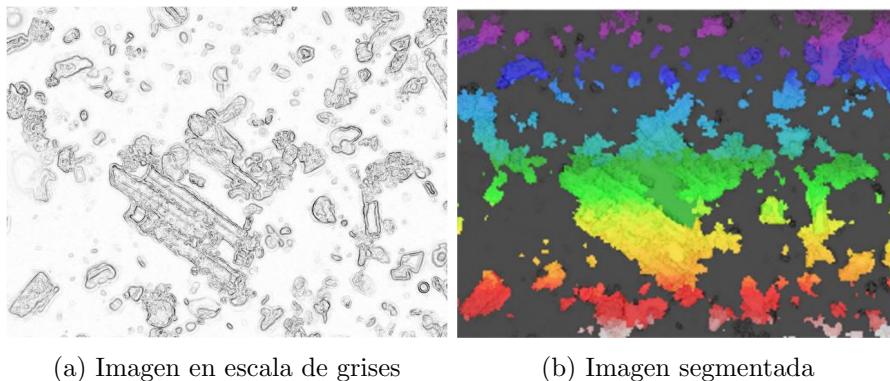


Figura 5.13: Resultados obtenidos mediante transformación divisoria

tos, se plantea un problema fundamental en el desarrollo de este proyecto. El problema al que me refiero, es que no poseemos o conocemos ningún conjunto de entrenamiento de imágenes etiquetadas¹⁴ de fitolitos. Y por lo que consideramos, es el requisito básico en el aprendizaje supervisado.

Debido a esta problemática, desarrollamos un etiquetador de fitolitos que permita a nuestros usuarios crear un conjunto de imágenes de fitolitos etiquetadas y así, solucionar este problema fundamental en el desarrollo del proyecto.

En concreto, este etiquetador es una aplicación web desarrollada sobre un conjunto de tecnologías *Python* y *JavaScript*. Con el objetivo de poder realizar un futuro despliegue en un servicio *web* que facilite lo máximo las tareas a nuestros usuarios. Aunque en su desarrollo resultó en un problema, por la falta de manuales que enseñan como llevarlo a cabo y la complejidad que introduce la comunicación entre *Python* y *JavaScript*. La información más detallada para un futuro programador, o para el uso por parte del usuario, se encuentra en los anexos del manual del programador y el manual del usuario, respectivamente.

5.3. Clasificadores

La aproximación mediante procesamiento de imágenes, mostrada previamente en la sección 5.1, no parece la más adecuada visto los resultados obtenidos. Por ello vamos a realizar el estudio sobre una segunda aproximación mediante clasificadores, junto a descriptores visuales y la técnica de la ventana deslizante, o en inglés *sliding window*.

Sliding window consiste en la subdivisión de una imagen en distintos fragmentos, estableciendo previamente el tamaño de los fragmentos, tanto en an-

¹⁴Me refiero por imágenes etiquetadas, a imágenes con las coordenadas de donde se encuentran los distintos fitolitos en estas.

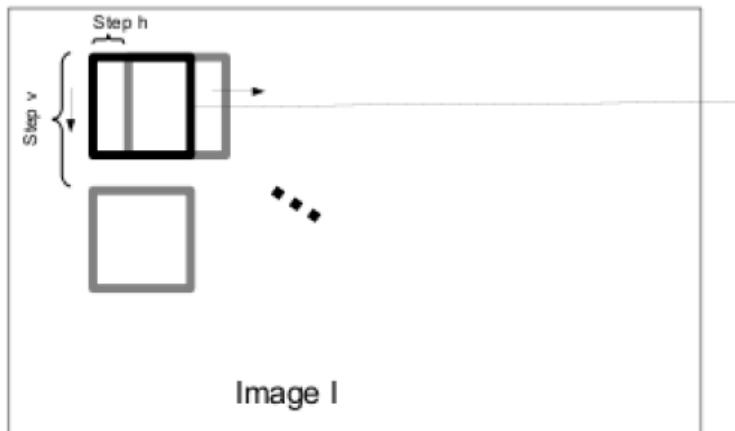


Figura 5.14: Esquema del funcionamiento de la ventana deslizante [6]

cho como en alto, y el tamaño del salto en cada eje, tras una subdivisión.

Como podemos apreciar en la figura 5.14, primero la ventana deslizante recorre la imagen en el eje horizontal. Comenzando por la esquina superior izquierda hasta llegar a la esquina superior derecha. Generando una imagen por cada subdivisión y realizando saltos horizontales según el tamaño que hayamos definido. Una vez esta llega a la esquina superior derecha, la ventana deslizante lleva a cabo el mismo proceso pero realizando un salto en el eje vertical. Y así sucesivamente hasta completar su recorrido por toda la imagen.

Después de completar el recorrido, cada uno de los recortes resultantes se envía a un clasificador, el cual distingue a que clase pertenece el recorte. Por ejemplo, fitolito o no fitolito (fondo de la imagen).

