

Proyecto Fin de Máster  
Máster Universitario en  
Ingeniería Electrónica, Robótica  
y Automática

Entorno interactivo MATLAB para análisis  
de texturas mediante histograma de  
orientaciones de gradiente

Autor: Esther Canela Florensa

Tutor: Manuel Ruiz Arahal



Dpto. Teoría de la Señal y Comunicaciones  
Escuela Técnica Superior de Ingeniería  
Universidad de Sevilla



Sevilla, 2019





Proyecto Fin de Carrera  
Máster Universitario en  
Ingeniería Electrónica, Robótica  
y Automática

# **Entorno interactivo MATLAB para análisis de texturas mediante histograma de orientaciones de gradiente**

Autor:

Esther Canela Florensa

Tutor:

Manuel Ruiz Arahal

Catedrático de Universidad

Dpto. Ingeniería de Sistemas y Automática  
Escuela Técnica Superior de Ingeniería  
Universidad de Sevilla

Sevilla, 2019



Proyecto Fin de Carrera: Entorno interactivo MATLAB para análisis de texturas mediante histograma de orientaciones de gradiente

Autor: Esther Canela Florensa  
Tutor: Manuel Ruiz Arahal

El tribunal nombrado para juzgar el trabajo arriba indicado, compuesto por los siguientes profesores:

Presidente:

Vocal/es:

Secretario:

acuerdan otorgarle la calificación de:

El Secretario del Tribunal

Fecha:



# Agradecimientos

---

La realización de un proyecto, ya sea un Trabajo de Fin de Carrera o un Trabajo de Fin de Máster conlleva mucha dedicación, tiempo y paciencia, ya que a veces las cosas no salen como nos gustaría. Por eso, quiero dar las gracias a todas esas personas que me han acompañado durante el transcurso de la realización del Trabajo Final de Máster en esta escuela. En primer lugar, dar las gracias a mi familia, por el apoyo que siempre recibo de ellos y por haber confiado en mí todos estos años.

A todos mis compañeros y profesores, con los que he tenido la suerte de coincidir y aprender de ellos.

Y finalmente, pero no por ello menos importante, a mi tutor Manuel Ruiz, que me ha proporcionado el tema que se trata en este Trabajo Final de Máster, reconociendo su esfuerzo y dedicación durante la realización de éste proyecto.

Gracias.

*Esther Canela Florensa*

*Sevilla, 2019*





# Resumen

---

En los últimos años ha aumentado el número tecnologías que utiliza la visión artificial. Cada vez, tiene más importancia. La visión artificial se utiliza para percibir una imagen o una secuencia y comprenderla para poder actuar de forma adecuada a cualquier situación.

En este proyecto se realiza un entorno interactivo para analizar las distintas características que utiliza el método de HOG (Histogram of Oriented Gradients) de una textura en imágenes digitales.

Así pues, el entorno interactivo permite una interacción práctica y sencilla entre la computadora y el usuario.



# Abstract

---

Over the years, the number of technologies that use computer vision has increased. It is becoming more important. Computer vision is used to perceive and understand an image or a sequence of images. This is done to act correctly to any situations.

In this project, a graphical user interface (GUI) is carried out to analyze the different algorithm implementations that use the feature descriptor named Histogram of Oriented Gradients (HOG). It analyze the texture of a digital image.

Therefore the graphical user interface allows a practical and simple interaction between the computer and the user.



# Índice

---

<i>Resumen</i>	III
<i>Abstract</i>	V
<i>Índice</i>	VII
<i>Notación</i>	IX
<b>1 Introducción y objetivos</b>	<b>1</b>
1.1 Introducción	1
1.2 Objetivos	2
<b>2 Metodología</b>	<b>5</b>
2.1 Software	5
2.2 Entorno interactivo	6
2.3 Clasificación de imágenes	7
<b>3 Fundamentos teóricos</b>	<b>9</b>
3.1 Textura	9
3.2 HOG – Histogram of Oriented Gradients	13
3.3 RNA	29
<b>4 Estado del arte</b>	<b>33</b>
<b>5 Experimentación</b>	<b>37</b>
<b>6 Conclusiones y trabajo futuro</b>	<b>34</b>
<i>Índice de Figuras</i>	<b>45</b>
<i>Referencias</i>	<b>49</b>
<b>Anexo A: Manual de Usuario</b>	<b>51</b>
A.i Introducción	51
A.i.i Inicio MATLAB	51
A.ii Breve introducción del entorno	53
A.ii.i Inicio	53
A.ii.ii Imágenes	54
A.ii.iii Panel con los distintos parámetros de HOG	54
A.ii.iv Panel informativo	57
A.ii.v Reset	58
A.iii Espacio de trabajo	58
A.iii.i Pantalla inicial	58
A.iii.ii Panel con los distintos parámetros del algoritmo de HOG	60
A.iii.ii.i Gradiente	61
A.iii.ii.ii Orientación	62
A.iii.ii.iii Normalización	64

A.iii.ii.vi	Descriptor final	65
A.iii.iii	Imagen original y manipulada	71
A.iii.iv	Panel informativo	72

# Notación

---

2-D	Dos dimensiones
3-D	Tres dimensiones
HOG	Histogram of Oriented Gradients
RNA	Redes Neuronales Artificiales
GUIDE	Cuerpo de los números complejos
GUI	Graphical User Interface
$\delta_U$	Densidad del gradiente con umbral U
$\omega_k$	Peso del gradiente en el intervalo k
$\theta_k$	Ángulo de la orientación del gradiente en el intervalo k
$g(x,y)$	Gradiente en el pixel x,y
B	Bloque
C	Número de celdas
$\ v\ _2$	Normal L2
$ G $	Magnitud del gradiente
$\angle G$	Orientación del gradiente
SVM	<i>Super Vector Machine</i>
LBP	<i>Local Binary Patterns</i>
DF	Deep Features
RGB	Red Green Blue. Imagen con color





# 1 Introducción y objetivos

---

## 1.1 INTRODUCCIÓN

Cada vez, el procesamiento, el análisis y la interpretación de imágenes digitales, es más utilizado en la ingeniería en el campo de investigaciones forestales, científicas, tecnológicas...

El análisis de texturas es una herramienta muy útil para obtener información sobre texturas en imágenes digitales. Se puede utilizar, como se ha dicho anteriormente, en imágenes médicas, en imágenes de zonas agrícolas y de montaña, en sistemas de visión artificial...

Para el análisis de texturas, se debe tener en cuenta:

- Caracterización de texturas.
- Identificación de texturas.
- Separación en una imagen digital de zonas con texturas diferentes.

La textura es un elemento visual que posee cualidades ópticas y táctiles. La textura de una imagen caracteriza y da información acerca de la disposición espacial de las intensidades luminosas. Una textura es la repetición de un patrón. Una imagen, está formada por los elementos de esa imagen, llamados píxeles. Los píxeles, en una imagen 3-D, es decir, de color, son puntos de color, y en una imagen 2-D son puntos con valores de nivel de intensidad de gris, ya que la imagen es en blanco y negro.

En este proyecto se utilizarán imágenes en 2-D, ya que es necesario para el análisis de texturas.

Para clasificar texturas, se necesita asignar una clase a un objeto, dependiendo de unas ciertas características que tenga dicho objeto u/o textura. Para la clasificación de texturas o imágenes existen varios métodos.

Una posible solución para el análisis de las texturas, es la implementación del algoritmo de HOG (Histogram of Oriented Gradient). Este algoritmo, se ha utilizado para el reconocimiento de objetos en imágenes digitales.

Para realizar estas tareas, se ha desarrollado un entorno interactivo para manejar de forma más sencilla y clara los distintos parámetros. El entorno interactivo proporciona comunicación entre la computadora y el usuario, y al ser un programa visual, hace que sea más accesible para alguien que no entienda de programación.

Este entorno interactivo se implementa mediante MATLAB. Este es un lenguaje de programación, especializado en computación numérica, muy utilizado en el sector de la industria y el sector académico.

## 1.2 OBJETIVOS

El objetivo de este trabajo es proporcionar una ayuda para el análisis de texturas mediante una herramienta interactiva que permita realizar ese análisis de forma sencilla e intuitiva.

Para ello, como se ha mencionado en el apartado 1.1., se debe realizar un entorno interactivo utilizando la herramienta GUIDE de MATLAB, que permite un control simple de las aplicaciones de software, lo que lo hace más accesible para aquellas personas que no conocen el lenguaje de programación en cuestión. Mediante este entorno interactivo que se ha creado, se debe analizar los distintos tipos de texturas. Para ello, se utilizarán los distintos parámetros del algoritmo de HOG.

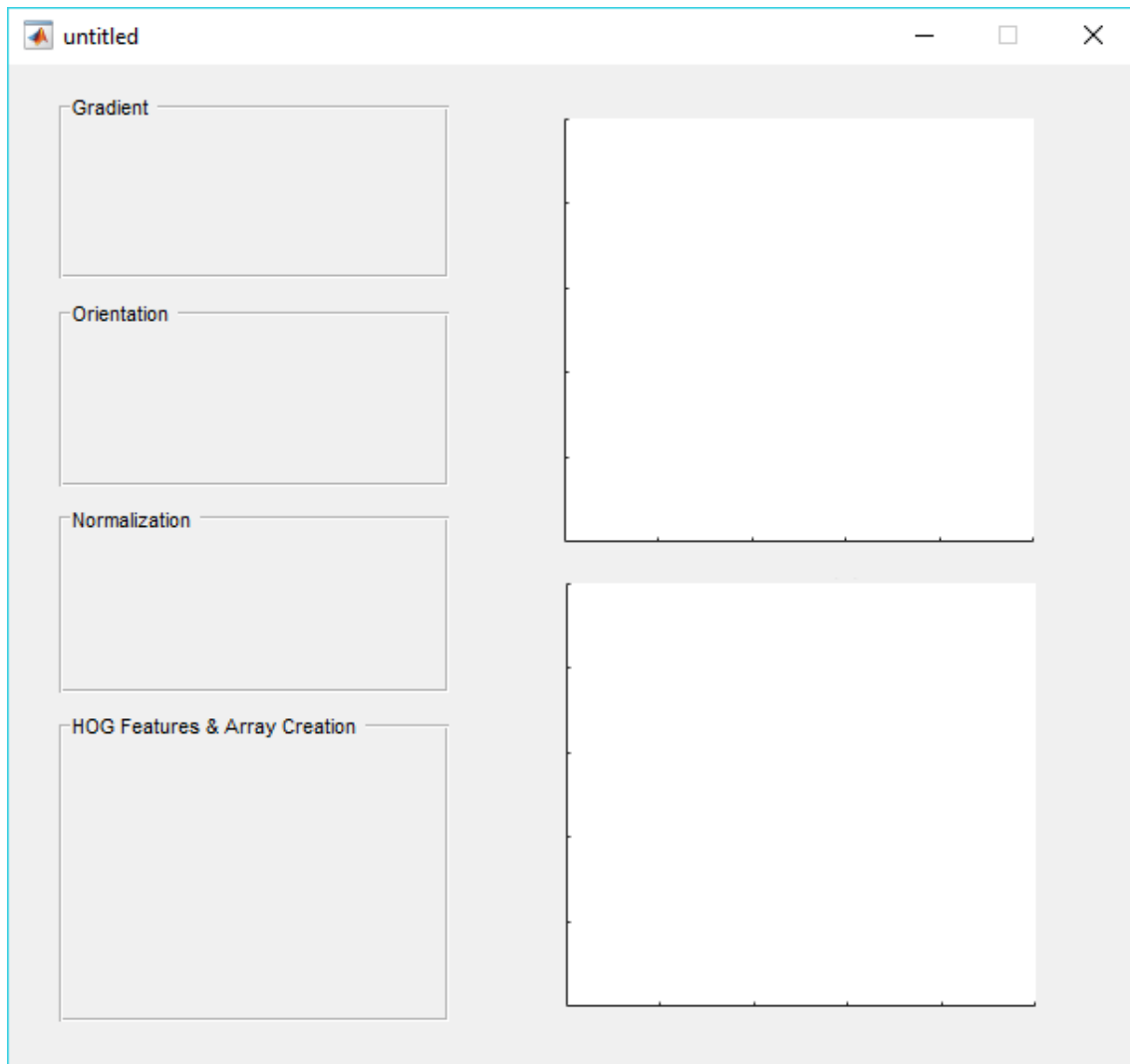
La implementación del descriptor HOG es la siguiente [1]:

- Calcula el gradiente horizontal y vertical de los píxeles de una imagen.
- Se calcula la orientación de los resultados obtenidos del gradiente.
- Se dividen los píxeles de la imagen en celdas, siendo las celdas una matriz cuadrada.
- Se normalizan las orientaciones obtenidas y se agrupan las celdas por bloques, siendo también los bloques, una matriz cuadrada.
- El descriptor final combina los histogramas de orientaciones obtenidos.

Para poder alcanzar los objetivos, se debe cumplir las siguientes tareas:

- Estudiar y tener conocimientos de los sistemas de percepción y de tratamiento de imágenes digitales.
- Conocer y entender el descriptor de HOG.
- Diseñar un entorno interactivo en MATLAB utilizando la herramienta GUI.
- Realizar las pruebas necesarias.
- Presentar las conclusiones a las que se pueden llegar.

Por lo tanto, un ejemplo de cómo se desea visualizar el entorno interactivo en cuestión es el siguiente:



Por lo tanto, lo que se va a tener serán 3 apartados con los que poder jugar y un apartado final que unirá todos los apartados anteriores para así poder crear la matriz con información sobre los histogramas de orientaciones obtenidos.

Para visualizar los cambios que se realicen, aparecerán dos imágenes en pantalla, una que nos informará sobre la imagen actual sobre la que vamos a trabajar y la otra es la imagen que nos aparecerá al realizar un cambio en cualquier apartado, para así visualizar también los cambios que se van haciendo.

La interfaz resultante, con todos los parámetros, se mostrará en el siguiente capítulo.



## 2 Metodología

### 2.1 SOFTWARE

El software utilizado para este proyecto, como ya mencionado anteriormente, en el capítulo 1, es MATLAB.

MATLAB [2] ofrece un IDE (*Integrated Development Environment*) disponible en plataformas Unix, Windows, Mac OS y GNU Linux. Tiene un lenguaje de programación propio.

MATLAB es un software muy empleado en centros de investigación y desarrollo.

MATLAB [3] incluye un interfaz gráfica o interfaz de usuario GUI. Para la creación de una GUI, existe el editor de diseño GUIDE que proporciona herramientas para el diseño de las interfaces gráficas. El editor, como aparece en la Figura 2, incluye controles como botones, menús, controles deslizantes, gráficas, barras de herramientas, etc, los cuales hacen que sea más fácil la creación de interfaces gráficas.

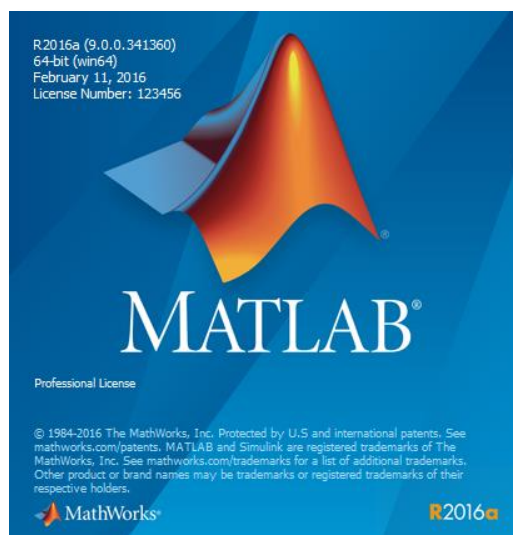


Figura 1. Aplicación Matlab.

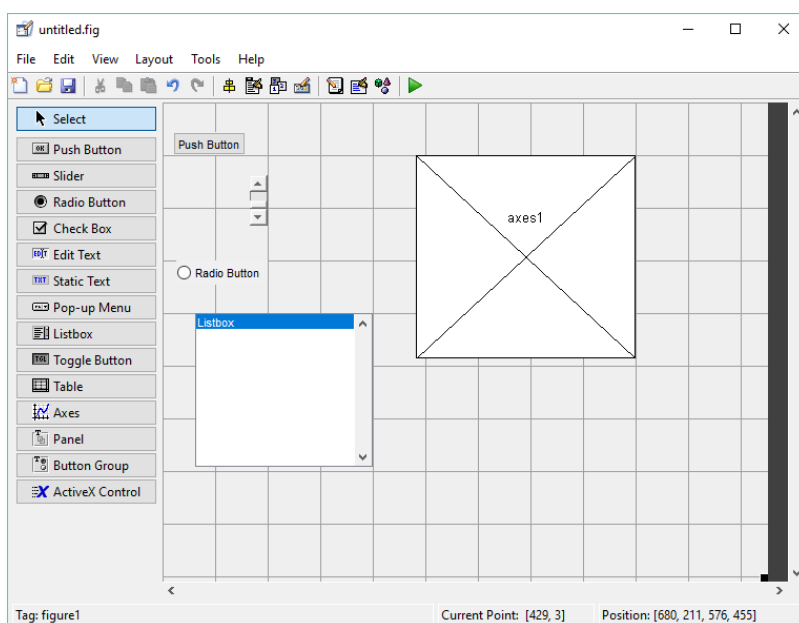


Figura 2. Editor GUIDE de MATLAB.

## 2.2 ENTORNO INTERACTIVO

La interactividad se refiere a la relación que se establece de comunicación entre máquinas y seres humanos, es decir, la comunicación entre el usuario y la computadora.

Un aspecto importante de los entornos interactivos es la apariencia visual. Éste tiene que ser sencillo y fácil de comprender.

El entorno que se ha desarrollado en este proyecto puede ser utilizado tanto para usuarios con conocimientos de programación como usuarios sin estos conocimientos.

La interfaz de usuario del entorno interactivo de este proyecto contiene las utilidades que permiten interactuar con los contenidos. Se debe desarrollar una interfaz simple y funcional para que únicamente con el uso del ratón pueda hacerse uso del entorno. Una buena interfaz [4] debe tener las siguientes características:

- Facilidad de comprensión, de aprendizaje y uso.
- Identificación de las partes y del objeto de interés.
- Diseño ergonómico: debe contener menús, barras de acciones, botones e iconos de fácil acceso.
- Las operaciones deben ser rápidas, incrementales y reversibles.
- Existencia de herramientas de ayuda, como podría ser un manual de usuario.

Por lo tanto, según lo mencionado anteriormente, la interfaz resultante se muestra a continuación:

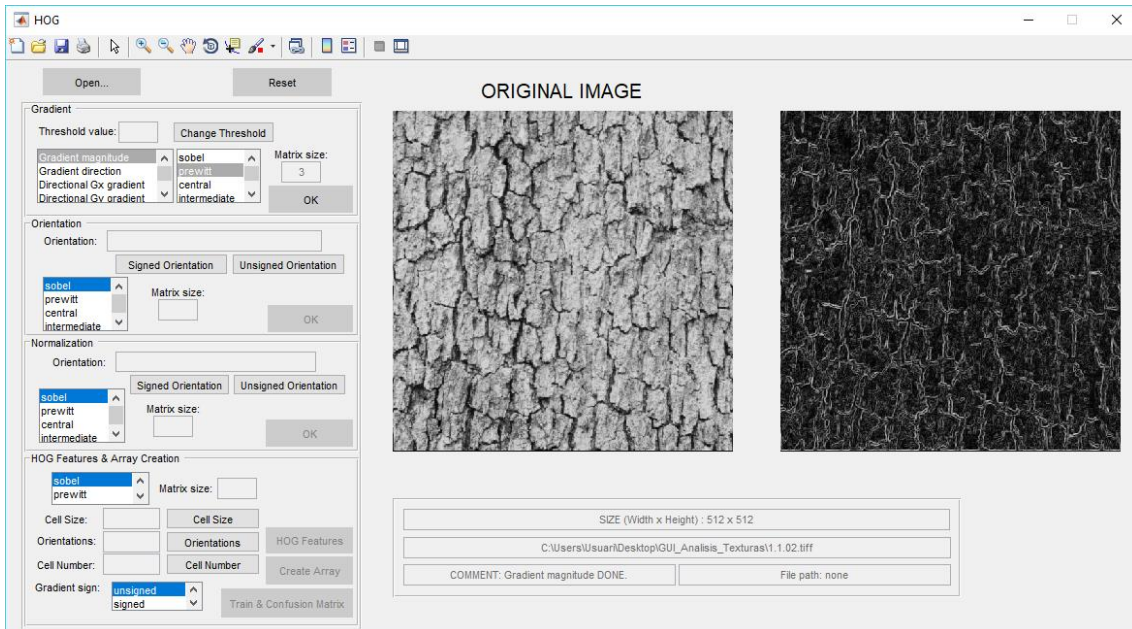


Figura 3. Interfaz resultante del proyecto.