El primer conjunto de técnicas escogidas ha sido una Máquina de Vector Soporte (SVM) [3] junto al Histograma de los gradientes orientados, la cual es una técnica para la extracción automática de características. Sin embargo, se analizaron distintas técnicas para adoptar la que mejor se adapte a nuestra problemática.

El procedimiento para obtener el clasificador es el siguiente:

1. Crear un conjunto de entrenamiento de imágenes de caras que consideramos que son elementos positivos.
2. Crear un conjunto de entrenamiento de imágenes de no-caras que consideramos que son negativos.
3. Extraer las características del conjunto de entrenamiento mediante un descriptor visual.

4. Entrenar¹⁵ el clasificador.

Finalizado el entrenamiento, ya tenemos nuestro clasificador listo para enviarle nuevas imágenes y que sean clasificadas.

Reconocimiento de imágenes en nuevas imágenes

Para el reconocimiento de objetos en nuevas imágenes, deberemos llevar a cabo los tres siguientes pasos:

1. Dividir la imagen en múltiples fragmentos.
2. Comprobar si cada uno de los fragmentos contiene el objeto.
3. Si existe solapamiento en la detección de objetos, muy común en el uso de este tipo de clasificadores, se deben de combinar dichos solapamientos en uno único.

Cada uno de los fragmentos anteriores se solapa en gran medida. Por lo que origina un problema de sobrereconocimiento de objetos, reconociendo donde existe un posible positivo, más de uno, en la mayoría de casos. Por ello, se aplica el tercer paso sobre los objetos reconocidos, que es la eliminación del solapamiento de objetos mediante la técnica de *Non-maximum suppression*.

Aplicación sobre el reconocimiento de caras

Como previa experimentación con esta metodología, vamos a entrenar el clasificador para el reconocimiento de caras. Y en función de la efectividad del método sobre las caras tomaremos una serie de conclusiones sobre las que decidiremos si llevar a cabo esta solución sobre nuestro problema.

Como explicábamos anteriormente, una vez tenemos nuestro clasificador le enviamos una nueva imagen, como podría ser la presentada en la figura 5.15a. A partir de esta imagen el clasificador nos permitirá obtener las ventanas¹⁶ en las que detecta una cara, como vemos en la figura 5.15b. Podemos apreciar que existe más de una ventana alrededor de cada cara. Y finalmente, tras aplicar el método *Non-Maximum supresion* obtenemos el resultado final mostrado en la figura 5.15c.

¹⁵Nos referimos por entrenar, en este ámbito, a enviar al clasificador las distintas imágenes con la clase a la que pertenecen (fitolito de tipo 1, fitolito de tipos 2, etc.).

¹⁶Se entiende por ventana, en este contexto, a la caja o cuadrilátero que etiqueta un positivo en una imagen.

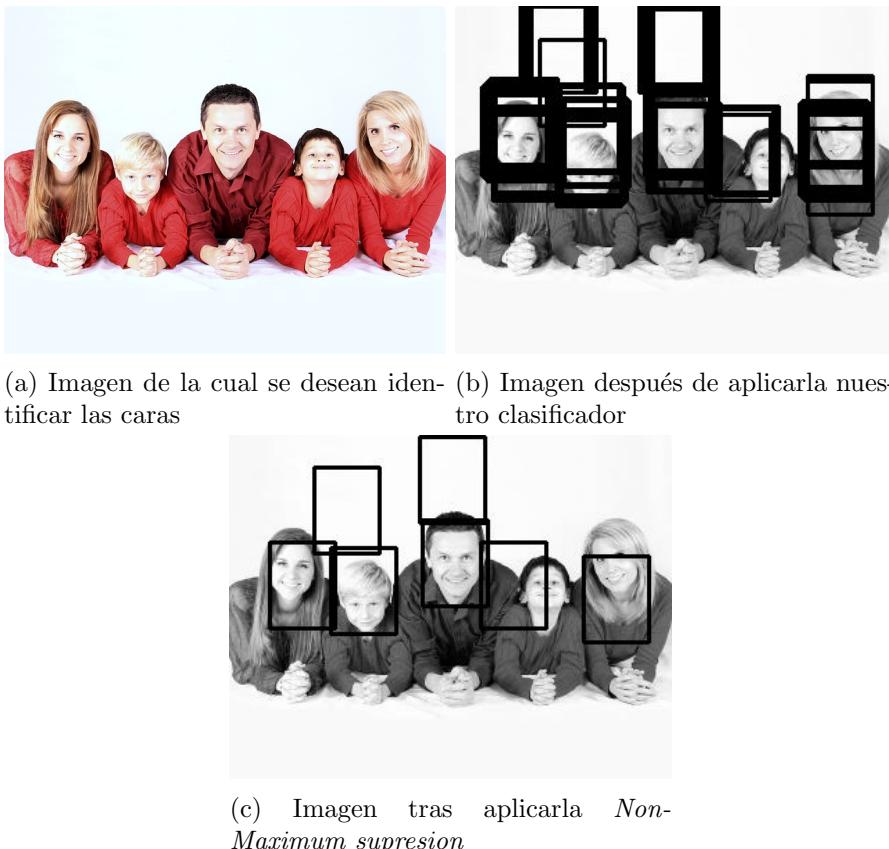


Figura 5.15: Resultados tras aplicar el clasificador sobre una imagen. Imagen obtenida de la página web www.pexels.com

Conclusiones

El método utilizado en esta sección se encuentra muy limitado por los siguientes aspectos:

- Es una técnica que presenta problemas de rendimiento. Puesto que requiere de 2 o 3 segundos, como mínimo, para clasificar una nueva imagen.
- Es una técnica que no tiene en cuenta el contexto de la imagen para su clasificación. Sino, que solo tiene en cuenta cada uno de los fragmentos de la imagen de manera aislada al resto. Lo cual dificulta una adecuada precisión del clasificador.
- Comete muchos errores en la detección de falsos positivos. Como se puede observar en la figura 5.15c.

- El tamaño de la subdivisión de la imagen es constante. Por lo tanto, complica las posibilidades en la detección de distintos tamaños de fitolitos.

5.4. Detección de objetos mediante técnicas de *deep learning*

Una vez observados los resultados mediante una técnica clásica, como es *sliding window*, vamos a ir un paso más allá, con las técnicas de *deep learning*. Las cuales son las que, con diferencia, mayor rendimiento aportan en la actualidad, como previamente he explicado en los conceptos teóricos.

Para ello, vamos a entrenar una implementación de *YOLO* en *Python*, llamada *darkflow* [19], todavía en desarrollo, para tratar de llevar a cabo el detector automático de fitolitos. Aunque, existen otras alternativas que se podrían adoptar en un futuro de no conseguir los resultados esperados con esta implementación.

Previamente, en los conceptos teóricos, se ha explicado que este tipo de modelos también presentan algunas problemáticas, por el volumen de imágenes necesario y el tiempo necesario para ser entrenados, principalmente. Existen soluciones, como *data augmentation*, trasferencia de conocimiento o partir de modelos previamente entrenados.

Tras experimentar con estas técnicas durante un periodo de más de un mes, no se han conseguido resultados. Lo que quiero decir con esto es que el modelo entrenado no es capaz de obtener cajas al predecir una nueva imagen. Y, por lo tanto, la precisión es de un 0 %. Existen dos principales razones por las que el modelo no es capaz de obtener resultados, bajo el conocimiento que he adquirido sobre este marco de trabajo:

- El modelo no es capaz de converger en un número de iteraciones en torno a 1000 *epochs*¹⁷. Lo cual son más de 50 horas de entrenamiento.
- El modelo necesita cambios en algunas parametrizaciones de la red neuronal respecto a las utilizadas por el modelo original.

Adicionalmente, por si fuese de interés, incluyo 2 hilos de *GitHub* en los que sé mantuve conversaciones con los desarrolladores del proyecto y otros colaboradores para la puesta a punto del sistema: www.github.com/thtrieu/darkflow/issues/256 y www.github.com/thtrieu/darkflow/issues/80.

Por concluir, al necesitar mejores recursos para el entrenamiento de la red, mayores conocimientos sobre el funcionamiento del modelo y debido a la alta

¹⁷*Epoch*: es una pasada por todas las capas de la red neuronal en ambos sentidos.

complejidad del problema se mantiene esta posible solución como una segunda vía para continuar estudiando en líneas futuras.

5.5. Solución final: *Bag of Words* junto a *ventana deslizante*

Como hemos observado durante el transcurso de este capítulo, hemos tratado de recorrer la mayoría de los caminos en visión artificial para dar solución a este problema. Comenzando por lo más sencillo y finalizando con lo más complejo.

Llegados a este punto, hemos podido ver que la solución de este problema con aprendizaje profundo o *deep learning* no es trivial. Y, por lo tanto, para llevarlo a cabo adecuadamente es necesario tener conocimientos avanzados en este campo. Y que al contrario, la utilización de un clasificador junto a descriptores de características tiene una puesta a punto mucho más transparente para el desarrollador, aunque su rendimiento sea sustancialmente peor que el de una red neuronal.

Sin embargo, existe una solución derivada del uso de clasificadores junto a la ventana deslizante que soluciona algunos de los problemas de esta: *Bag of Words* junto a ventana deslizante. A los problemas a los que hago referencia son:

- Detectar fitolitos de distintos tamaños.
- Mejorar la precisión en la detección.

En cuanto a la primera problemática, cuando utilizamos un descriptor de características sobre una ventana o recorte de la imagen, obtenemos un resultado cuyo tamaño es dependiente de las dimensiones de la ventana que estemos utilizando. Esta ventana será la que después enviemos a nuestro clasificador para obtener una predicción. Teniendo que ser la ventana y la entrada de nuestro clasificador siempre de las mismas dimensiones. Por lo tanto, esto nos condiciona a que la ventana debe ser siempre de un tamaño fijo, aunque los fitolitos no lo sean.