Como se ha mencionado anteriormente, se tendrían 3 apartados con los que variar los parámetros: el gradiente, la orientación y la normalización. Variando los parámetros de estos 3 apartados, se puede elegir, visualmente, cuales son los parámetros más ajustados para la realización del descriptor final, que es el apartado restante, en el que se eligen los parámetros para una posterior clasificación, la cual se explica a continuación, en el siguiente apartado.

## 2.3 CLASIFICACIÓN DE IMÁGENES

Para poder llegar a clasificar una imagen con unos buenos resultados y obtener la matriz de confusión, que es una herramienta para evaluar visualmente el resultado de un algoritmo, se deben realizar diferentes pasos, que se muestran en la Figura 4 mediante un diagrama.

El primer paso es, cargar la imagen al entorno interactivo. Una vez se tiene una imagen con la que poder trabajar, se realiza un tratamiento de la imagen. Es decir, si la imagen en cuestión es una imagen RGB, o sea es de color, se debe cambiar a escala de grises, o sea, blanco y negro.

Una vez tratada la imagen, se pueden elegir los distintos tipos de parámetros que utiliza el Histograma de Orientaciones del Gradiente (HOG) para visualizar ciertas características mencionadas en el capítulo 1. Estas características son:

- Aplicación de las características del gradiente, para observar que tipo de filtro y el tamaño de este se ajusta mejor a la imagen.
- Aplicación de las características de orientación, para visualizar y poder elegir entre el mejor rango de orientaciones para una mejor clasificación.
- Aplicación de normalización, como las de orientación pero normalizando las características obtenidas.
- Aplicación del descriptor final, utilizando los parámetros anteriores para visualizar las características del descriptor HOG o bien para proceder al entrenamiento.

Esto se haría para observar qué parámetros son mejores a la hora de proceder a la clasificación y una vez se tengan unos parámetros establecidos, puede proceder a realizarse el entrenamiento.

Para realizar dicho entrenamiento, se deben seleccionar las imágenes deseadas para la clasificación, y, una vez seleccionadas y cargadas, se crean unos datos:

- Una matriz con tantas columnas como celdas contengan todas las imágenes y tantas filas como número de intervalos de orientaciones se hayan elegido. Esta matriz contiene información sobre la orientación del gradiente.
- Un vector de longitud igual al número de celdas que contengan todas las imágenes.

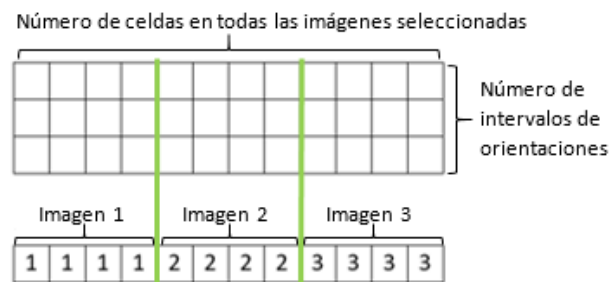


Figura 4. Datos generados.

Una vez creados los datos, se entrena el sistema para enseñarle que parámetros debe asociar a cada clase o textura y de nuevo se crean nuevos datos. Esta vez es una matriz con tantas columnas como tiene la matriz generada anteriormente y tantas filas como imágenes se hayan seleccionado.

Utilizando estos datos generados, se procede a realizar la clasificación, es decir, se asigna cada muestra a un tipo de clase. Se debe tener en cuenta que existen muestras no clasificadas. Por eso, para obtener una mayor cantidad de muestras clasificadas se deben elegir bien los parámetros que se utilizan al llevar a cabo la clasificación.

Estos datos se pueden visualizar en una matriz de confusión, donde cada columna representa el número de predicciones de cada clase, y cada fila representa las instancias en la clase real. Es una herramienta muy útil ya que facilita la visualización de la clasificación de las distintas clases.

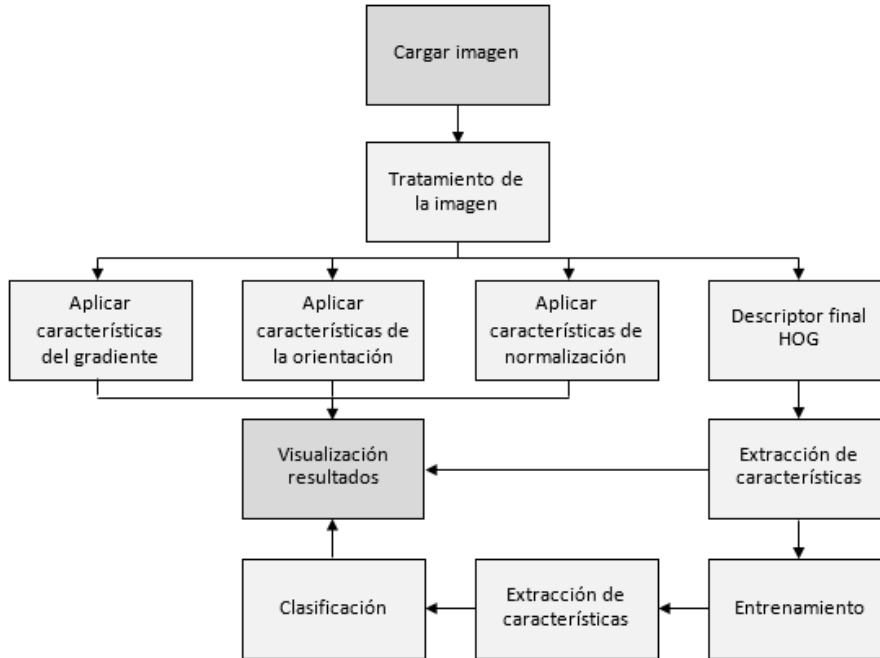


Figura 5. Diagrama del proceso de clasificación.

Tras una posterior extracción de características para obtener la clasificación, es decir, la asignación de muestras a cada clase, se visualizarían unos resultados como los mostrados a continuación:

Confusion Matrix			
Output Class	1	2	3
1	2224 18.1%	357 2.9%	775 6.3%
2	254 2.1%	3431 27.9%	91 0.7%
3	1618 13.2%	308 2.5%	3230 26.3%
	54.3% 45.7%	83.8% 16.2%	78.9% 21.1%
			72.3% 27.7%
	1	2	3
	Target Class		

Figura 6. Matriz de confusión.



# 3 Fundamentos teóricos

---

Antes de nada, se debe introducir los fundamentos teóricos necesarios a la hora de realizar la interfaz y por supuesto a la hora de utilizarla tal y como se ha mencionado en apartado 1.2. para una buena comprensión de lo que se va a modificar y ver como resultado en el entorno interactivo.

## 3.1 TEXTURA

Una textura es un elemento visual que cumple unas ciertas cualidades ópticas y caracteriza la superficie de una imagen dada. La textura de una imagen depende de:

- La frecuencia de cambio de tono en los píxeles.
- La dirección de cambio.
- El contraste entre píxeles vecinos.

La textura [5] nos da información acerca de la disposición espacial en una imagen.

Se utiliza en segmentación, identificación de objetos o clasificación de imágenes.

Las propiedades principales [6] de las texturas son las siguientes:

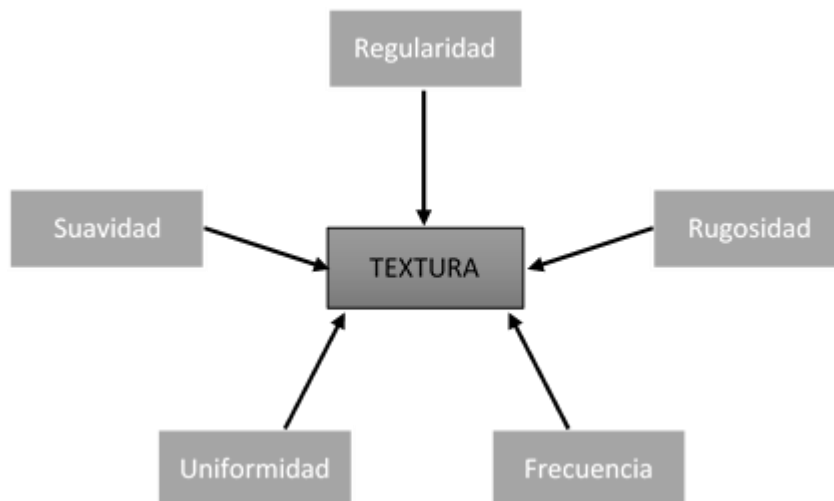


Figura 7. Propiedades de textura.

Para el análisis de texturas [6] [7] hay tres tipos de métodos principales:

### 3.1.1 Método estructurado

El método estructurado supone que la textura de la imagen está formada por una repetición de un patrón. Esta repetición puede ser aleatoria, regular o contener una estructura regular.

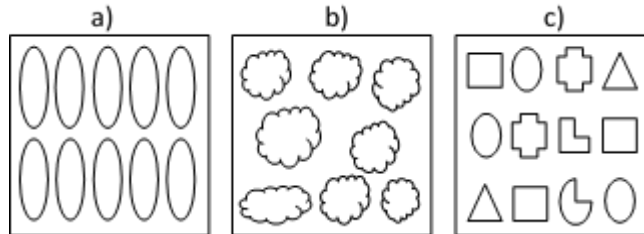


Figura 8.      a) Método estructural de repetición regular.  
 b) Método estructural de repetición aleatoria.  
 c) Método estructural de estructura regular.

### 3.1.2 Método estadístico

Este método consiste en utilizar la textura de la imagen como una medida cuantitativa de la disposición de intensidades de la escala de grises.

El método estadístico es menos intuitivo, pero se aplica a todas las imágenes y es más eficiente.

#### - Detección de bordes:

Sirve para determinar el número de píxeles en una región específica. Las direcciones de los bordes ayuda a caracterizar la textura. Estas direcciones se pueden representar como un promedio o en un histograma.

El nivel de borde por unidad de área se define como:

$$F_{edgeness} = \frac{|\{p | \text{Gradiente}(p)\} \geq \text{Umbral}|}{N} \quad (3.1)$$

Donde N es el tamaño de la imagen y p los píxeles en una región.

Histograma de la magnitud y dirección para una región R:

$$F_{mag,dir} = (\text{Gradiente}_{normalizado}(R), \text{Dirección}_{normalizada}(R)) \quad (3.2)$$

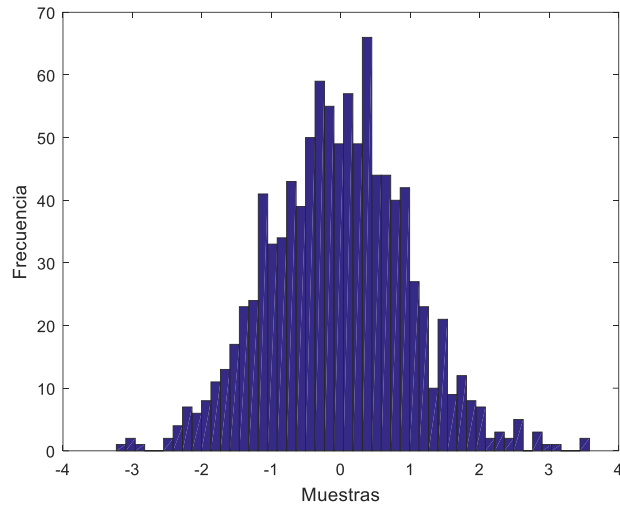


Figura 9. Representación de un histograma.

- **Matriz de co-ocurrencia:**

La matriz de co-ocurrencia mide la cantidad de píxeles que se encuentran a una determinada distancia y tienen el mismo nivel de gris.

Cada elemento representado en la matriz, informa de las veces que aparece una combinación de niveles de gris, es decir, de intensidad luminosa, en dos píxeles seguidos.

Para realizar éste método es necesario un ángulo de vecindad  $\theta$  y una distancia  $d$ .

Por ejemplo:

a)				
1	1	2	2	3
2	2	3	1	2
1	4	3	2	2
4	4	2	2	1

b)				
\	1	2	3	4
1	3	2	0	0
2	3	2	2	0
3	0	1	1	0
4	1	1	0	1

c)			
\	1	2	3
1	3	1	1
2	3	4	1
3	0	2	0
4	2	0	0

Figura 10. a) Niveles de gris de una imagen 4x6. Matriz de co-ocurrencia para: b)  $\theta=0^\circ$  y  $d=1$ ; c)  $\theta=90^\circ$  y  $d=1$

-      **Filtros de Laws:**

Los filtros de Laws sirven para detectar distintos tipos de características. Mediante estos filtros se puede obtener las características deseadas. Cada plantilla o filtro es sensible a distintas características de una imagen.

El procedimiento es el siguiente: utilizando la imagen de entrada, se convoluciona con el filtro, es decir, transforma dos funciones  $f$  y  $g$  en otra función que representa la magnitud de  $f$  y una versión invertida y trasladada de  $g$ . De esta manera se caracteriza la textura. Se calcula la energía de textura sumando el valor absoluto de los resultados de la filtración en los píxeles vecinos.

Los vectores más relevantes son los siguientes:

$$L5 = [1, 4, 6, 4, 1] - \text{Nivel (level)}$$

$$E5 = [-1, -2, 0, 2, 1] - \text{Contorno (edge)}$$

$$S5 = [-1, 0, 2, 0, 1] - \text{Puntos (spot)}$$

$$R5 = [1, -4, 6, -4, 1] - \text{Ondulación (ripple)}$$

Para crear la plantilla 2D, se multiplican los filtros (ejemplo: L5E5). Estas plantillas deben ser impares, para que exista un píxel central. Existen 9 plantillas, las cuales cada una de ella es sensible a características diferentes de una imagen.

### 3.1.3 Método espectral

El método espectral proporciona información sobre la repuesta espectral de las imágenes. Hay dos tipos:

-      **Fourier:**

Se basa en funciones sinusoidales. El espectro de Fourier ofrece tres características para la descripción de las texturas:

- Picos prominentes del espectro: proporcionan información sobre la direccionalidad de los patrones de textura.
- Localización de los picos en el plano de frecuencia: da el periodo espacial fundamental de los patrones.
- Parte no periódica de la imagen: utilizando un filtro se elimina la zona periódica de la imagen y separa la parte no periódica.

El espectro de Fourier es efectivo sólo para imágenes de textura homogéneas y sólo realiza análisis en frecuencia.

- **Wavelet:**

La transformada de Wavelet tiene un tamaño de ventana adaptado a las frecuencias. Se basa en la utilización de pequeñas ondas. Las propiedades principales de las ondas son las siguientes:

- Son bloques constructores de funciones, es decir, que se puede representar cualquier función utilizando las ondas Wavelet.
- Tienen localización espectral y de frecuencia, a diferencia de Fourier, que sólo realiza análisis en frecuencia.

A diferencia del espectro de Fourier, Wavelet permite el análisis multiresolución.

## 3.2 HOG – HISTOGRAM OF ORIENTED GRADIENTS

Se han dado unas pinceladas, en el apartado 2.3. sobre HOG y el procedimiento a seguir a la hora de obtener el descriptor final. En este apartado se va a describir de forma más clara y extensa.

HOG [8] es un descriptor de características de una imagen para la detección de objetos. HOG utiliza la dirección del gradiente en cada uno de los píxeles como información básica.

Navneet Dalal y Bill Triggs describieron por primera vez el descriptor HOG [9] en 2005. La extracción y detección de objetos se hizo siguiendo las siguientes características:



Figura 11. Procedimiento del descriptor HOG.

La aplicación principal de HOG es poder describir por la distribución de gradientes de intensidad o la dirección de los bordes la forma que tiene un objeto en una imagen.

Para ello, se divide una imagen en pequeñas regiones y para cada región se calcula las direcciones del gradiente de las cuales se obtiene un histograma. Este histograma se normaliza para una mayor precisión. De este modo se obtiene una combinación de los histogramas que representa el descriptor.

### 3.2.1 Gradiente

El gradiente [1] es el cambio direccional en la intensidad de la imagen en una cierta dirección, dirección en la cual el cambio de intensidad para los píxeles vecinos es máximo.

Se define por dos valores:

- Dirección.
- Magnitud.

0	0	255	255	0	0	0
0	0	0	255	255	255	255
0	0	0	0	255	255	255
0	0	0	0	255	255	255
0	0	0	255	255	255	255
0	0	0	0	0	255	255
0	0	0	0	0	0	255

Figura 12. Intensidad de los píxeles de una imagen.

El gradiente es un vector y el módulo de este indica donde hay cambios de luz, que suelen ser contornos en una imagen dónde  $G$  es el gradiente, por lo tanto  $G_x$  y  $G_y$  son las componentes en ejes  $x$  e  $y$  de  $G$  respectivamente.

$$\begin{pmatrix} G_x \\ G_y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} f_{i,j} - f_{i,j-1} \\ f_{i,j} - f_{i-1,j} \end{pmatrix} \tag{3.4}$$

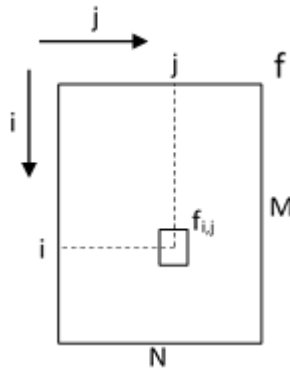


Figura 13. Imagen  $f$  de tamaño  $M \cdot N$ , donde un píxel  $f_{i,j}$  tiene un valor de gradiente  $G_x$  y  $G_y$ .

Utilizando el gradiente, se puede calcular la densidad de puntos. La densidad de puntos  $\delta_U$  indica que existe textura en una imagen.

$\delta_U$  se calcula de la siguiente forma:

$$\delta_U = \frac{|G| > Umbral}{M \cdot N} \tag{3.5}$$

Donde  $M \cdot N$  es una región de la imagen.

Las componentes del gradiente, se pueden calcular mediante unas plantillas. El gradiente se da mediante la convolución de la imagen y la plantilla, es decir:

$$gradiente = imagen * plantilla \tag{3.6}$$

Y esta convolución se realiza tanto para la componente  $x$  como para la componente  $y$ .

En este caso se mostrarán 4 distintos tipos de plantillas:

## SOBEL

El filtro *Sobel* [10] es uno de los más usuales. La matriz 3x3 es la que se utiliza por defecto. La matriz se calcula de la siguiente manera:

$$\begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ -1 \end{bmatrix} \cdot [1 \quad 2 \quad 1] = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.7)$$

Para la dirección x se calcula la traspuesta ( $M^T$ ):

$$\text{dirección } x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.8)$$

Para la normalización se usa un coeficiente equivalente a 1/8.