Sin embargo, la técnica *Bag of Words* soluciona esta problemática. Debido a que el resultado del descriptor se agrupa, mediante *clustering*, en un número fijo de características independiente del tamaño de la ventana. Mediante el cual se predice si una determinada ventana contiene un fitolito.

Por otro lado, aun no teniendo una base con la que contrastar la mejoría de la precisión respecto al uso de un clasificador junto a un descriptor de

características. Esta técnica se ha utilizado comúnmente por reportar mejores resultados.

A continuación, se explica como hemos llegado al mejor clasificador para llevar a cabo esta tarea y los resultados obtenidos en materia de validación cruzada y reconocimiento de fitolitos.

Obtención del mejor clasificador

Para conseguir la mayor precisión posible, el primer paso consiste en conseguir el clasificador que mejor se ajuste a este problema. Para llevar a cabo esta tarea fundamental se prueban 11 clasificadores distintos, realizando cambios en sus parámetros y finalmente validando sus resultados mediante validación cruzada¹⁸. De manera que lleguemos a la configuración que mejor se ajuste a este problema.

Para comprobar cual es la mejor combinación de parámetros posible dado un clasificador se utiliza un método de *scikit-learn* que asigna combinaciones aleatorias entre los valores dados. Pudiéndose utilizar alternativamente la búsqueda en malla con resultados similares pero con una lentitud mucho mayor¹⁹.

Resultados experimentales

Antes de comenzar a analizar los resultados, en esta primera versión vamos a barajar dos posibilidades: clasificar si una región es fitolito o no, o clasificar si una región es uno de los distintos tipos de fitolito o no, diferenciándolos entre sí.

Por otro lado, en este apartado vamos a analizar los resultados obtenidos en la evaluación de los distintos clasificadores y en el reconocimiento de fitolitos.

Validación cruzada

Como previamente comentábamos, para la obtención del mejor clasificador utilizamos la validación cruzada mediante la cual obtendremos la precisión de un modelo dadas distintas subdivisiones sobre el conjunto de datos. En la figura 5.16 muestro una gráfica de los mejores resultados en la clasificación binaria de fitolitos, es decir, fitolito o no fitolito. Como podemos apreciar, conseguimos tasas mayores del 90 % de clasificación, lo cual representa que el

¹⁸Consiste en la evaluación de los resultados haciendo subdivisiones aleatorias entre el conjunto de datos para la evaluación y el entrenamiento. De manera que se consigan unos resultados que se asemejen lo máximo a los que conseguiremos en la práctica.

¹⁹Búsqueda en malla: http://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.model_selection.GridSearchCV.html y búsqueda aleatoria: www.scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.model_selection.RandomizedSearchCV.html.

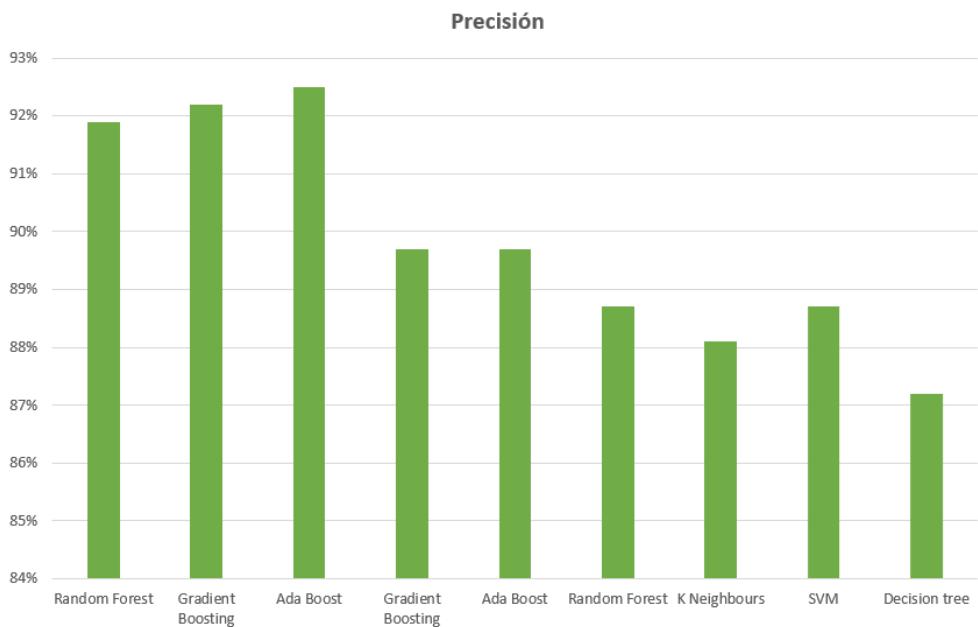


Figura 5.16: Resultados de la validación cruzada con las clases fitolito y no fitolito. Algunos de los clasificadores se repiten por el hecho de que son resultados con distintos ajustes en los parámetros, tales como: el número de *clusters* y clasificadores base, entre otros.

clasificador predice correctamente en más del 90 % de los casos lo que es un fitolito y lo que no lo es. Hay que destacar que el conjunto de entrenamiento de la clase fitolito y fondo esta compuesta por aproximadamente 200 imágenes en cada caso.

Por otro lado, se encuentra la clasificación en los distintos tipos de fitolitos. En este caso, debido a las restricciones de mis recursos *hardware* solo puedo utilizar 50 imágenes por clase. Los mejores resultados como observamos en la gráfica 5.17 están en torno al 64 % de precisión. Lo cual nos lleva a la decisión final de que en esta primera versión solo tratemos de reconocer los fitolitos, sin categorizarlos.

Para concluir, los resultados de la validación cruzada tienen el único objetivo de escoger el mejor modelo. A continuación, analizaremos los resultados del modelo aplicado al reconocimiento de fitolitos.

Reconocimiento de fitolitos

Para finalizar este trabajo, vamos a realizar un breve análisis de los resultados obtenidos sobre 10 imágenes escogidas aleatoriamente con las que nuestro clasificador no ha sido entrenado. En la figura 5.18 muestro cuatro de ellas, tras predecirlas con nuestro sistema. Siendo las dos primeras muy pocos

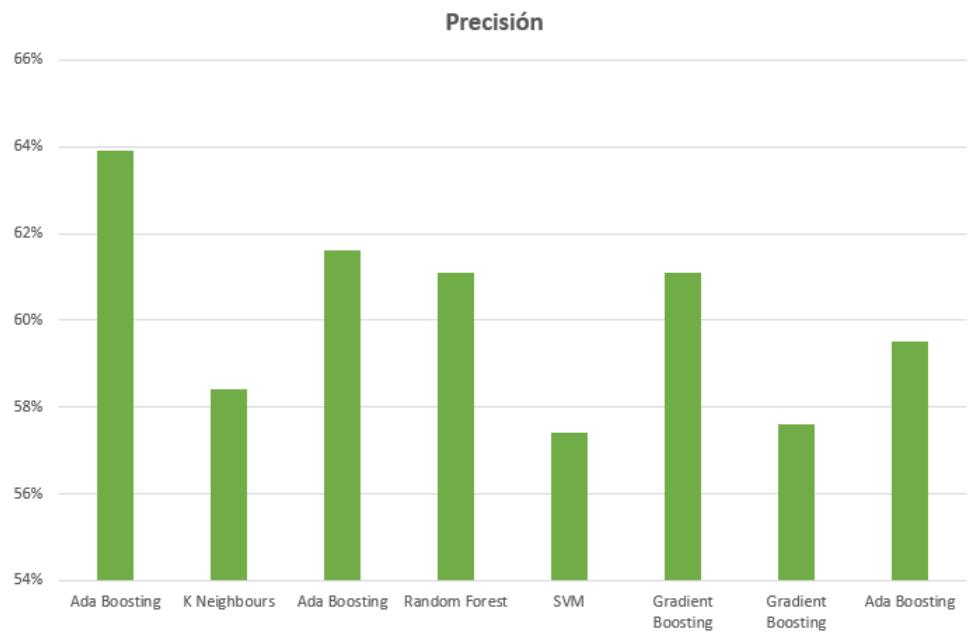


Figura 5.17: Resultados de la validación cruzada con los distintos tipos de fitolito

precisas y las dos últimas absolutamente precisas, pero con algo de imprecisión a la hora de delimitar al fitolito. Para no dejar lugar a la duda, en la figura 5.19 muestro las imágenes orginales etiquetadas por nuestros colaboradores y expertos.

Para concluir, en la gráfica 5.20 muestro la precisión en el reconocimiento de fitolitos sobre las 10 imágenes con las que hemos evaluado a nuestro sistema. En esta muestro los verdaderos positivos por imagen, los falsos positivos y el total de fitolitos. Como se puede apreciar, en un 60 % de las imágenes se reconoce todos los fitolitos correctamente. Pero, sin embargo, en seis de las 10 imágenes se reconocen falsos positivos.