Así pues, si se quiere hacer una matriz de dimensiones mayores, siempre que sean números impares, para tener un punto medio, se tiene:

Para 5x5:

$$[2 \ 1 \ 0 \ -1 \ -2]^T \cdot [1 \ 1 \ 2 \ 1 \ 1] \quad (3.9)$$

Para 7x7:

$$[3 \ 2 \ 1 \ 0 \ -1 \ -2 \ -3]^T \cdot [1 \ 1 \ 1 \ 2 \ 1 \ 1 \ 1] \quad (3.10)$$

Para 9x9:

$$[4 \ 3 \ 2 \ 1 \ 0 \ -1 \ -2 \ -3 \ -4]^T \cdot [1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 2 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1] \quad (3.11)$$

Para 11x11:

$$[5 \ 4 \ 3 \ 2 \ 1 \ 0 \ -1 \ -2 \ -3 \ -4 \ -5]^T \cdot [1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 2 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1] \quad (3.12)$$

## PREWITT

El filtro *Prewitt* [11], como el de Sobel, es uno de los más usados. La matriz 3x3 es la que se utiliza por defecto. La matriz se calcula de la siguiente manera:

$$\begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ -1 \end{bmatrix} \cdot [1 \quad 1 \quad 1] = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad (3.13)$$

Para la dirección x, se calcula la traspuesta:

$$\text{dirección } x = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} \quad (3.14)$$

Para la normalización se usa un coeficiente equivalente a 1/6.

Así pues, si se quiere hacer una matriz de dimensiones mayores, siempre que sean números impares, para tener un punto medio, se tiene:

Para 5x5:

$$[2 \ 1 \ 0 \ -1 \ -2]^T \cdot [1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1] \quad (3.15)$$

Para 7x7:

$$[3 \ 2 \ 1 \ 0 \ -1 \ -2 \ -3]' \cdot [1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1] \quad (3.16)$$

Para 9x9:

$$[4 \ 3 \ 2 \ 1 \ 0 \ -1 \ -2 \ -3 \ -4]' \cdot [1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1] \quad (3.17)$$

Para 11x11:

$$[5 \ 4 \ 3 \ 2 \ 1 \ 0 \ -1 \ -2 \ -3 \ -4 \ -5]' \cdot [1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1] \quad (3.18)$$

### **CENTRAL**

El filtro *Central* [12], no es muy utilizado. Para la dirección y:

$$\frac{dI}{dy} = \frac{I(y+1) - I(y-1)}{2} \quad (3.19)$$

Dónde  $\frac{dI}{dy}$  es la derivada respecto del eje y de la imagen *I*. Para la dirección x, se calcula de la misma forma.

### **INTERMEDIATE**

El filtro *Intermediate* [12], igual que el central, no es muy utilizado. Para la dirección y:

$$\frac{dI}{dy} = I(y+1) - I(y) \quad (3.20)$$

Dónde  $\frac{dI}{dy}$  es la derivada de la imagen *I* respecto del eje y. La dirección x se calcula igual:  $\frac{dI}{dx}$ .

### **ROBERTS**

El filtro *Roberts* [12] es de la siguiente forma. Para una matriz 2x2, en los gradientes de la dirección y:

$$\text{dirección } y = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \quad (3.11)$$

Y para la dirección x:

$$\text{dirección } x = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix} \quad (3.22)$$

Para la normalización se usa un coeficiente equivalente a 1/2.

Si se desea una dimensión mayor, de 3x3, la plantilla es de la siguiente forma para la dirección y:

$$\text{dirección } y = \begin{bmatrix} 0 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (3.23)$$

Y para la dirección x:

$$\text{dirección } x = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{bmatrix} \quad (3.24)$$



### 3.2.2 Orientación

El cálculo de la orientación [1] se realiza para la realización de los histogramas de cada celda. Una celda es un conjunto de píxeles.

La orientación se calcula utilizando el ángulo que existe en cada una de las celdas. Este ángulo puede ser sin signo [0° - 180°] o con signo [0° - 360°]. Para distribuir cada píxel de la celda en un intervalo del ángulo, se divide en intervalos  $k$ , estos intervalos pueden ir de 0 a 9.

Por ejemplo, si el intervalo de ángulos es de 9 sin signo, las orientaciones se dividen de la siguiente forma:

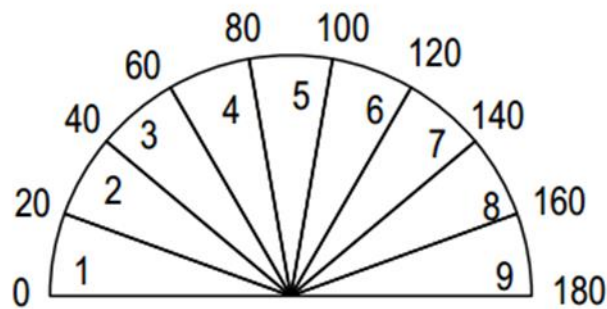


Figura 14. Intervalos de orientación para  $k=9$ .

Según el estudio de Dalal y Triggs el mejor resultado para la detección de objetos es utilizando 9 intervalos.

Los cálculos resultantes se agrupan en un histograma de orientaciones. Para ello se agrupa la magnitud del gradiente de cada píxel en el intervalo correspondiente.

Para una mayor precisión, se calcula el peso proporcional del gradiente determinado de un píxel para los dos intervalos más cercanos. Para ello se calcula el peso de la orientación del gradiente ( $\omega_k(x, y)$ ):

$$\omega_k(x, y) = \max\left(0, 1 - \frac{\vartheta(x, y) - \vartheta_k}{\delta\theta}\right) \quad (3.25)$$

Donde  $\theta(x, y)$  es la orientación del gradiente a clasificar,  $\theta_k$  es la orientación del punto medio de un intervalo y  $\delta\theta$  es el valor de la orientación en un intervalo.

Para una mejor interpretación se muestra en la Figura 13.

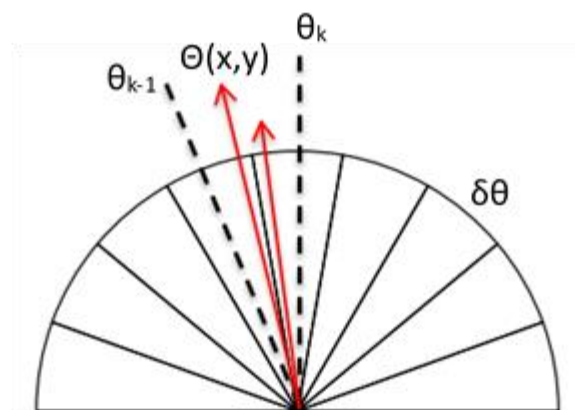


Figura 15. Intervalos de orientaciones y cálculo del peso de las orientaciones de los gradientes.

Una vez se tiene el peso, se calcula el histograma ( $h(k)$ ) para cada intervalo.

$$h(k) = \sum_{(x,y)} \omega_k(x,y) \cdot g(x,y) \quad (3.26)$$

Donde  $g(x,y)$  es el gradiente de cada píxel.

### 3.2.3 Normalización

Como se ha comentado en la introducción del descriptor HOG, para una mayor precisión, en caso de tener contrastes distintos en la imagen, es necesaria la normalización de los bloques. Un bloque es un grupo de celdas.

$$B = c \times c \quad (3.27)$$

Donde B es el bloque y c es el número de celdas.

Se calcula un vector para cada bloque [1], concatenando los histogramas de las celdas:

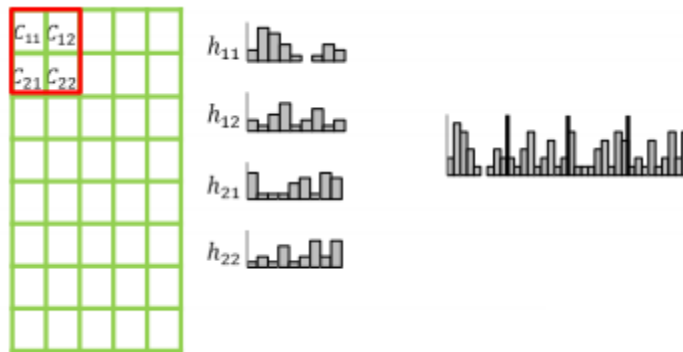


Figura 16. Cálculo de los histogramas en bloques para una posterior normalización.

Se concatenan los histogramas de todas las celdas de un bloque, para crear el vector  $v$ . Una vez se tiene el vector  $v$ , se normaliza ( $v'$ ) utilizando la norma L2:

$$v' = \frac{v}{\sqrt{\|v\|_2^2 + \varepsilon}} \quad (3.28)$$

Dónde  $\varepsilon$  es un valor muy pequeño, que sirve para evitar que el denominador sea cero y  $\|v\|_2$  es:

$$\|v\|_2 = \sqrt{\sum x_i^2} \quad (3.29)$$

### 3.2.4 Parámetros en conjunto del descriptor HOG

Se ha comentado en el apartado 2.3., también, la forma en la que el descriptor se muestra, es decir, la configuración de la matriz resultante. En este apartado se verá que procedimiento sigue a la hora de llegar a esa matriz con ciertas filas y columnas.

El descriptor HOG reúne todos los parámetros anteriores para medir las orientaciones.



$$|G| = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (3.30)$$

$$G = \arctan \frac{G_x}{G_y} \quad (3.31)$$

Una vez comentados los pasos para la realización del descriptor HOG, se definen los parámetros [1]:

- Tamaño de celda, que son los píxeles en que se divide cada celda.
- Número intervalos de orientaciones del gradiente, que puede ser de 0 a 9.
- Signo del gradiente: sin signo [0° - 180°] o con signo [0° - 360°]
- Número de celdas por bloque.

Utilizando estos parámetros es posible calcular el HOG, donde

$$HOG = x_1, \dots, x_n \quad (3.32)$$

Y  $n$  se calcula de la siguiente forma:

$$n = n^{\circ} \text{ bloques} \cdot \frac{n^{\circ} \text{ celdas}}{\text{bloque}} \cdot n^{\circ} \text{ intervalos} \quad (3.33)$$

$$n^{\circ} \text{ bloques} = n^{\circ} \text{ celdas} - \frac{n^{\circ} \text{ celdas}}{\text{bloque}} + 1 \quad (3.34)$$

Para una mejor interpretación se realiza un ejemplo del cálculo y del resultado final gráfico para distintas imágenes con el mismo tamaño de píxeles:

Para el cálculo, se tienen unas imágenes de 512x512 píxeles, con un tamaño de celda de 32x32 píxeles y 2x2 celdas por bloque, por lo tanto se tiene 16x16 celdas. El número de intervalos de histograma de orientaciones es 9 y sin signo, entonces la dimensión final del descriptor HOG es:

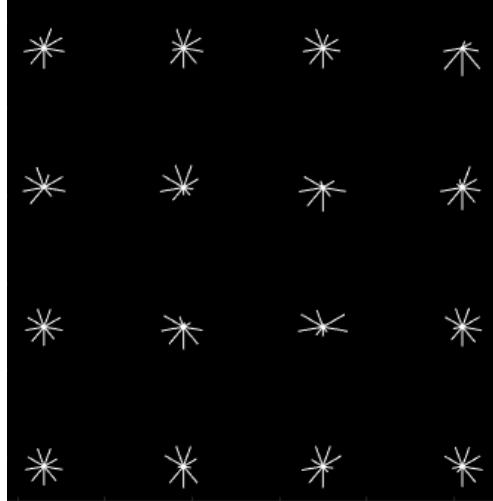
$$n^{\circ} \text{ bloques} = 16 - 2 + 1 = 15 \quad (3.35)$$

Y será igual tanto para los bloques en horizontal como en vertical.

$$n = 15 \times 15 \cdot 2 \times 2 \cdot 9 = 8100 \quad (3.36)$$

Por lo tanto la dimensión del descriptor HOG será de 8100.

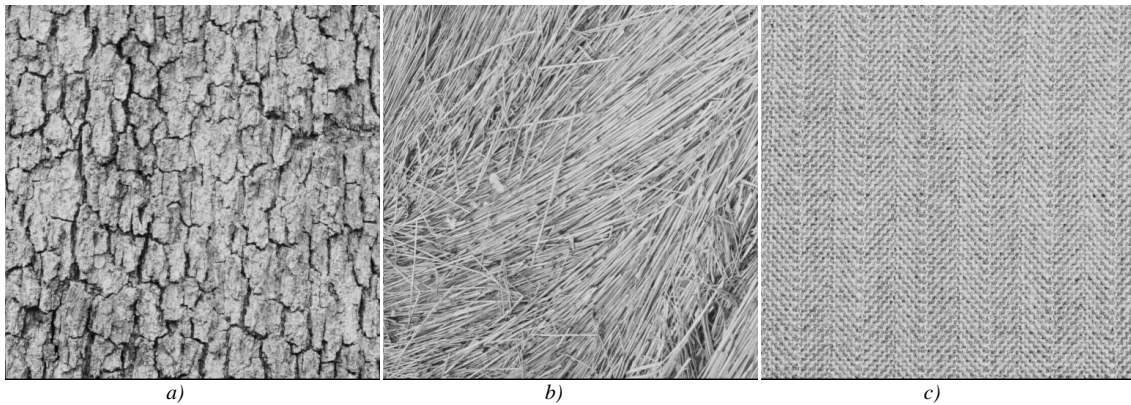
El descriptor HOG como se ha visto, da información del intervalo de orientaciones en cada celda de la imagen. Esta información, se puede representar visualmente utilizando un tipo de estrella que indica en qué grado es mayor la orientación. Un ejemplo para una mayor comprensión se puede ver en la siguiente figura. Esta información se representa en una matriz y cada columna representa una estrella con tantas líneas como filas tenga la matriz.



*Figura 17. Matriz resultante del descriptor HOG representada gráficamente.*

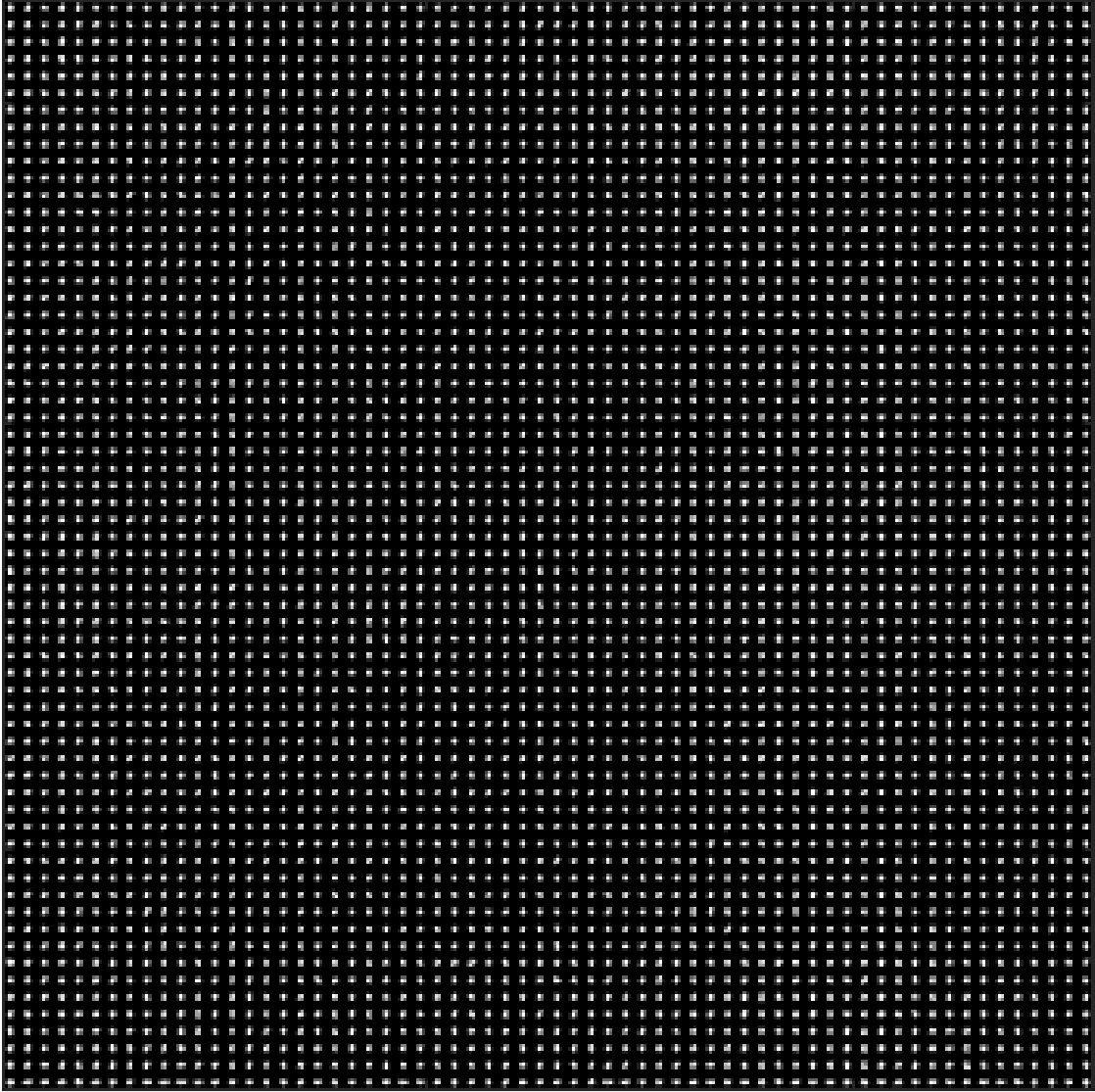
Utilizando estos datos obtenidos en la matriz, ya se puede efectuar la clasificación de las texturas.

Se ha calculado y representado el descriptor HOG para tres tipos de texturas distintas que se muestran en la Figura 15.