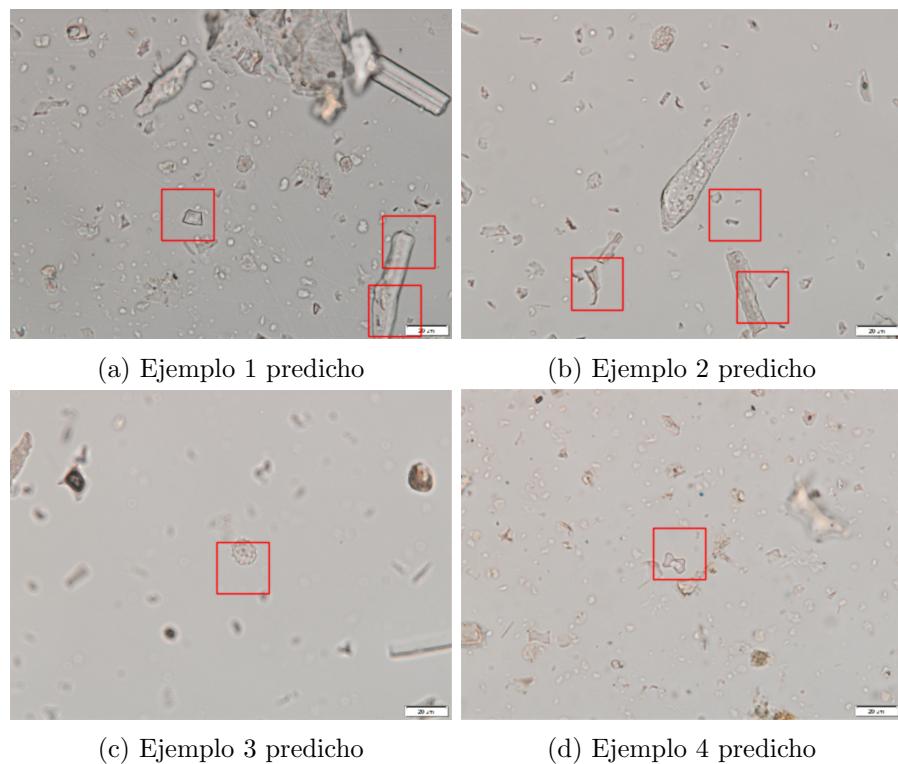


Figura 5.18: Resultados experimentales en el reconocimiento de fitolitos

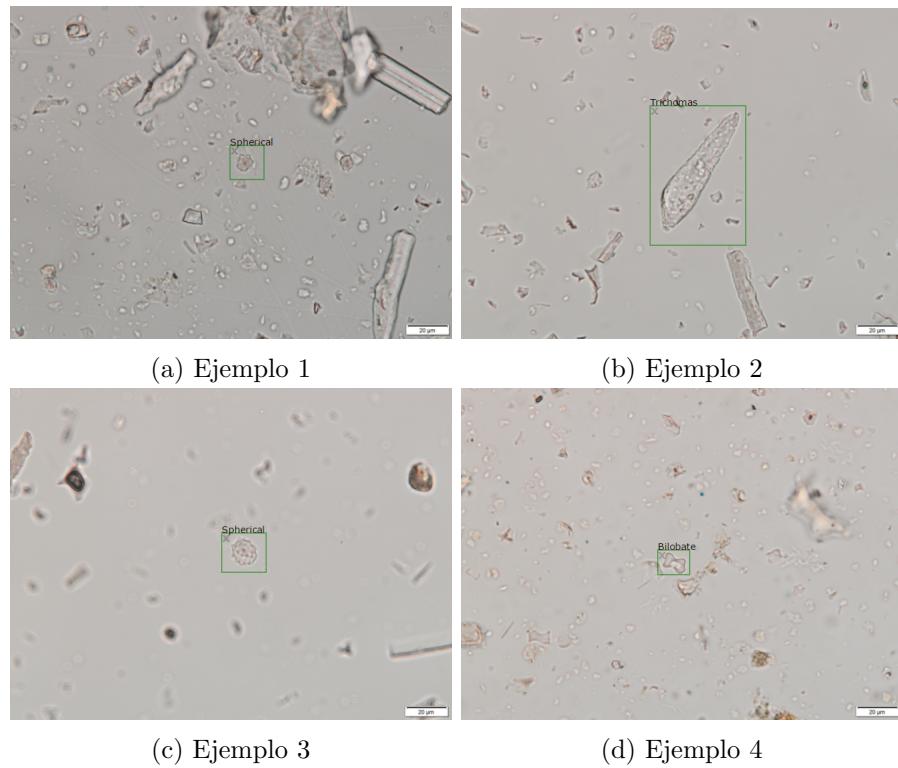


Figura 5.19: Imágenes originales

Precisión en el reconocimiento de fitolitos



Figura 5.20: Precisión en el reconocimiento de fitolitos

Trabajos relacionados

Actualmente, no existe ningún sistema popular que intente solucionar el problema acometido en este trabajo. Pero si existen trabajos similares en los que se estudian posibles técnicas para abordar la realización de sistemas automáticos para materiales microscópicos [1].

En el caso del artículo *Automatic recognition of complete palynomorphs in digital images* [1], escrito por J.J. Charles, crea un sistema automático capaz de detectar los palinoformos en imágenes de preparado de kerogeno diluido, una tarea similar a la nuestra. Este sistema realiza los siguientes tres pasos:

1. Preprocesar la imagen, segmentando la parte de atrás de la imagen de la parte de delante.
2. Segmentar las distintas regiones de la imagen.
3. Clasifica las regiones de la imagen.

Esta aproximación genera muy buenos resultados para la aplicación estudiada, pero presenta varios problemas para nuestro caso. Los problemas a los que me refiero son los siguientes:

- Es un sistema aplicado a una única clase de objetos. En nuestro caso, queremos que sea un sistema escalable debido a la gran variedad de tipos de fitolitos.
- No existen grandes diferencias en los tamaños de palinoformos. Fue entrenado para objetos de tamaño 30, 50 y 70. Pero en nuestro caso los fitolitos son de distintos tamaños, estrechos y altos, o viceversa. Es decir, teniendo tamaños muy variados y siendo tridimensionales, por lo cual las formas de los materiales varían sustancialmente. Lo cual complica nuestro proyecto un gran paso más allá.