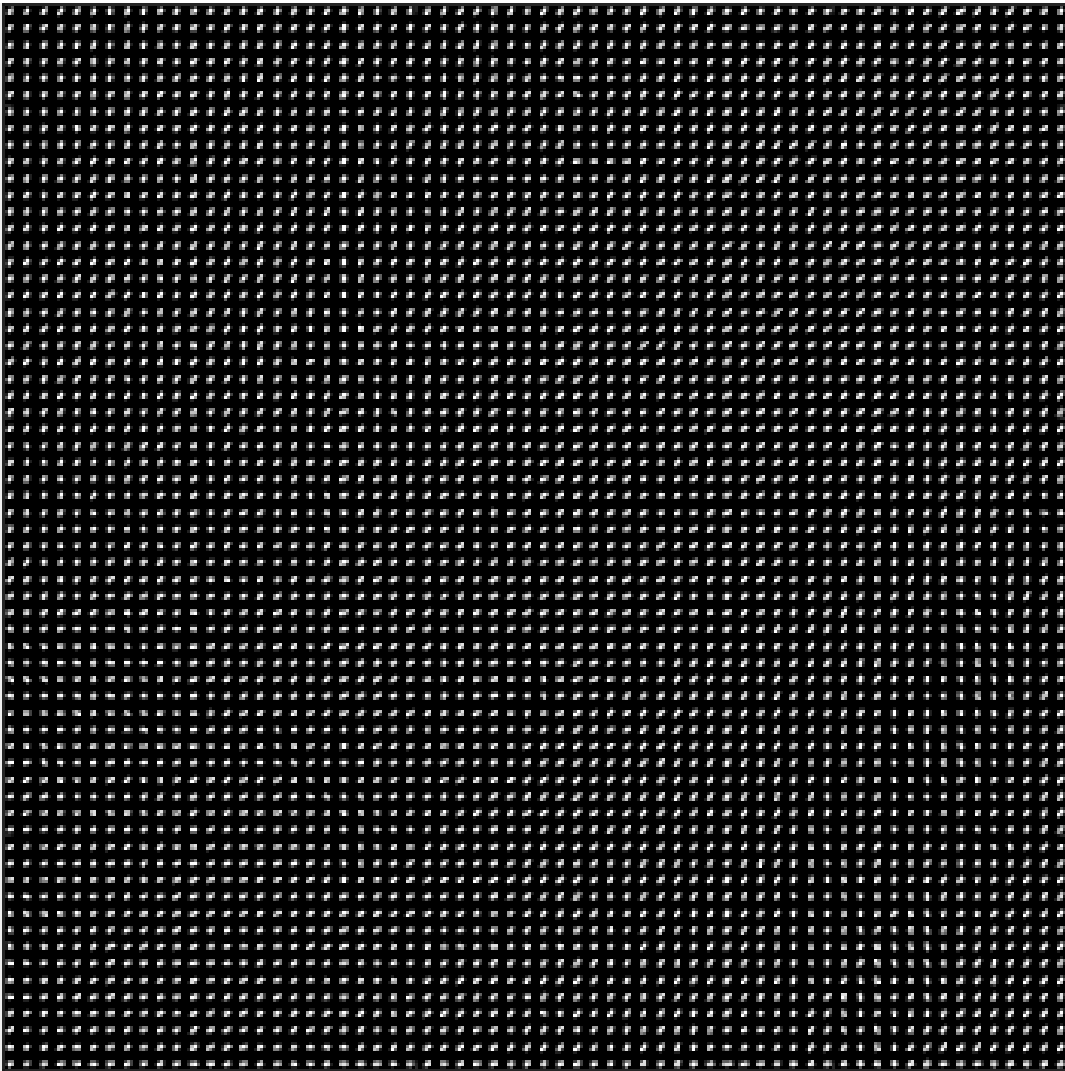


*Figura 18. Imágenes ejemplo.*

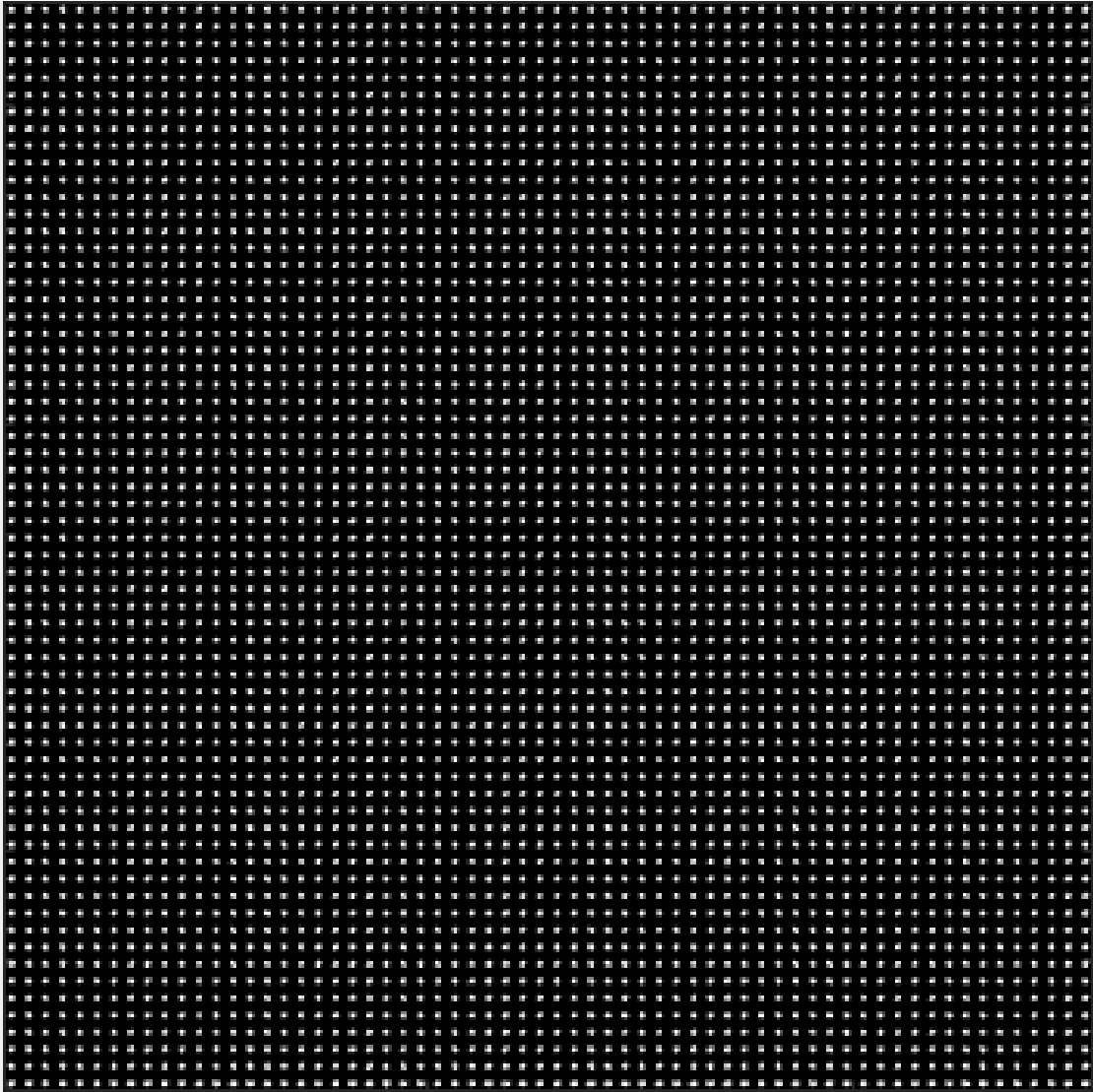
Para un tamaño de 8x8 píxeles por celda agrupadas en bloques de 2x2 celdas, con 9 intervalos de orientaciones de gradiente, se obtienen los siguientes resultados (mostrados en la Figura 16):



a)



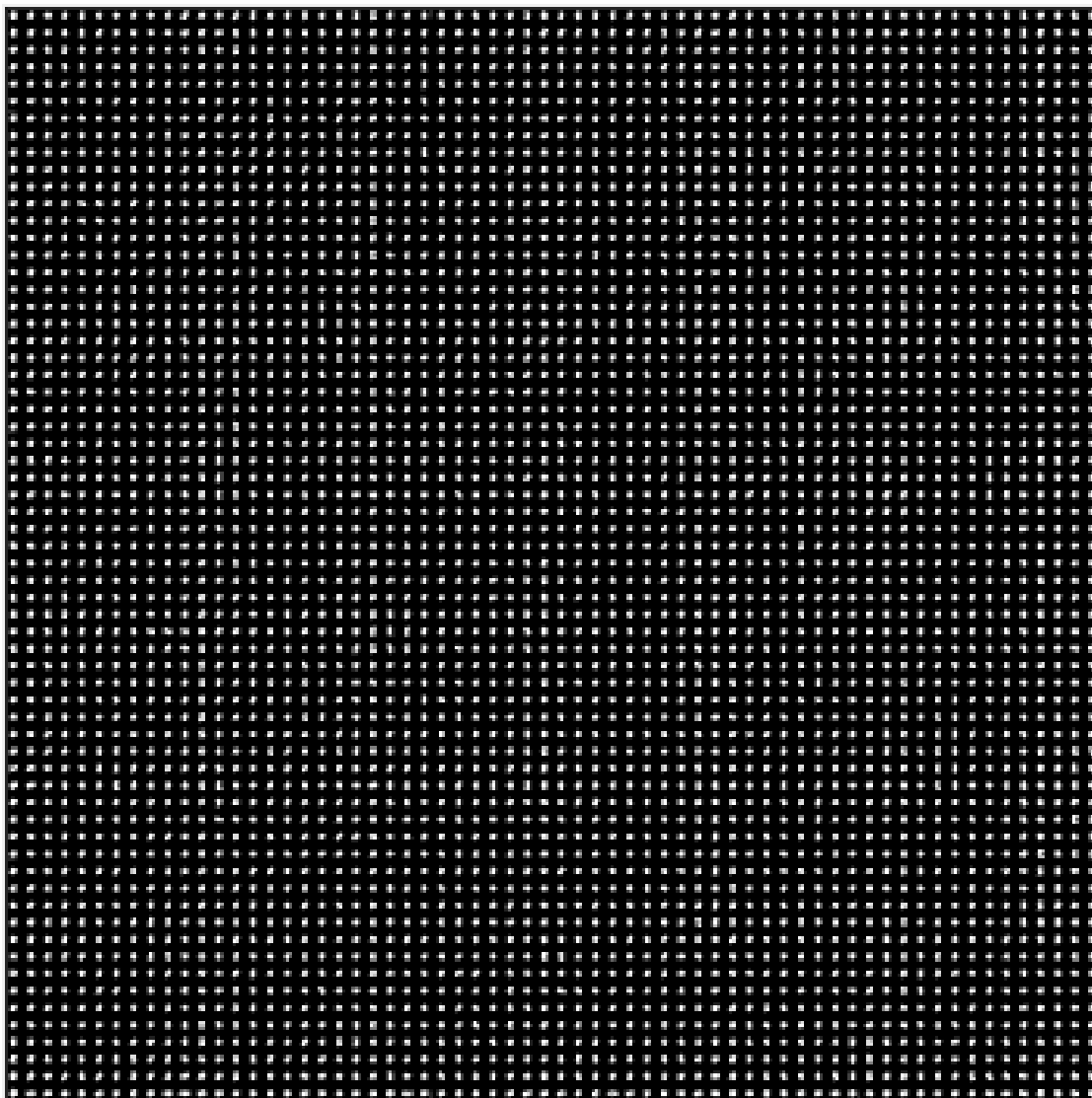
b)



c)

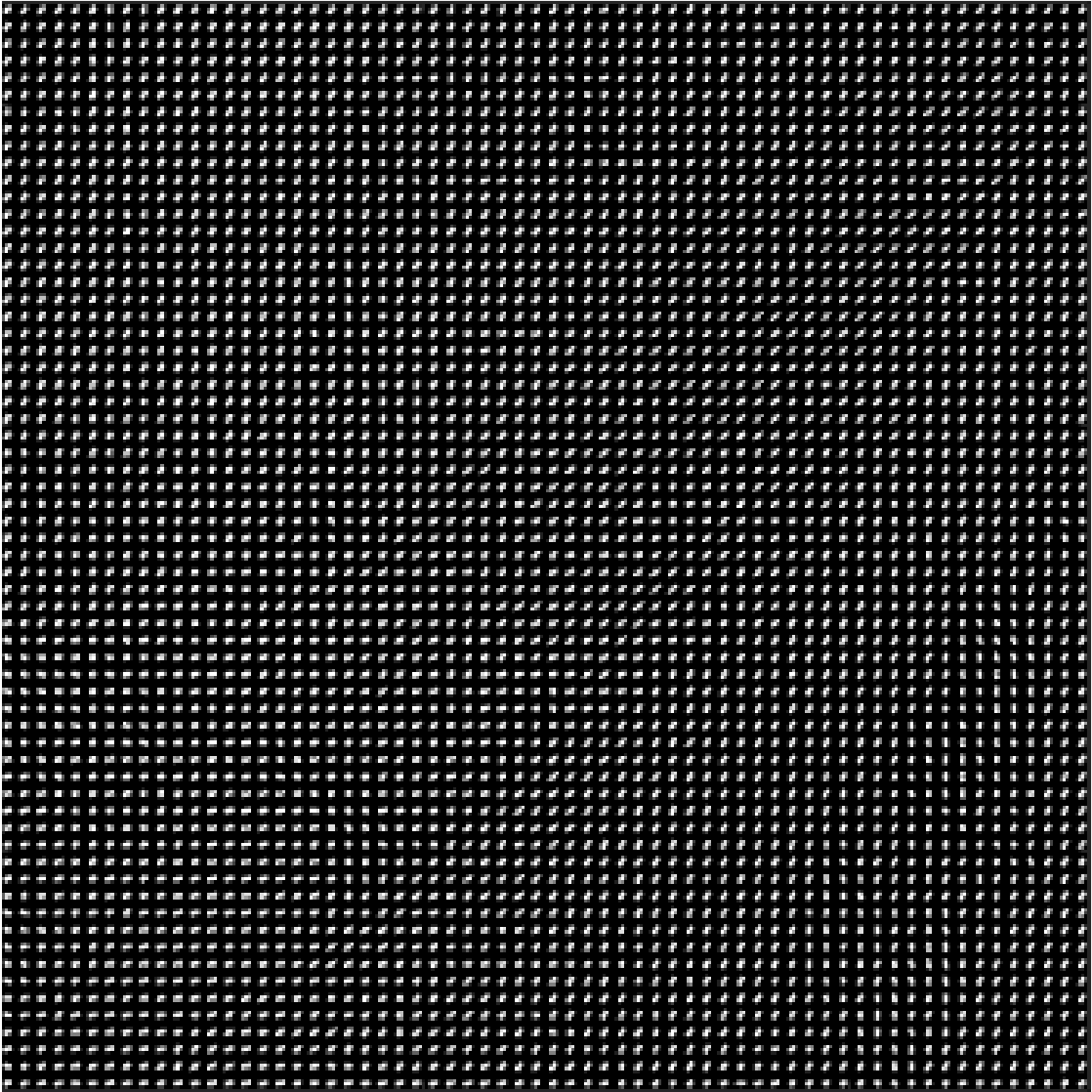
*Figura 19. Descriptor HOG para el ejemplo 1.*

Para un tamaño de 8x8 píxeles por celda agrupadas en bloques de 2x2 celdas, con 5 intervalos de orientaciones de gradiente, se obtienen los resultados de la Figura 17:

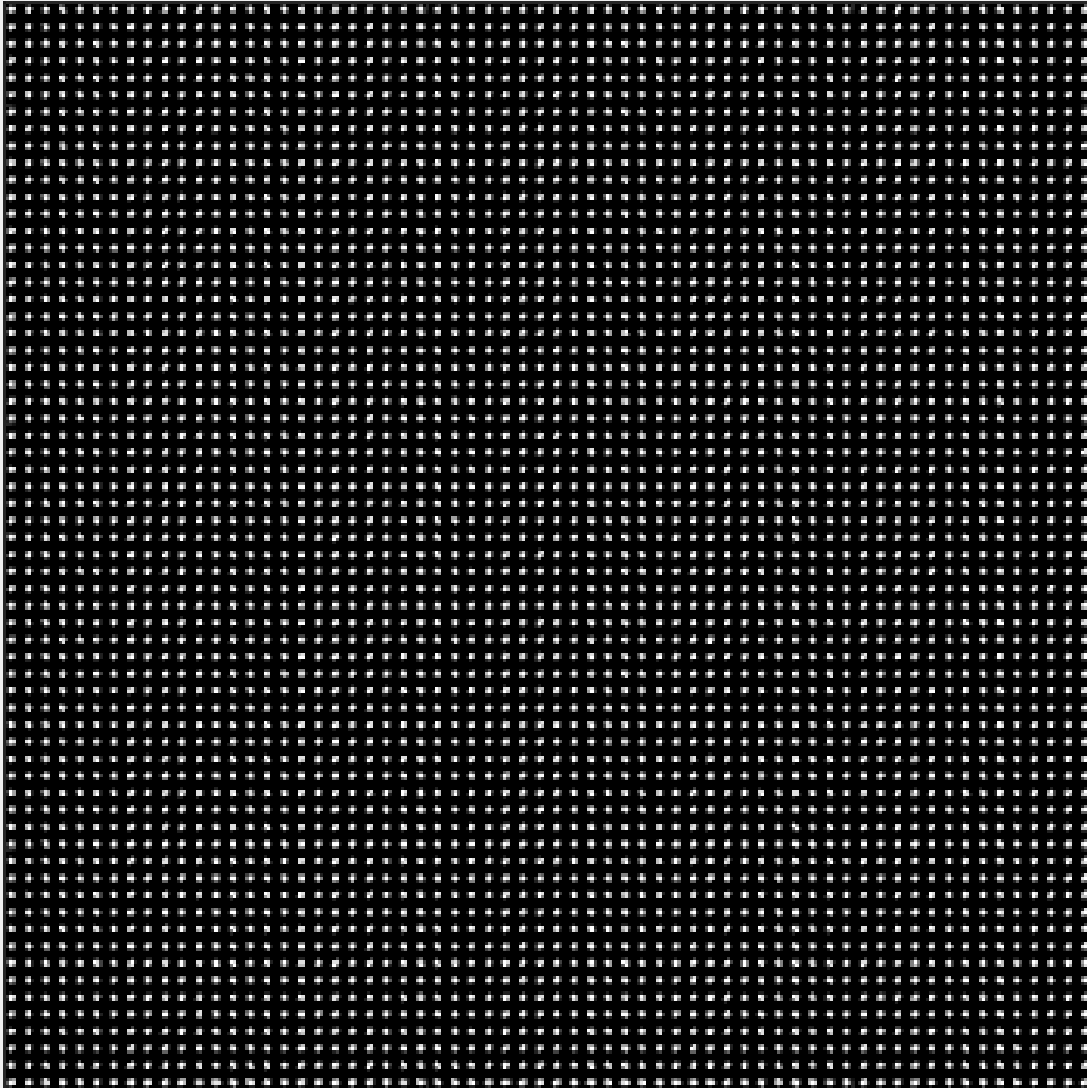


*a)*





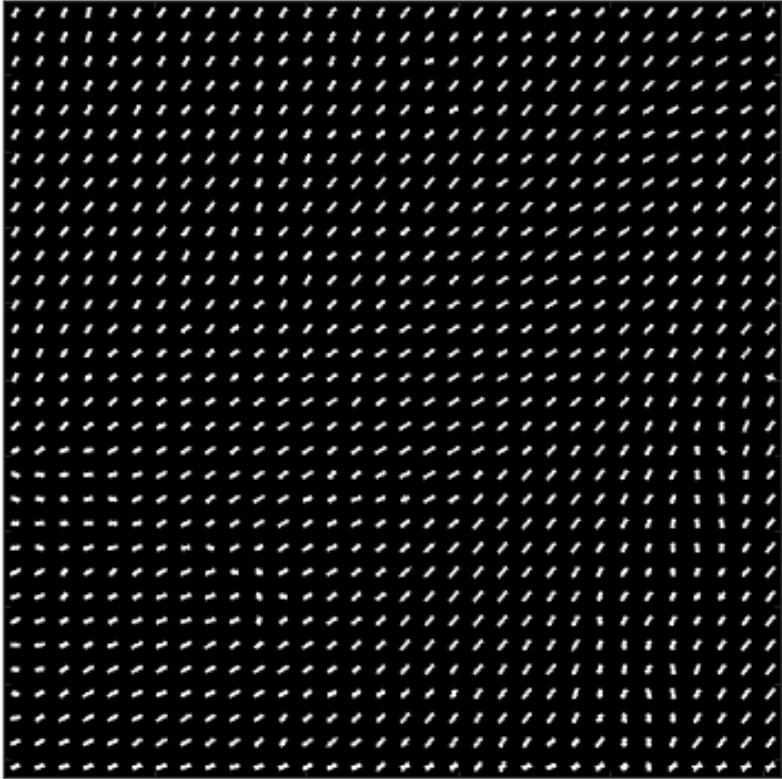
*b)*



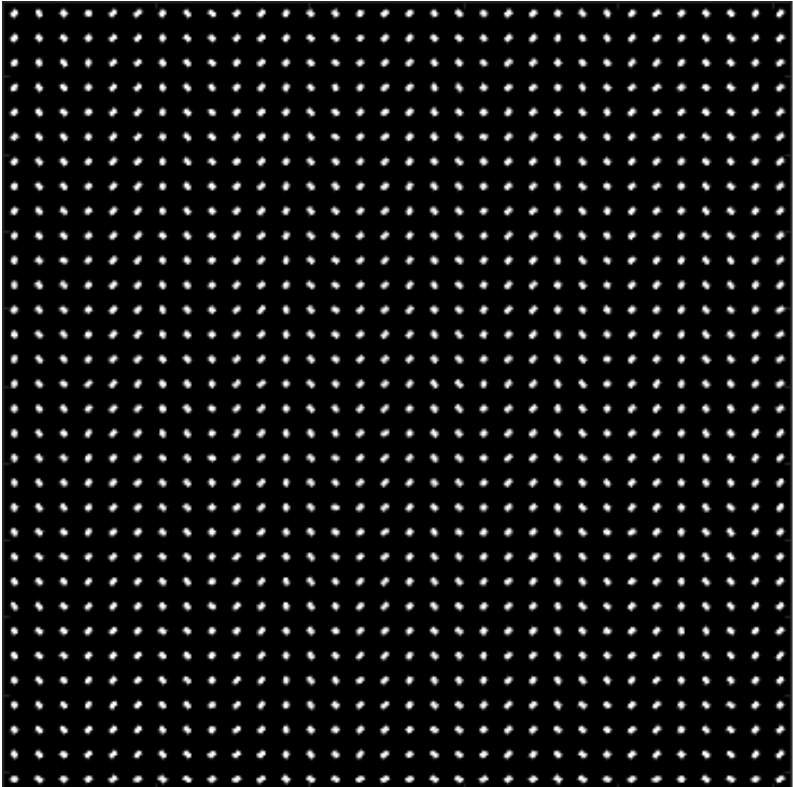
c)

Figura 20. Descriptor HOG para el ejemplo 2.

Para un tamaño de 16x16 píxeles por celda agrupadas en bloques de 2x2 celdas, con 9 intervalos de orientaciones de gradiente, se obtienen los resultados mostrados en la Figura 18.



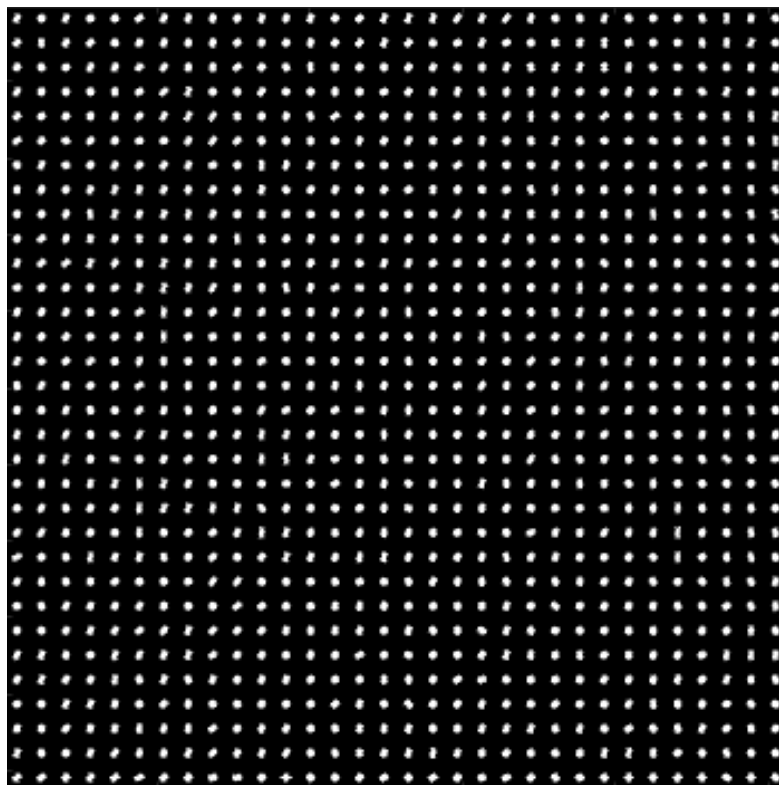
b)



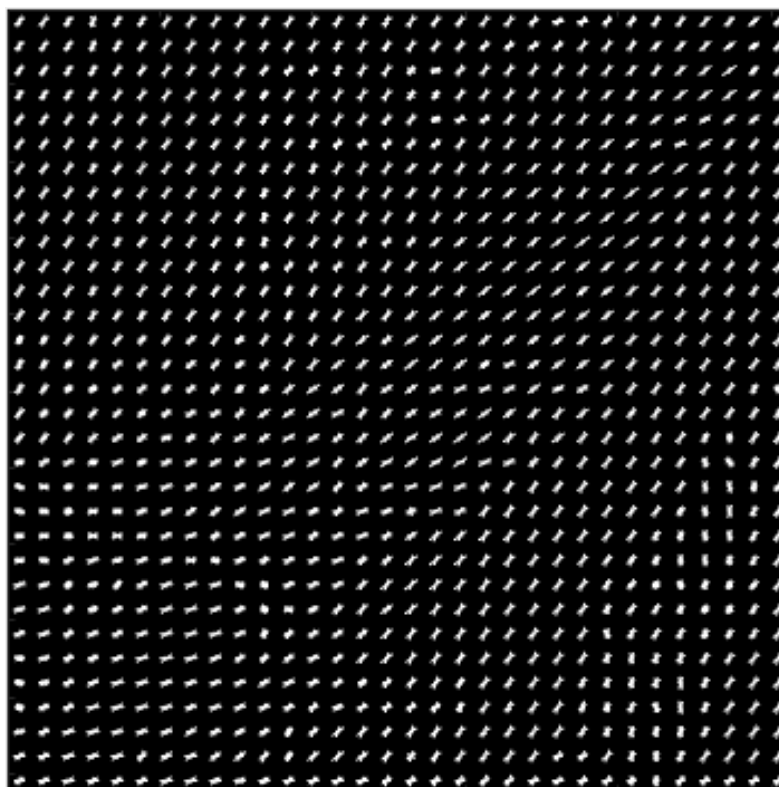
c)

Figura 21. Descriptor HOG para el ejemplo 3.

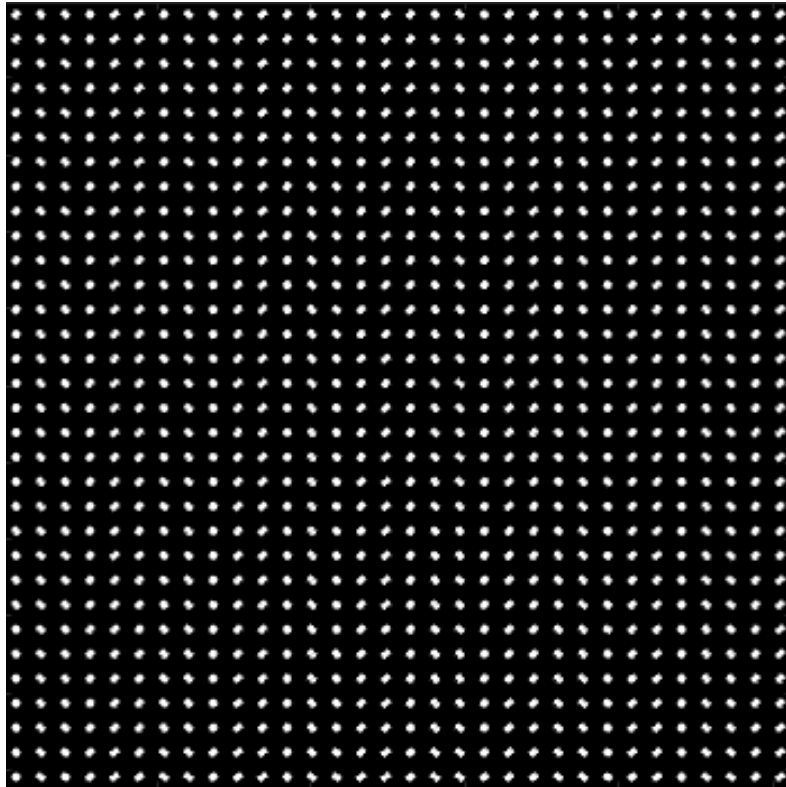
Para un tamaño de 16x16 píxeles por celda agrupadas en bloques de 2x2 celdas, con 5 intervalos de orientaciones de gradiente, se obtienen los resultados mostrados en la Figura 19.



*a)*



*b)*



c)

Figura 22. Descriptor HOG para el ejemplo 4.

Se puede ver que hay una mejor representación gráfica, en este caso, al utilizar un intervalo mayor de orientaciones del gradiente y un tamaño de celda mayor, aunque si el tamaño fuera demasiado grande, no se interpretaría bien la textura.

### 3.3 RNA

Una forma de poder clasificar las texturas, utilizando lo mencionado en el apartado 3.2., es decir la matriz que se obtiene tras aplicar el descriptor HOG, es mediante el cálculo de las Redes Neuronales Artificiales. Éste método utiliza los resultados anteriores y observa el comportamiento de estas para así poder llegar a una clasificación de distintos tipos de clases existentes en una o varias imágenes.

El origen de las RNA se debe al comportamiento observado en las redes simples de neuronas naturales. Son un conjunto de unidades, conectadas entre sí, que transmiten señales desde la entrada de la red, hasta la salida, y cada neurona tiene un valor de peso.

Una RNA [13] se puede utilizar para:

- Predicción y estimación.
- Clasificación.
- Optimización.
- Visión automática y robótica.

En este caso, como ya se ha comentado, se utilizará para la clasificación. Las redes neuronales permiten reconocer patrones en los datos y clasificarlos, identificar características, etc.

### Esquema RNA simple

La RNA es una caja negra que contiene funciones no lineales que aplican a un estímulo  $x$ , una respuesta  $\hat{y}$ .

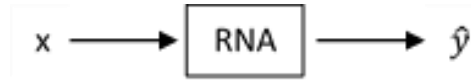


Figura 23. Entrenamiento RNA.

### Composición RNA

Una RNA [14] está compuesta por:

- Entradas.
- Un conjunto de pesos.
- Función de activación de la neurona, en función del estado anterior.
- Función de salida, en función del estado de activación.

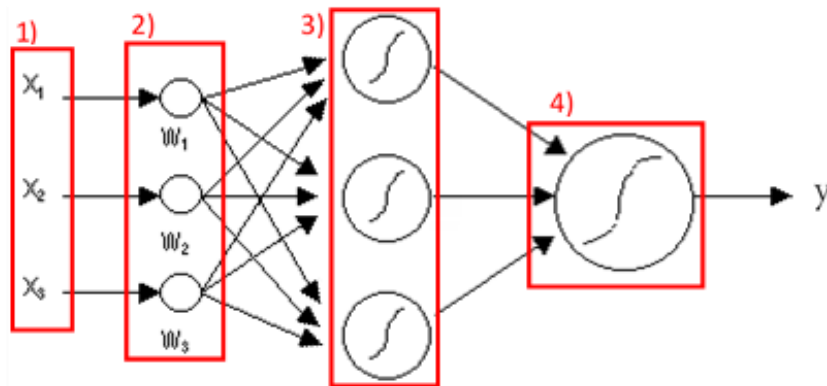


Figura 24. Sistema neuronal. 1) Entradas. 2) Pesos. 3) Función activación. 4) Función salida.

### Datos necesarios para una posterior clasificación

Por lo tanto, para definir la estructura de una RNA, se debe especificar:

- Tipo de red.
- Selección de variables de entrada.
- Número de capas, es decir, entradas, capas ocultas, y salidas.
- Número de nodos por capa.
- Funciones de activación.

Para el aprendizaje, se necesita calcular las características del descriptor final de HOG de las imágenes que se quieran clasificar. Los datos obtenidos para poder realizar el entrenamiento son:

- Una matriz de tamaño  $M_1 \times N_1$ , donde  $M_1$  es el número de filas que es igual al número de intervalos de orientaciones que se haya elegido, y  $N_1$  es el número de columnas que equivale al número de celdas de todas las imágenes a clasificar. Por lo tanto la matriz contiene información sobre las orientaciones del gradiente para cada celda de la imagen.
- Un vector de tamaño  $1 \times N_1$ , donde  $N_1$  es el número de celdas de todas las imágenes, el cual informa, según las celdas de cada imagen, del número total de imágenes a clasificar.

Un ejemplo de las muestras obtenidas para realizar el aprendizaje sería el siguiente:

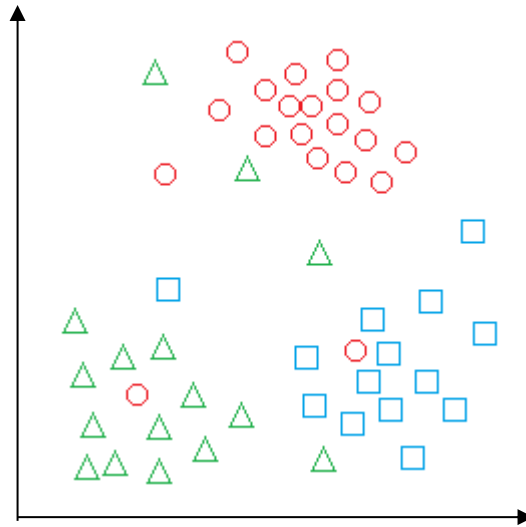


Figura 25. Muestras de 3 clases distintas.

Una vez se hayan creado estas variables, se puede proceder al aprendizaje. Utilizando los datos mencionados anteriormente se entrena el sistema, para enseñarle que parámetros debe asociar a cada clase o textura.

Una vez realizado el entrenamiento, se obtiene una nueva matriz de tamaño  $M_2 \times N_1$ , donde  $M_2$  es igual al número de imágenes que se hayan elegido anteriormente, y  $N_1$  es el número de columnas que contiene la matriz creada para el aprendizaje, que equivale al número de celdas de todas las imágenes a clasificar.

Una vez se tiene calculada la nueva matriz, ya se puede proceder a clasificar las texturas, se asigna cada muestra al tipo de clase o textura que pertenezca como se muestra en la Figura 23.

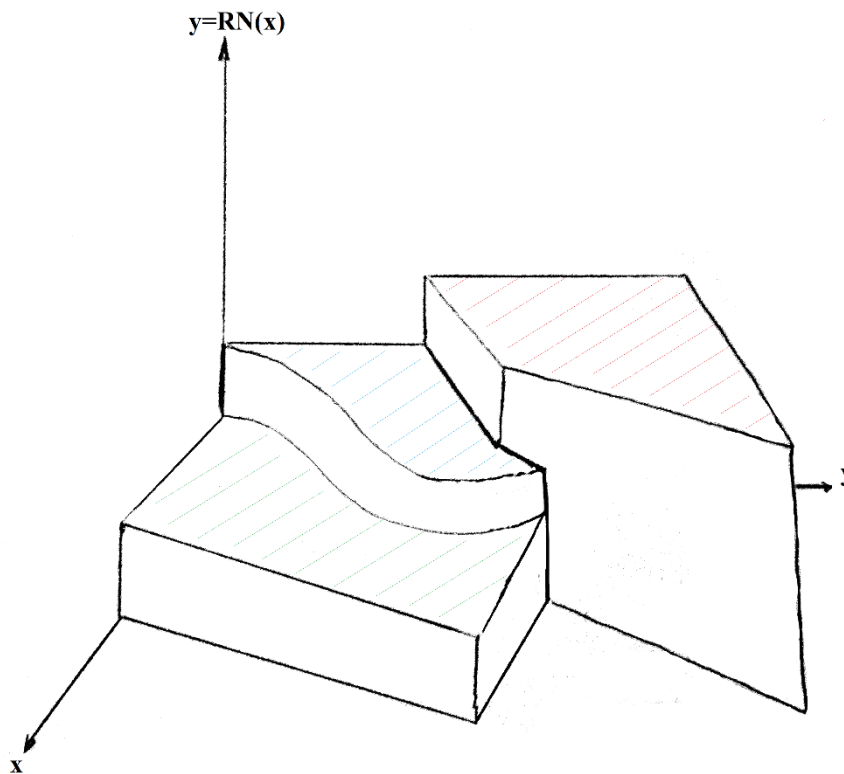


Figura 26. Distintas clases asignadas. En verde, clase 1, en azul clase 2 y en rojo clase 3.

Tras aplicar el aprendizaje, la RNA debe tener el comportamiento deseado. Se debe tener en cuenta la existencia de muestras no clasificadas. Se debe tener en cuenta que, para un correcto funcionamiento, se debe elegir adecuadamente el número de capas ocultas.

Finalmente, para la visualización del algoritmo de clasificación, se puede utilizar la matriz de confusión mencionada anteriormente.

Una vez se tienen todos estos conceptos claros, se puede proceder a realizar el clasificador de texturas, que, como se ha ido comentado, se utilizará el software de MATLAB para crear un entorno interactivo para que sea más intuitivo y fácil de utilizar a la hora de ir probando distintos parámetros del gradiente, la orientación y la normalización para finalmente utilizar el descriptor final de HOG. Una vez obtenida la matriz con los distintos valores, es decir la información necesaria para la clasificación, se entrenará el sistema para que pueda finalmente, ser posible la clasificación de texturas.



## 4 Estado del arte

---

A continuación se lleva a cabo un breve recorrido por los distintos estudios realizados sobre análisis de texturas.

En 2005 Navneet Dalal y Bill Triggs, describieron y analizaron el descriptor HOG [9] para la detección de peatones.

Existen también, libros dónde se habla sobre el análisis de texturas [15] [16] y aparecen distintos métodos de aplicación.

También existen varios proyectos realizados que utilizan HOG:

- Caracterización y extracción de las características de textura de los huesos [17].
- Clasificación de las texturas de imágenes utilizando SVM [18].
- Comparación de LBP, HOG y DF para la clasificación de imágenes histopatológicas [19].

Existe un libro [20], publicado en el año 2000, donde se habla de textura y distintas formas de clasificarla (LBP, Matriz de co-ocurrencia y aparece un ejemplo utilizando el filtro de Laws. Como conclusión, se menciona que la segmentación del color y la textura se pueden mejorar, por el contrario, la segmentación de las escenas de la naturaleza es un problema no resuelto.