- En ningún momento se hace referencia al tiempo necesario para clasificar una nueva imagen. Pero estas técnicas sueles ser bastante ineficientes, debido al gran espacio de exploración que plantean.

Por lo tanto, las técnicas de *deep learning* actuales presentan grandes mejoras en cuanto a eficiencia, escalabilidad, y flexibilidad en cuanto al aprendizaje de nuevos tipos de fitolitos, en nuestro caso. Aunque también presentan otros problemas a cambio de sus grandes posibilidades, como he comentado previamente en otras secciones.

Conclusiones y Líneas de trabajo futuras

7.1. Conclusiones

Desde el inicio de este proyecto se nos han presentado multitud de problemáticas. Por hacer resumen, la más importante y que más nos ha condicionado en el desarrollo del proyecto es que inicialmente no teníamos imágenes etiquetadas, lo cual como he reiterado en más de una ocasión es fundamental para un problema de este tipo. Esto nos llevó a desarrollar un etiquetador. Una vez solucionado este, nuestros clientes y colaboradores del CSIC nos suministraron un conjunto de unas 160 imágenes. Las cuales no eran suficientes directamente pero que mediante técnicas de *data augmentation* supimos solucionar.

Llegados a este punto, principalmente tratamos de aplicar dos soluciones: aprendizaje profundo y ventana deslizante. Tras más de un mes tratando de entrenar a *YOLO* con nuestras imágenes no fuimos capaces de obtener predicciones mínimamente correctas. Por lo que pasamos a la segunda opción, la cual resultó siendo nuestra solución final.

Concluyendo, leyendo estos dos últimos párrafos y, sobre todo, lo expuesto a lo largo de todo este trabajo se puede observar como hemos conseguido solucionar múltiples problemáticas. Y, además, establecer las bases para sistemas más avanzados.

En cuanto a lo que ha supuesto para mí, este trabajo me ha mejorado en muchos aspectos tanto técnicos como profesionales. Refiriéndome a los técnicos ha supuesto en que adquiera conocimientos sobre procesamiento de imágenes, inteligencia artificial, *Python*, librerías de *Python*, *JavaScript*, entre otros. En cuanto a los personales, me ha supuesto un reto personal al tener que compatibilizarlo con las prácticas curriculares y por el esfuerzo intrínseco de un

trabajo de este tipo. Por lo que, a pesar de que existen múltiples aspectos mejorables, me encuentro muy satisfecho con el trabajo realizado en todos los aspectos.

7.2. Líneas futuras de trabajo

Los fitolitos poseen una complejidad enorme por la multitud de formas de estos, incluso perteneciendo a un mismo tipo, y la multitud de tipos de fitolitos existentes. Por lo tanto, existe un gran margen de mejora en el reconocimiento automático de estos.

El problema fundamental, junto al ya expuesto sobre la complejidad de las formas de los fitolitos, es la inexistencia de un conjunto de imágenes etiquetadas de fitolitos. Actualmente, las técnicas más avanzadas para el reconocimiento de objetos necesitan de conjuntos de entrenamiento muy grandes. Por ello, en futuros desarrollos se podrían mejorar las técnicas de *data augmentation* e incorporar nuevas técnicas con el objetivo de obtener un conjunto de entrenamiento sustancialmente mayor.

Una de las nuevas técnicas a las que me refiero es el aprendizaje mediante modelos 3D, el cual nos permitiría crear un conjunto de imágenes significativamente mayor [12, 14]. Estas técnicas consiguen recrear un modelo 3D de un objeto a partir de diferentes imágenes. Y a partir del modelo generado obtener imágenes desde las distintas perspectivas.

Otra posible mejora sería la realización del entrenamiento de *YOLO* en un entorno con mayores recursos, sobre todo con la utilización de una mejor tarjeta gráfica, como la *Nvidia Titan X*. O incluso con la utilización de varias tarjetas gráficas concurrentemente, lo cual aceleraría el proceso de entrenamiento significativamente.

Bibliografía

- [1] J.J. Charles. Automatic recognition of complete palynomorphs in digital images. *Machine Vision and Applications*, 2009. [Online; accedido 7-Mayo-2017].
- [2] Jack Copeland. What is artificial intelligence?, 2000. [Online; accedido 16-Marzo-2017].
- [3] Corinna Cortes and Vladimir Vapnik. Support-vector networks. *Machine Learning*, 20(3):273–297, 1995.
- [4] Arthur P Dempster, Nan M Laird, and Donald B Rubin. Maximum likelihood from incomplete data via the em algorithm. *Journal of the royal statistical society. Series B (methodological)*, pages 1–38, 1977.
- [5] Li Deng and Dong Yu. *Deep Learning: Methods and Applications*. Now Publishers, 2013. [Online; accedido 3-Mayo-2017].
- [6] José Francisco Díez-Pastor, César García-Osorio, Víctor Barbero-García, and Alan Blanco-Álamo. *Imbalanced Learning Ensembles for Defect Detection in X-Ray Images*, pages 654–663. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2013.
- [7] Sanja Fidler. Object detection: Sliding windows, 2016. [Online; accedido 2-junio-2017].
- [8] Rein-Lien Hsu, M. Abdel-Mottaleb, and A. K. Jain. Face detection in color images. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 24(5):696–706, May 2002.
- [9] JSON. Json, 2017. [Online; accedido 1-Mayo-2017].
- [10] David G Lowe. Object Recognition from Local Scale-Invariant Features. *Corfu*, 1999.