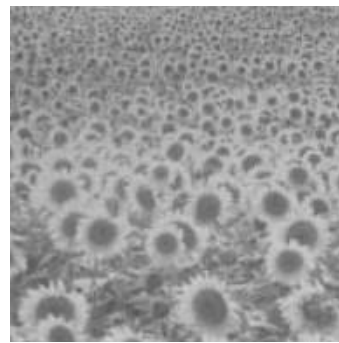
Las tres imágenes que muestra como ejemplo son las siguientes:



a)



b)

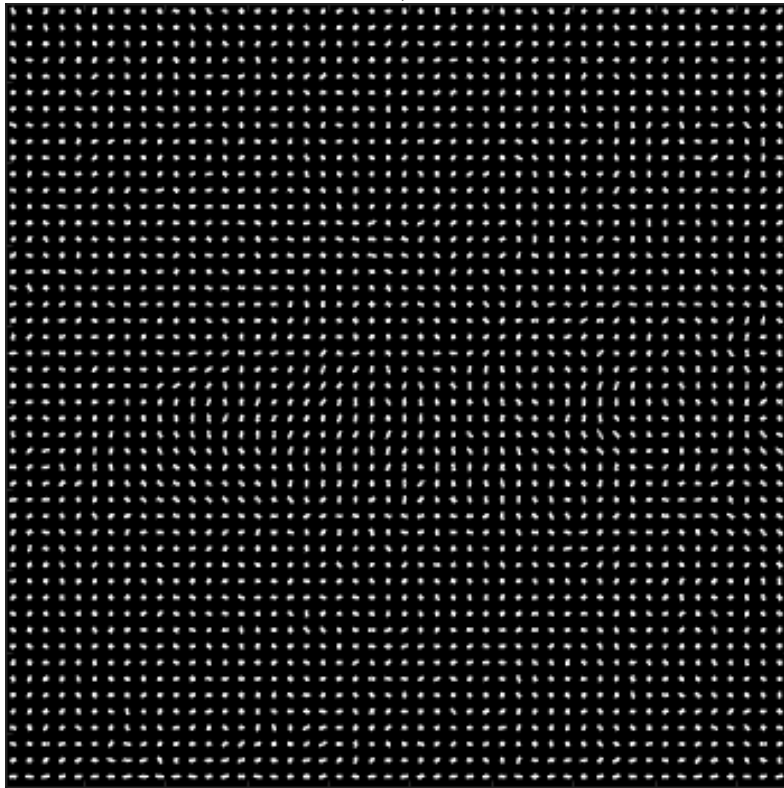


c)

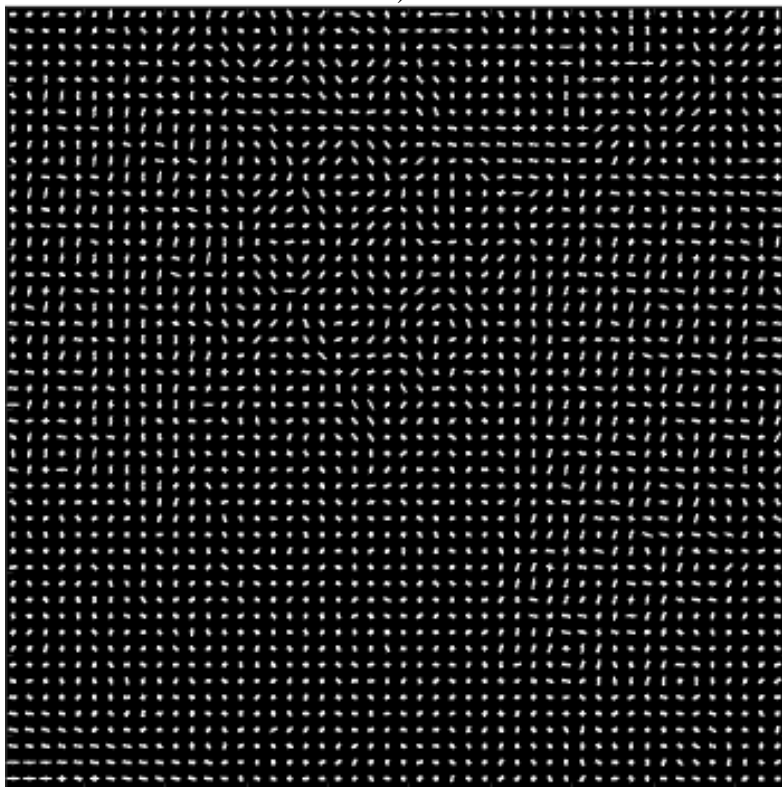
*Figura 27. Imágenes de muestra.*

Y mediante el método de HOG, que se ha mencionado en el apartado 3.2., se obtiene el descriptor, o la matriz resultante de forma gráfica:

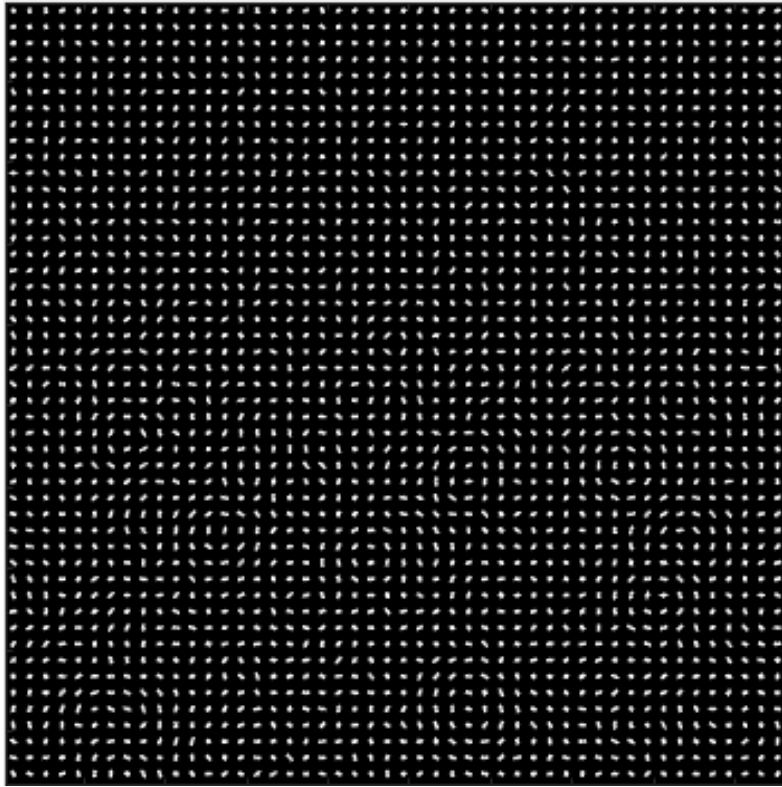
a)



b)



c)



*Figura 28. Resultado de las imágenes aplicando HOG.*

Se puede ver como la Figura 25 a) es la que menos se aprecia.

Estos son varios ejemplos de artículos realizados para el análisis de texturas basadas en el descriptor de HOG. Aunque haya variedad, no es un tema del cual haya abundancia de artículos.



# 5 Experimentación

En este apartado, como se ha mencionado en los capítulos anteriores, pero sobretodo centrándose en el capítulo 2, se utiliza MATLAB para la creación del entorno interactivo. En este capítulo se muestra la experimentación realizada: des de la obtención de la matriz resultante del descriptor final de HOG, a la clasificación de texturas mediante las RNA. Todo esto, se ha explicado detalladamente en el capítulo 3.

e observan diferentes matrices de confusión para distintos tipos de características aplicadas en el HOG.

Para ello, se han seleccionado las mismas imágenes en todas las pruebas realizadas.

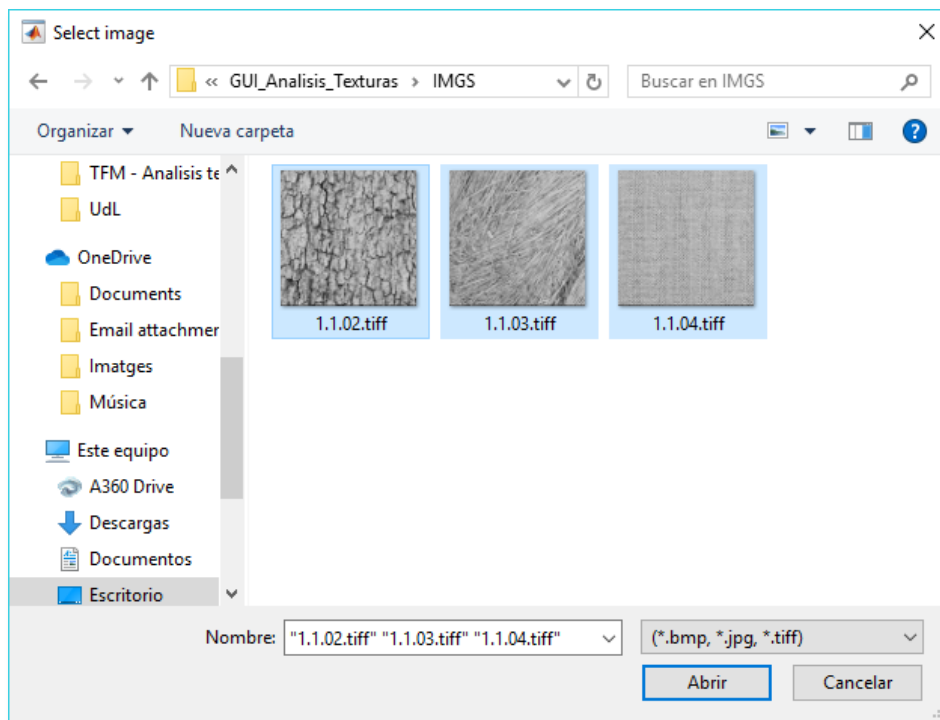


Figura 29. Imágenes seleccionadas en azul para la realización de la matriz de confusión.

Una vez las imágenes seleccionadas y se ha pulsado el botón *Abrir*, se crean unas variables llamadas *xArray* e *yVector*, que se pueden visualizar en el *Workspace* de Matlab.

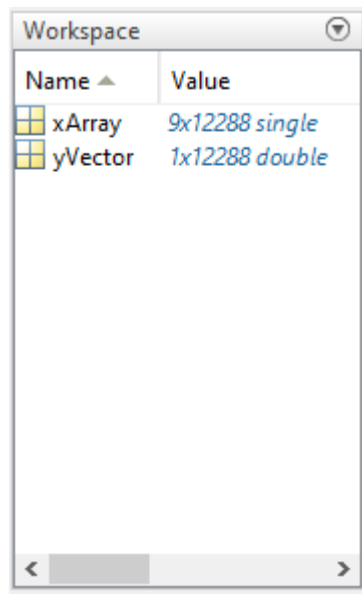


Figura 30. Visualización de variables creadas en el Workspace de Matlab.

Una vez se tienen las variables creadas ya es posible la realización del entrenamiento. Para realizar dicha experimentación, se modifican los parámetros del panel de *HOG Features & Array Creation*.

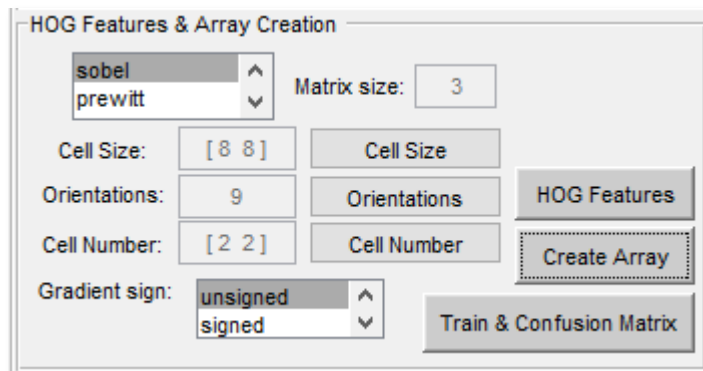


Figura 31. Panel con los parámetros ajustables para el entrenamiento.

Una vez los parámetros deseados, se puede proceder a la realización del entrenamiento y la posterior representación de la matriz de confusión pulsando en el botón Train & Confusion Matrix.

Antes de ver la matriz de confusión, se muestra la herramienta de entrenamiento de redes neuronales (Figura 20), seguido del diagrama de la red neuronal (Figura 21) y finalmente la matriz de confusión.

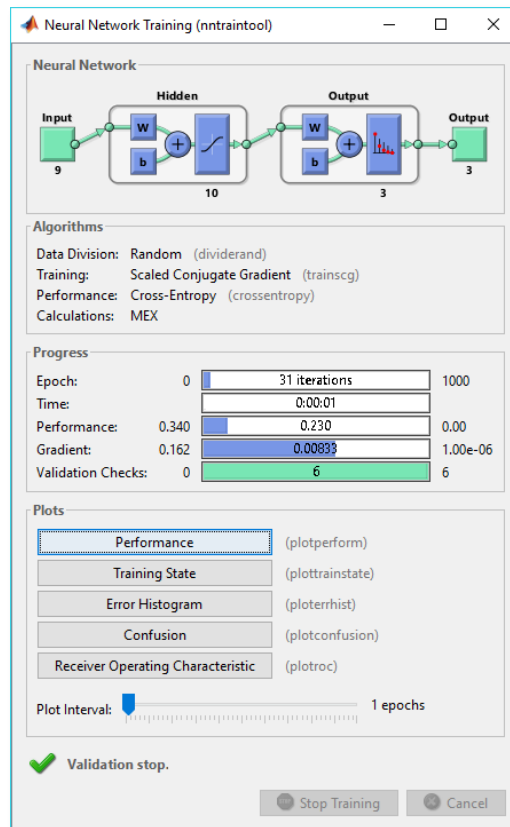


Figura 32. Herramienta de entrenamiento de redes neuronales.

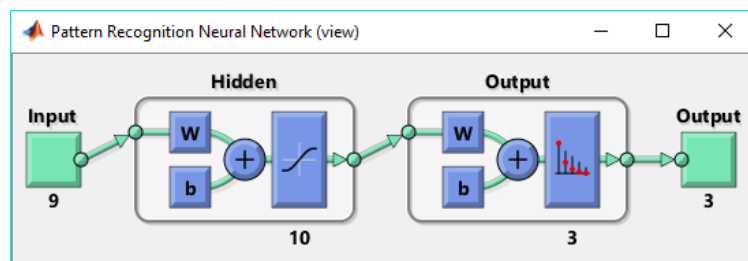


Figura 33. Diagrama de la red neuronal.

Se procede a mostrar los distintos resultados para los casos mostrados a continuación.

El primer caso será:

- Plantilla utilizada: Sobel, con matriz de 3x3.
- Tamaño de píxeles por celda: 8x8
- Número orientaciones: 9, sin signo.
- Número de celdas por bloque: 2x2

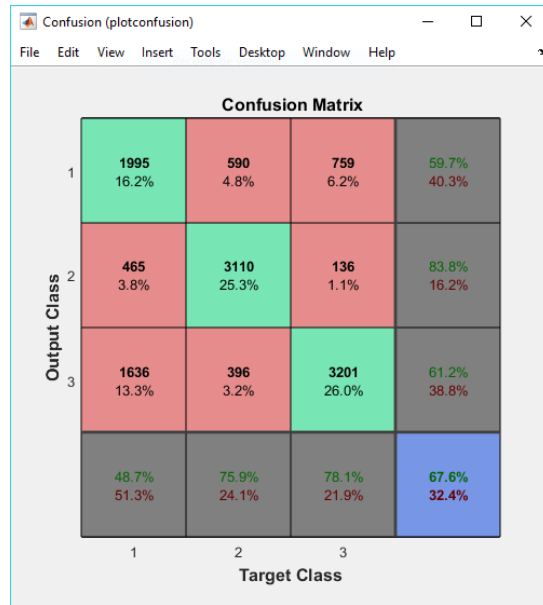


Figura 34. Caso 1 para la matriz de confusión.

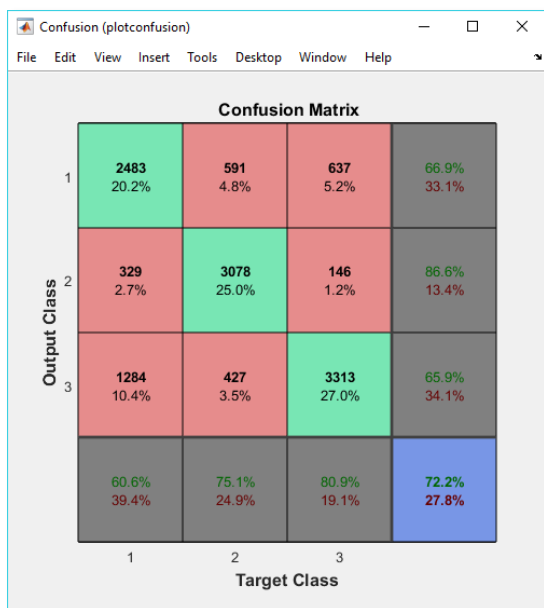


Figura 35. Caso 2 para la matriz de confusión.

En el segundo caso, se cambiará el signo del gradiente:

- Plantilla utilizada: Sobel, con matriz de 3x3.
- Tamaño de píxeles por celda: 8x8
- Número orientaciones: 9, con signo.
- Número de celdas por bloque: 2x2



En el tercer caso, se cambiará el número de orientaciones:

- Plantilla utilizada: Sobel, con matriz de 3x3.
- Tamaño de píxeles por celda: 8x8
- Número orientaciones: 5, sin signo.
- Número de celdas por bloque: 2x2

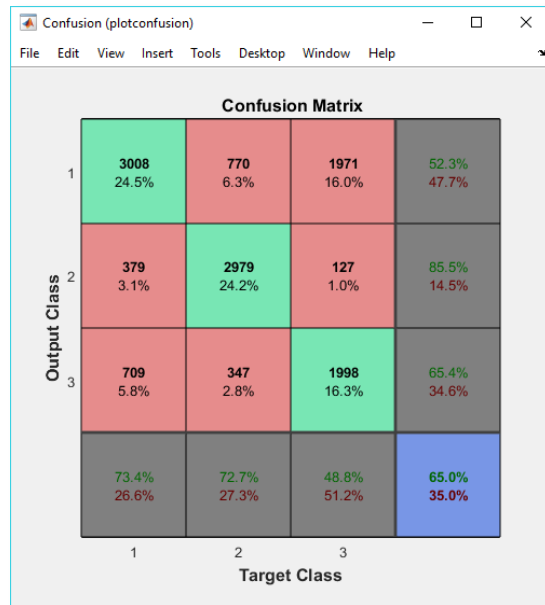


Figura 36. Caso 3 para la matriz de confusión.

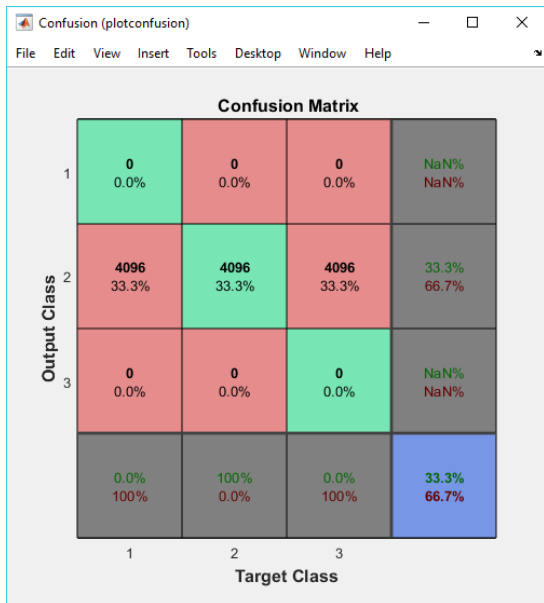


Figura 37. Caso 4 para la matriz de confusión.

En el cuarto caso, se cambia el tamaño de la matriz:

- Plantilla utilizada: Sobel, con matriz de 5x5.
- Tamaño de píxeles por celda: 8x8
- Número orientaciones: 9, sin signo.
- Número de celdas por bloque: 2x2

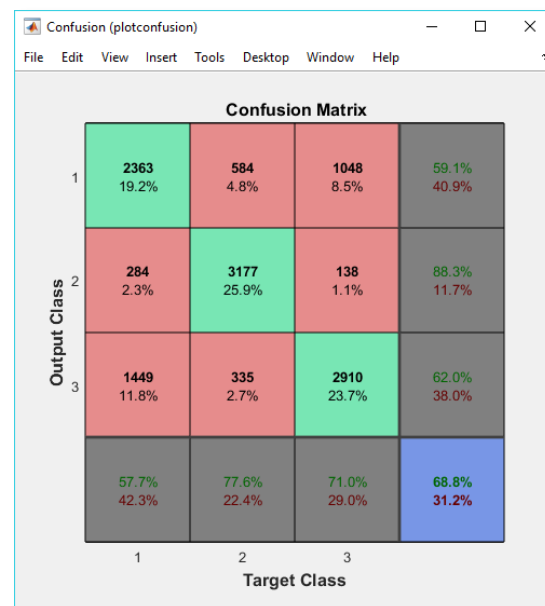


Figura 38. Caso 5 para la matriz de confusión.

En el quinto caso, se cambiará la plantilla utilizada:

- Plantilla utilizada: Central, con matriz de 3x3.
- Tamaño de píxeles por celda: 8x8
- Número orientaciones: 9, sin signo.
- Número de celdas por bloque: 2x2

En el sexto caso, se cambiará el tamaño de píxeles por celda:

- Plantilla utilizada: Sobel, con matriz de 3x3.
- Tamaño de píxeles por celda: 16x16
- Número orientaciones: 9, sin signo.
- Número de celdas por bloque: 2x2

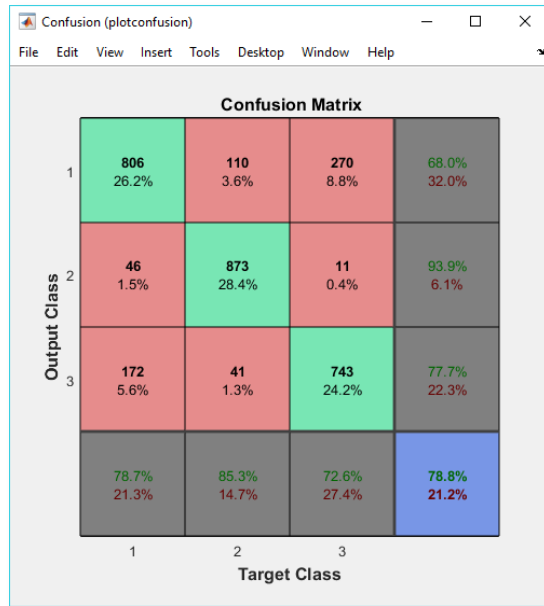


Figura 39. Caso 6 para la matriz de confusión.

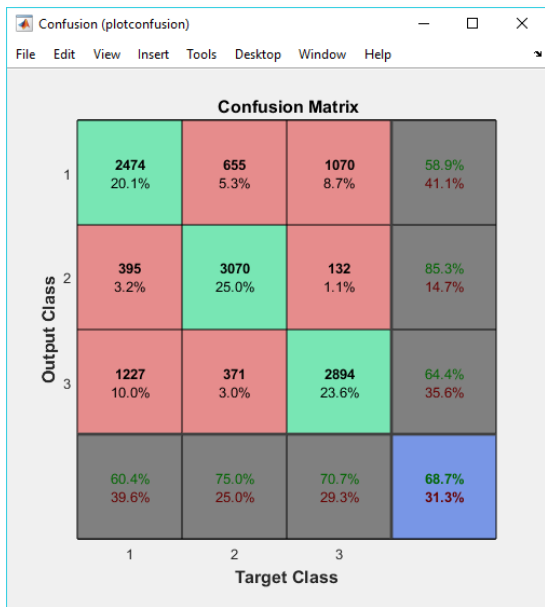


Figura 40. Caso 7 para la matriz de confusión.

En el séptimo caso, se cambiará el número de celdas por bloque:

- Plantilla utilizada: Sobel, con matriz de 3x3.
- Tamaño de píxeles por celda: 8x8
- Número orientaciones: 9, sin signo.
- Número de celdas por bloque: 4x4

## 6 Conclusiones y trabajo futuro

---

En este proyecto se ha realizado un entorno interactivo para el análisis de texturas en imágenes digitales utilizando el método de HOG haciendo uso del entorno interactivo GUI de MATLAB.

En dicho entorno se ha creado distintos paneles para seleccionar los parámetros que utiliza el algoritmo HOG para el análisis de las texturas y mostrar la información gráfica en dicho entorno.

Observando los resultados, se ve claramente que variando los resultados, se obtienen distintas matrices de confusión, es decir, que según los parámetros que se utilicen la clasificación será mejor o peor.

En los resultados obtenidos, se puede decir que la peor clasificación ha sido al aumentar el tamaño de la matriz de la plantilla. Esta mala clasificación se debe al tamaño de la imagen, ya que la imagen escogida tiene un tamaño pequeño. El tamaño de la matriz de la plantilla, es necesario en el caso de utilizar una imagen de grandes dimensiones, ya que de lo contrario el tiempo de ejecución sería mayor.

La mejor clasificación aparece al utilizar las orientaciones del gradiente con signo, distinguiendo así los ángulos des de  $0^\circ - 360^\circ$ .

Por lo tanto, al verse los distintos resultados y ver como varían al variar distintos parámetros, se puede decir que este entorno realizado funciona correctamente.

En cuanto a posibles mejoras, se podría tener un entorno interactivo con más algoritmos para analizar las texturas, que utilice por ejemplo el concepto de vecindad, para así, comparar cuál es el más eficiente. También se podría utilizar distintos métodos para la clasificación de los parámetros obtenidos (RNA, SVM, etc)



# Índice de Figuras

---

Figura 1. Aplicación Matlab.

Figura 2. Editor GUIDE de MATLAB.

Figura 3. Interfaz resultante del proyecto.

Figura 4. Datos generados.

Figura 5. Diagrama del proceso de clasificación.

Figura 6. Matriz de confusión.

Figura 7. Propiedades de textura.

Figura 8. a) Método estructural de repetición regular.

Figura 9. Representación de un histograma.

Figura 10. a) Niveles de gris de una imagen 4x6. Matriz de co-ocurrencia para: b)  $\theta=0^\circ$  y  $d=1$ ;  
c)  $\theta=90^\circ$  y  $d=1$

Figura 11. Procedimiento del descriptor HOG.

Figura 12. Intensidad de los píxeles de una imagen.

Figura 13. Imagen  $f$  de tamaño  $M \cdot N$ , donde un píxel  $f_{i,j}$  tiene un valor de gradiente  $G_x$  y  $G_y$ .

Figura 14. Intervalos de orientación para  $k=9$ .

Figura 15. Intervalos de orientaciones y cálculo del peso de las orientaciones de los gradientes.

Figura 16. Cálculo de los histogramas en bloques para una posterior normalización.

Figura 17. Matriz resultante del descriptor HOG representada gráficamente.

Figura 18. Imágenes ejemplo.

Figura 19. Descriptor HOG para el ejemplo 1.

Figura 20. Descriptor HOG para el ejemplo 2.

Figura 21. Descriptor HOG para el ejemplo 3.

Figura 22. Descriptor HOG para el ejemplo 4.

Figura 23. Entrenamiento RNA.

Figura 24. Sistema neuronal. 1) Entradas. 2) Pesos. 3) Función activación. 4) Función salida.

Figura 25. Muestras de 3 clases distintas.

Figura 26. Distintas clases asignadas. En verde, clase 1, en azul clase 2 y en rojo clase 3.

Figura 27. Imágenes de muestra.

Figura 28. Resultado de las imágenes aplicando HOG.

Figura 29. Imágenes seleccionadas en azul para la realización de la matriz de confusión.

Figura 30. Visualización de variables creadas en el Workspace de Matlab.

Figura 31. Panel con los parámetros ajustables para el entrenamiento.

Figura 32. Herramienta de entrenamiento de redes neuronales.

Figura 33. Diagrama de la red neuronal.

Figura 34. Caso 1 para la matriz de confusión.

Figura 35. Caso 2 para la matriz de confusión.

Figura 36. Caso 3 para la matriz de confusión.

Figura 37. Caso 4 para la matriz de confusión.

Figura 38. Caso 5 para la matriz de confusión.

Figura 39. Caso 6 para la matriz de confusión.

Figura 40. Caso 7 para la matriz de confusión.

Figura A-1. Pantalla de inicio MATLAB.

Figura A-2. Carpeta de trabajo de MATLAB.

Figura A-3. Ventana de comandos de MATLAB.

Figura A-4. Botón Run para inicializar el programa de MATLAB.

Figura A-5. Botón de seleccionar imagen en la GUI.

Figura A-6. Visualización de las imágenes.

Figura A-7. Panel con los parámetros.

Figura A-8. Parámetros del gradiente en la GUI.

Figura A-9. Parámetros para el cálculo de la orientación.

Figura A-10. Parámetros para el cálculo de la normalización.

Figura A-11. Características en conjunto del histograma de orientaciones del gradiente.

Figura A-12. Datos generados al pulsar el botón "Create Array".

Figura A-13. Matriz de confusión resultante.

Figura A-14. Panel informativo.

Figura A-15. Botón de Reset en la GUI.

Figura A-16. Pantalla inicial del entorno interactivo.

Figura A-17. Cuadro de dialogo para elegir la imagen digital.

Figura A-18. Zonas de la interfaz gráfica.

Figura A-19. Panel de los parámetros de HOG.

Figura A-20. Ventana donde se introduce el tamaño de la matriz.

Figura A-21. Ventana donde se introduce el valor del umbral.

Figura A-22. Imagen de ejemplo resultante al aplicar la magnitud del gradiente.

Figura A-23. Ventana para introducir los intervalos de las orientaciones.

Figura A-24. Ventana para introducir el tamaño de la matriz.

Figura A-25. Imagen de ejemplo resultante al aplicar el cálculo del histograma de orientaciones.

Figura A-26. Ventana para introducir el tamaño de la matriz.

Figura A-27. Ventana para introducir el tamaño de la matriz.

Figura A-28. Imagen de ejemplo resultante al realizar la normalización.

Figura A-29. Ventana dónde se introduce el tamaño de la matriz.

Figura A-30. Ventana para introducir los valores del vector del tamaño de celda.

Figura A-31. Ventana para introducir el número de intervalos de orientaciones.

Figura A-32. Ventana para introducir los valores del vector del número de celdas por bloque.

Figura A-33. Imagen de ejemplo resultante del descriptor final.

Figura A-34. Cuadro de dialogo para elegir las imágenes para la creación de los datos.

Figura A-35. Matriz y vector creados al pulsar el botón Create Array.

Figura A-36. Herramienta de formación de redes neuronales de Matlab.

Figura A-37. Visualización de la estructura de la red.

Figura A-38. Ventana que muestra la matriz de confusión.

Figura A-39. Imagen original y manipulada al inicio del programa.

Figura A-40. Imagen original a la izquierda e imagen modificada a la derecha.

Figura A-41. Botón de Reset de la imagen manipulada.

Figura A-42. 1) Indica las dimensiones de la imagen. 2) Informa del directorio de la imagen seleccionada. 3) Informa sobre la última acción realizada.



# Referencias

---

- [1] «Coursera,» UAB, [En línea]. Available: <https://www.coursera.org/learn/deteccion-objetos/home/week/4>.
- [2] MATLAB, «Wikipedia,» [En línea]. Available: <https://es.wikipedia.org/wiki/MATLAB>.
- [3] MATLAB, «MathWorks,» [En línea]. Available: <https://es.mathworks.com/discovery/matlab-gui.html>.
- [4] M. J. L. Lapuent, «Hipertexto,» [En línea]. Available: <http://www.hipertexto.info/documentos/interfaz.htm>.
- [5] M. d. Pilar, «e-REdING. Biblioteca de la Escuela Superior de Ingenieros de Sevilla.,» 2008. [En línea]. Available: <http://bibing.us.es/proyectos/abreproy/11494/fichero/PROYECTO%252FCapitulo+3.pdf>.
- [6] J. Cuadri, «e-REdING. Biblioteca de la Escuela Superior de Ingenieros de Sevilla.,» 2009. [En línea]. Available: <http://bibing.us.es/proyectos/abreproy/11768/fichero/PROYECTO%252FCapitulo+3.pdf>.
- [7] «Wikipedia,» [En línea]. Available: [https://en.wikipedia.org/wiki/Image\\_texture](https://en.wikipedia.org/wiki/Image_texture).
- [8] «Wikipedia,» [En línea]. Available: [https://ca.wikipedia.org/wiki/Histograma\\_de\\_gradients\\_orientats](https://ca.wikipedia.org/wiki/Histograma_de_gradients_orientats).
- [9] N. Dalal y B. Triggs, «Histograms of Oriented Gradients for Human Detection.,» *International Conference on Computer Vision*, pp. 886-893, Jun 2005.
- [10] «Stack Overflow,» [En línea]. Available: <https://stackoverflow.com/questions/9567882/sobel-filter-kernel-of-large-size>.
- [11] L. Guennadi, «Hlevkin,» [En línea]. Available: <http://www.hlevkin.com/articles/SobelScharrGradients5x5.pdf>.

- [12] Matlab, «Matlab,» [En línea]. Available:  
<https://www.mathworks.com/help/images/ref/imgradientxy.html>.
- [13] «Wikipedia,» [En línea]. Available: [https://es.wikipedia.org/wiki/Red\\_neuronal\\_artificial](https://es.wikipedia.org/wiki/Red_neuronal_artificial).
- [14] U. Salamanca. [En línea]. Available:  
<http://avellano.fis.usal.es/~lalonso/RNA/principal.htm>.
- [15] R. W. Rafael C. Gonzalez, Digital Image Processing, 1992.
- [16] M. Tuceryan, Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision, 1993.
- [17] S. Desuky, Abeer & Harb, Hany & Jennane y Rachid, «Histogram of Oriented Gradients and Texture Features for Bone Texture Characterization,» *International Journal of Computer Applications*, nº 165, pp. 23-28, 2017.
- [18] H. Demir, «Classification of Texture Images Based on the Histogram of Oriented Gradients Using Support Vector Machines,» *Electrica*, vol. 18, nº 1, pp. 90-94, 2018.
- [19] T. J. Alhindi, S. Kalra, K. H. Ng, A. Afrin y H. R. Tizhoosh, «Comparing LBP, HOG and Deep Features for Classification of Histopathology Images,» *University of Waterloo*, 2018.
- [20] L. Shapiro, de *Computer Vision*, Seattle, Washington, The University of Washington, 2000, pp. 235-248.

# Anexo A: Manual de Usuario

---

## A.i INTRODUCCIÓN

Este entorno interactivo se ha diseñado mediante la GUI de MATLAB para realizar un análisis de texturas en imágenes digitales de manera sencilla e intuitiva y facilitar la interacción entre el usuario y el sistema operativo. Por lo tanto, esta interfaz gráfica se podrá utilizar en cualquier sistema operativo que tenga instalado el entorno de computación MATLAB en la versión *R2016a* o superior.

### A.i.i Inicio MATLAB

Una vez MATLAB abierto, aparece una pantalla como la siguiente:

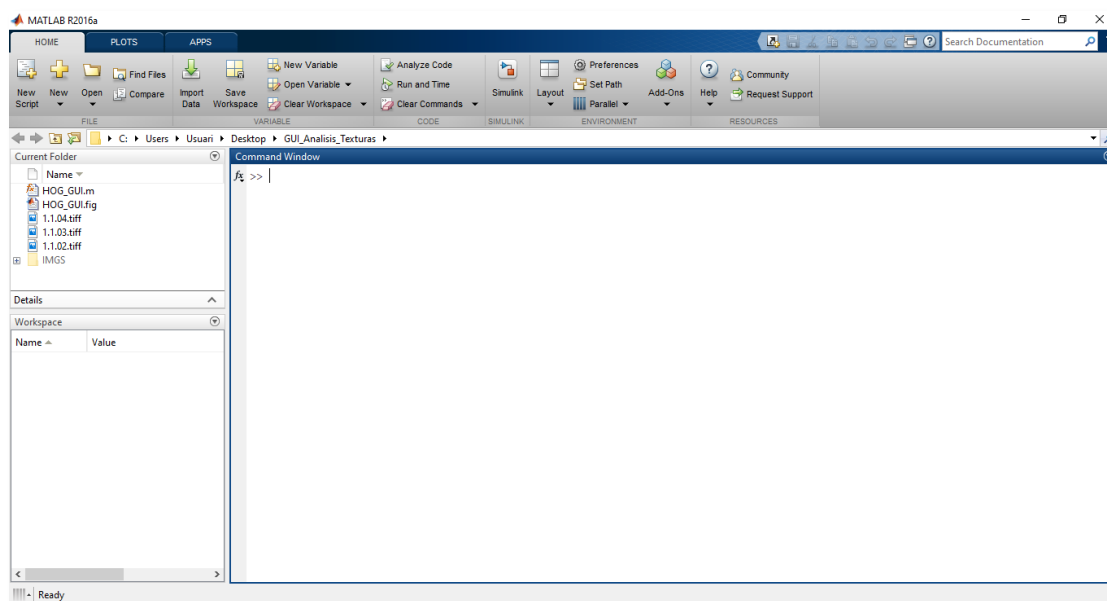



Figura A-1. Pantalla de inicio MATLAB.

Para poder acceder al archivo, se accede a la carpeta que lo contenga a través de la carpeta de trabajo que se muestra en la Figura A-2 señaladas en rojo, o bien pulsando en la carpeta  para acceder al directorio deseado.

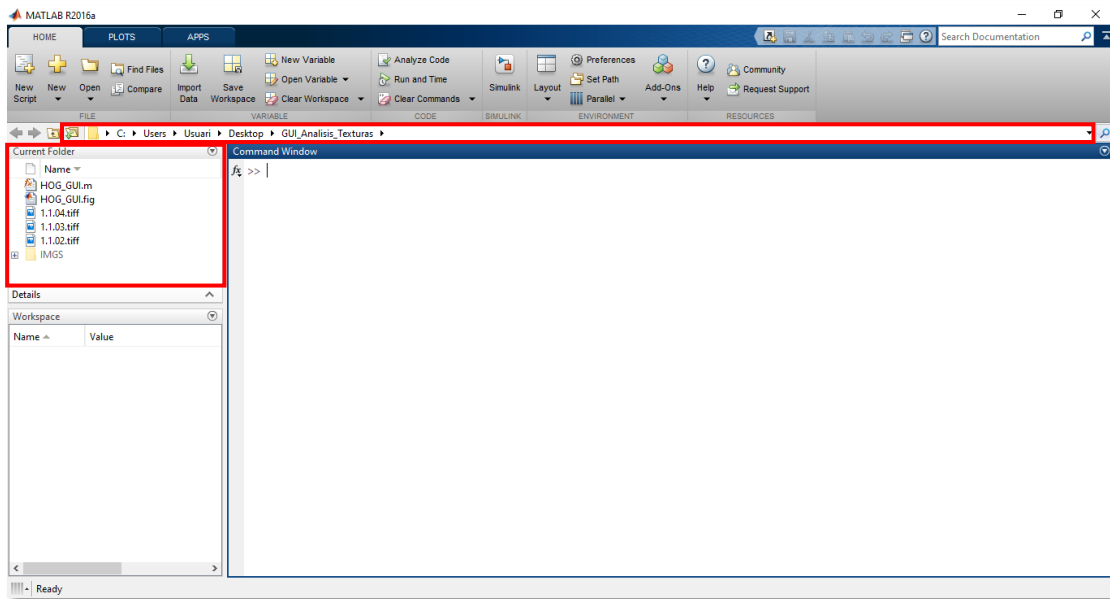


Figura A-2. Carpeta de trabajo de MATLAB.

Cuando aparezca el archivo en la carpeta de trabajo, como se muestra en la Figura A-3 (marcada en rojo), ya será posible lanzar el programa. Para ello, se puede realizar de dos formas:

- 1) En la ventana *Command Window* (ventana de comandos), señalado en verde en la Figura A-3, se introduce el nombre del archivo a abrir (¡IMPORTANTE!: escribir **HOG\_GUI**, porque utilizando **HOG\_GUI.m** NO va a ejecutarse), y se pulsa *Intro* (↵).

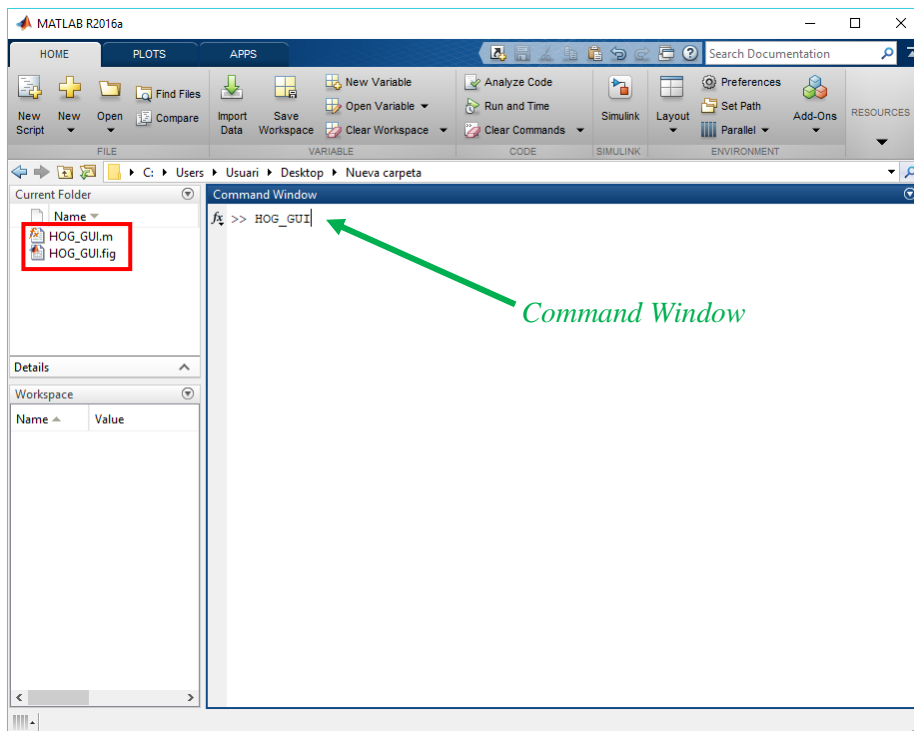


Figura A-3. Ventana de comandos de MATLAB.