- [11] M. Madella, A. Alexandre, and T. Ball. International code for phytolith nomenclature 1.0. *Annals of Botany*, 96(2):253, 2005.
- [12] Fred Nicolls. Structure and motion from sem: a case study. In *Fifteenth Annual Symposium of the Pattern Recognition Association of South Africa*, page 19, 2004. [Online; accedido 27-Mayo-2017].
- [13] Maurice Peemen, Bart Mesman, and Henk Corporaal. Speed sign detection and recognition by convolutional neural networks. In *Proceedings of the 8th International Automotive Congress*, pages 162–170, 2011.
- [14] Xingchao Peng, Baochen Sun, Karim Ali, and Kate Saenko. Exploring invariances in deep convolutional neural networks using synthetic images. *CoRR*, 2014. [Online; accedido 27-Mayo-2017].
- [15] Joseph Redmon, Santosh Kumar Divvala, Ross B. Girshick, and Ali Farhadi. You only look once: Unified, real-time object detection. *CoRR*, 2015. [Online; accedido 28-Abril-2017].
- [16] Joseph Redmon and Ali Farhadi. YOLO9000: better, faster, stronger. *CoRR*, 2016. [Online; accedido 2-Mayo-2017].
- [17] Shaoqing Ren, Kaiming He, Ross B. Girshick, and Jian Sun. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks. *CoRR*, 2015. [Online; accedido 28-Mayo-2017].
- [18] Stuart Russell and Peter Norvig. A modern approach. *Artificial Intelligence. Prentice-Hall, Egnlewood Cliffs*, page 5, 1995.
- [19] Trinh Hoang Trieu. darkflow, 2016. [Online; accedido 29-Junio-2017].
- [20] Standford University. Cs231n Convolutional Neural Networks for Visual Recognition, 2016. [Online; accedido 6-Junio-2017].
- [21] Stéfan van der Walt, Johannes L. Schönberger, Juan Nunez-Iglesias, François Boulogne, Joshua D. Warner, Neil Yager, Emmanuelle Gouillart, Tony Yu, and the scikit-image contributors. scikit-image: image processing in Python. *PeerJ*, 2014. [Online; accedido 28-Mayo-2017].
- [22] w3schools. Javascript tutorial — w3schools, 2017. [Online; accedido 1-Mayo-2017].
- [23] Wikibooks. Python programming — Wikibooks, the free textbook project, 2017. [Online; accedido 1-Mayo-2017].
- [24] Wikipedia. Visual descriptor — Wikipedia, the free encyclopedia, 2016. [Online; accedido 22-Febrero-2017].

- [25] Wikipedia. Artificial neural network — Wikipedia, the free encyclopedia, 2017. [Online; accedido 6-Junio-2017].
- [26] Wikipedia. Bag-of-words model — Wikipedia, the free encyclopedia, 2017. [Online; accedido 2-Mayo-2017].
- [27] Wikipedia. Histogram of oriented gradients — Wikipedia, the free encyclopedia, 2017. [Online; accedido 22-Febrero-2017].
- [28] Wikipedia. Image segmentation — Wikipedia, the free encyclopedia, 2017. [Online; accedido 10-Febrero-2017].
- [29] Wikipedia. Machine learning — Wikipedia, the free encyclopedia, 2017. [Online; accedido 9-Abril-2017].
- [30] Wikipedia. Otsu's method — Wikipedia, the free encyclopedia, 2017. [Online; accedido 8-Febrero-2017].
- [31] Wikipedia. Pattern recognition — Wikipedia, the free encyclopedia, 2017. [Online; accedido 9-Abril-2017].
- [32] Wikipedia. Supervised learning — Wikipedia, the free encyclopedia, 2017. [Online; accedido 9-Abril-2017].
- [33] Wikipedia. Unsupervised learning — Wikipedia, the free encyclopedia, 2017. [Online; accedido 9-Abril-2017].
- [34] Wikipedia. Watershed (image processing) — Wikipedia, the free encyclopedia, 2017. [Online; accedido 5-Junio-2017].
- [35] Yoshua Bengio Yann LeCun and Geoffrey Hinton. Deep learning. *Nature*, 2015. [Online; accedido 28-Mayo-2017].
- [36] Chao Zhu, Charles-Edmond Bichot, and Liming Chen. Visual object recognition using daisy descriptor. In *Multimedia and Expo (ICME), 2011 IEEE International Conference on*, pages 1–6. IEEE, 2011.