- 2) Otra forma de hacerlo, es utilizando la ventana *Current Folder* (ventana de trabajo, señalada en rojo en la Figura A-3). Se pulsa dos veces en el archivo .m y, seguidamente, en la pestaña *EDITOR* que aparece en la parte superior del programa se pulsa el botón *Run*, marcado en rojo en la Figura A-4.

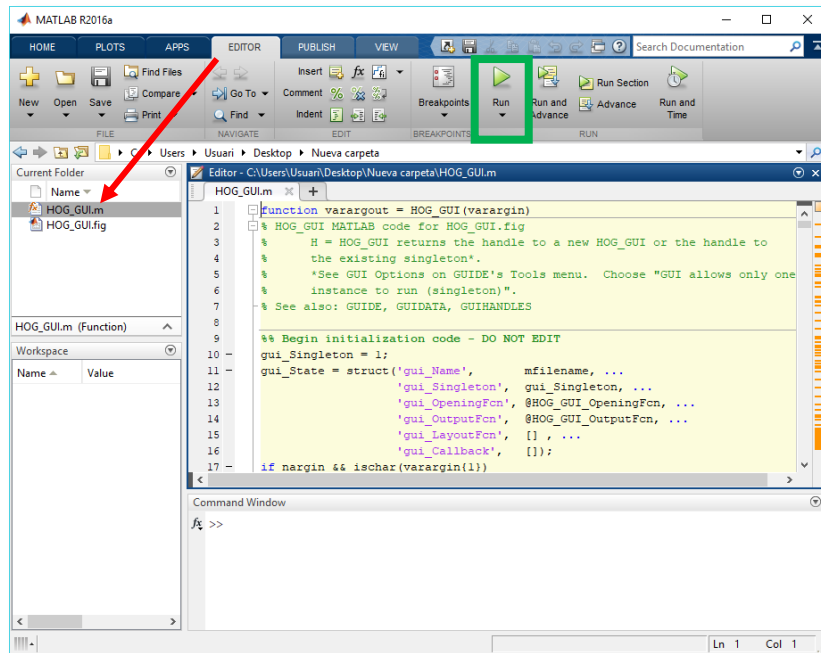


Figura A-4. Botón Run para inicializar el programa de MATLAB.

## A.ii BREVE INTRODUCCIÓN DEL ENTORNO

### A.ii.i Inicio

Justo al abrir la interfaz, aparece el botón de seleccionar imagen, señalado en rojo, el cual abre un cuadro de diálogo para poder elegir la imagen deseada, una vez la imagen seleccionada, pulsar *Abrir*, y se cargará la imagen:



Figura A-5. Botón de seleccionar imagen en la GUI.

### A.ii.ii Imágenes

Una vez se ha elegido una imagen y se ha aplicado una característica (gradiente, orientación, normalización y descriptor final) que se explica detalladamente en los siguientes apartados, se visualizan dos imágenes: la imagen seleccionada **1** y la imagen con la característica seleccionada **2**.

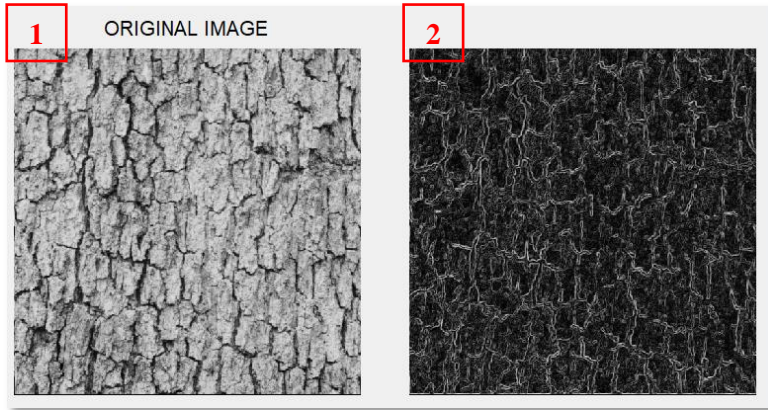


Figura A-6. Visualización de las imágenes.

### A.ii.iii Panel con los distintos parámetros de HOG

Uno de los paneles (imágenes, características, etc.) incluye sub-paneles con los distintos parámetros del algoritmo HOG: el gradiente, las orientaciones, la normalización y un descriptor final (los distintos paneles se explican en el apartado A.iii. Espacio de Trabajo). Cada característica tiene un botón llamado “OK” para realizar los cambios efectuados en el sub-panel elegido y se activa al seleccionar una característica del parámetro que se quiera modificar, el cual se explica a continuación.

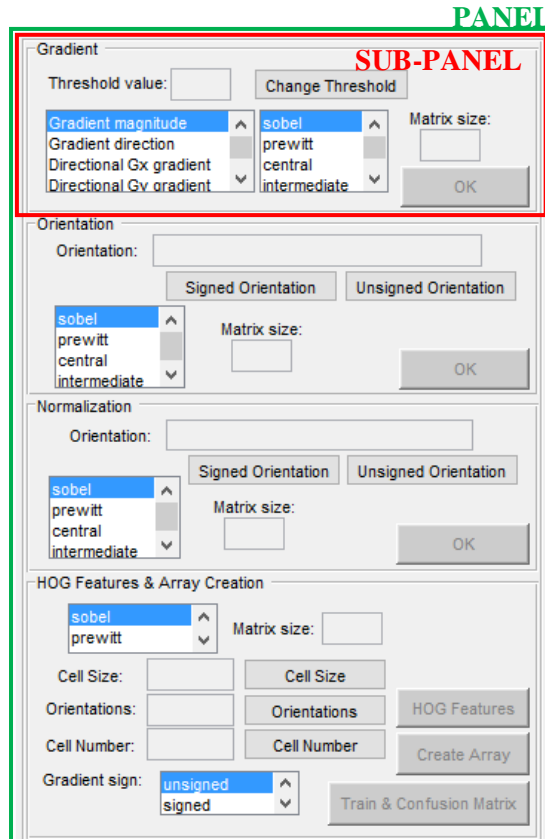


Figura A-7. Panel en verde y sub-panel en rojo.

La primera característica que aparece en el panel es el gradiente. En el gradiente se debe elegir, como se puede ver en la Figura A-8, entre calcular el gradiente en la dirección x e y, calcular la magnitud o la dirección, o bien la densidad de puntos (*Dot density*) de la imagen **4**. Para elegir el umbral, a la hora de realizar el cálculo de la densidad de puntos, se debe pulsar el botón *Change Threshold* **3** para añadirle un valor. Una vez elegido el tipo de gradiente, se elige también el filtro **5** que se quiere emplear a la hora de realizar el cálculo del gradiente y se abre un cuadro de diálogo para elegir el tamaño de la plantilla. La imagen resultante aparece en el lado derecho **2** como se ha mencionado en el apartado A.ii.ii.

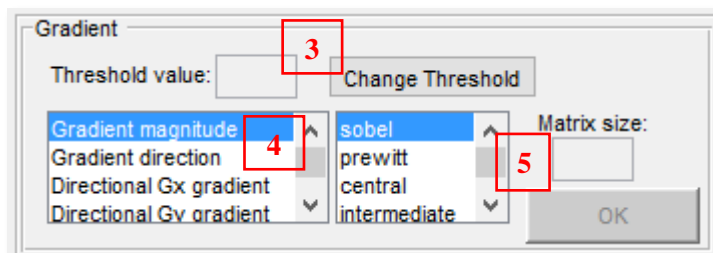


Figura A-8. Parámetros del gradiente en la GUI.

Otra característica que aparece en el panel es la orientación. En la orientación se elige el filtro deseado **7**, igual que en el gradiente y además se debe elegir el rango de orientaciones **6** que se quiere representar, seleccionando entre si se quiere distinguir entre ángulos negativos y ángulos positivos. Para distinguir entre negativos y positivos se selecciona *Signed Orientation*, y si no se quiere distinguir entre negativos y positivos, seleccionar *Unsigned Orientation*.

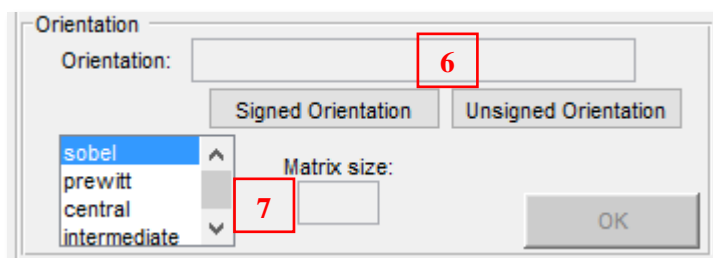


Figura A-9. Parámetros para el cálculo de la orientación.

A continuación aparece el cálculo de la normalización, e igual que en la orientación se elige el filtro **9** y el rango de orientaciones con (*Signed Orientation*) o sin (*Unsigned Orientation*) signo **8**.

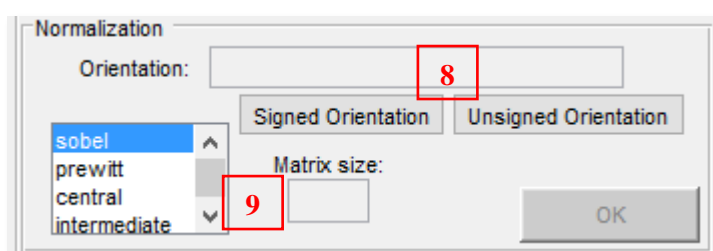


Figura A-10. Parámetros para el cálculo de la normalización.

Finalmente se encuentra el apartado de las características en conjunto de HOG. Se puede elegir el tipo y tamaño de operador o filtro **10** para el gradiente, el tamaño de celda **11**, el número de intervalos de orientaciones **12** y si se quiere con o sin signo **14** y finalmente el número de celdas por bloque **13**. Para más información sobre estos parámetros, se debe acceder al capítulo 3, apartado 2.

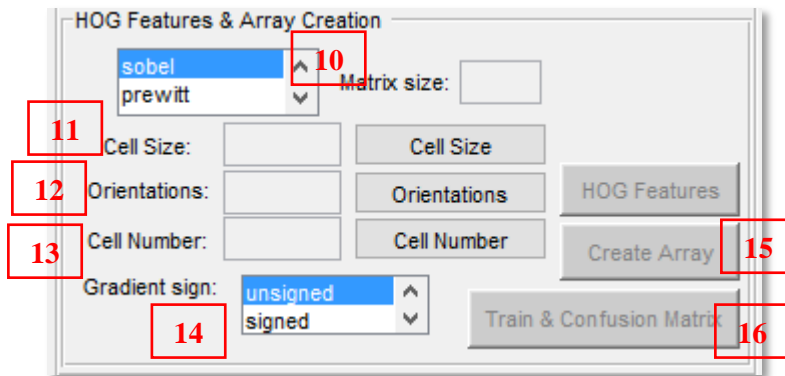


Figura A-11. Características en conjunto del histograma de orientaciones del gradiente.

También se puede guardar la recopilación de datos para un posterior entrenamiento **15** y clasificación de las imágenes elegidas **16**.

El botón *Create Array* **15** abre un cuadro de diálogo para poder elegir las imágenes deseadas. Una vez se seleccionen (siempre tiene que ser más de una), genera una matriz con tantas columnas como celdas contengan todas las imágenes y tantas filas cómo número de intervalos de orientaciones se hayan elegido, el cual cada valor contiene la información obtenida a la hora de realizar el HOG. También genera un vector el cual contiene tantos valores cómo celdas en total. Del total, las celdas de cada imagen contienen un número distinto, para así distinguir las distintas imágenes.



Figura A-12. Datos generados al pulsar el botón "Create Array".

Para más información, acceder al apartado 2.3 o bien en el apartado 3.2. donde se ha explicado más detalladamente el procedimiento de creación de esta matriz.



Una vez creada la matriz y el vector, se activa el botón *Train & Confusion Matrix*. Éste, tal como indica, entrena la matriz y clasifica las imágenes. Se abre una ventana que muestra la matriz de confusión obtenida (como la que se muestra en la Figura A-13). Para entender esta matriz de confusión, acceder al apartado X donde se explica más detalladamente en el capítulo 2.

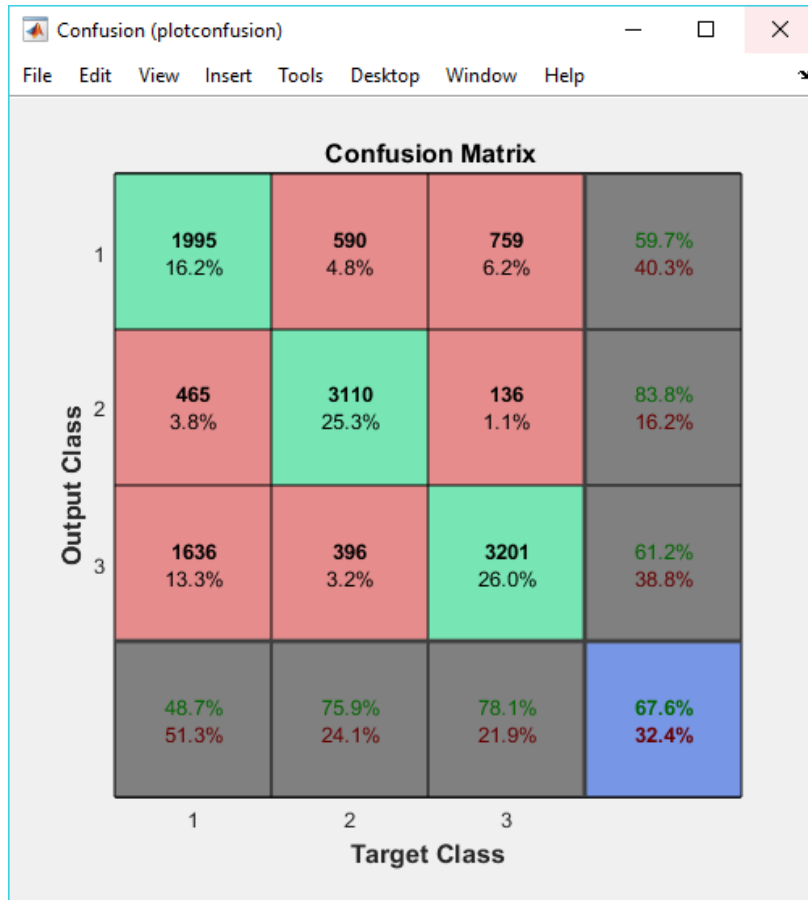


Figura A-13. Matriz de confusión resultante.

#### A.ii.iv Panel informativo

Existe otro panel que proporciona información como el de la Figura A-14, del cual el cuadro de texto señalado en verde, muestra el tamaño de la imagen, el cuadro de texto señalado en rojo, informa del directorio de la imagen en cuestión y el marcado en azul informa del cambio realizado por última vez.

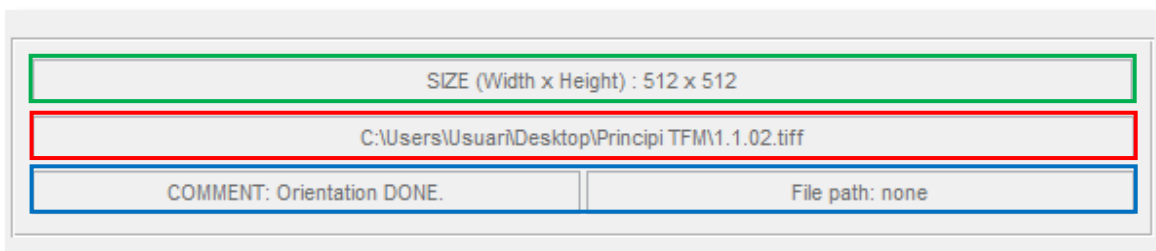


Figura A-14. Panel informativo.

### A.ii.v Reset

Existe también un botón de *Reset* por si se quiere eliminar la imagen de la derecha, es decir, la imagen con la característica aplicada 2, que se muestra en la Figura A-15 marcado en rojo.

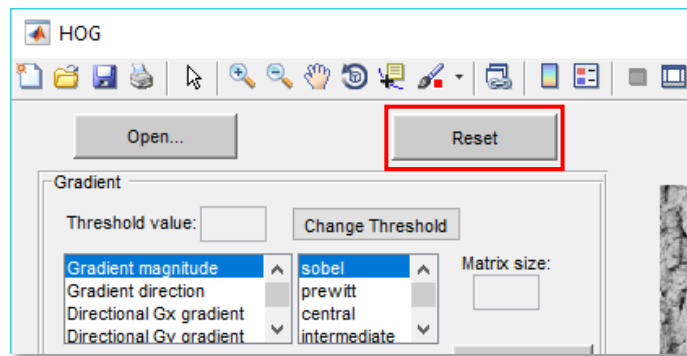


Figura A-15. Botón de *Reset* en la GUI.

## A.iii ESPACIO DE TRABAJO

### A.iii.i Pantalla inicial

Cuando se inicie por primera vez la ventana que contiene la interfaz gráfica, aparece una imagen como se muestra en la Figura A-16, la cual contiene un botón llamado *Open...* señalado en rojo.



Figura A-16. Pantalla inicial del entorno interactivo.

Se pulsa el botón *Open...* y se abre un cuadro de dialogo como el de la Figura A-17 donde se debe elegir la imagen deseada.

**¡ADVERTENCIA!:** Imágenes digitales soportadas: *.bmp*, *.jpg* y *.tiff*

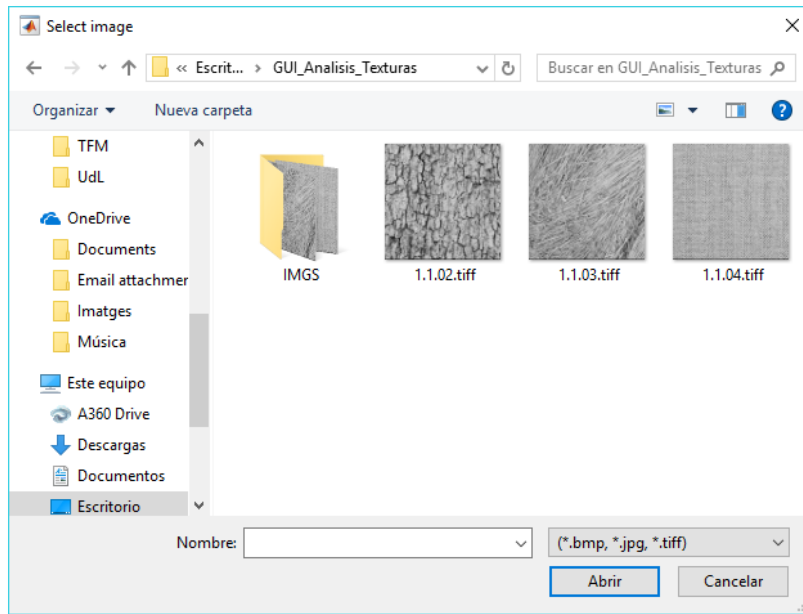


Figura A-17. Cuadro de dialogo para elegir la imagen digital.

Se elige la imagen deseada en el cuadro de diálogo y se pulsa el botón *Abrir*.

En caso de querer cambiar la imagen en cualquier momento, se pulsa otra vez el botón *Open...* y se elige otra imagen como se ha explicado anteriormente.

Aparecen tres zonas diferenciadas tal como se muestra en la Figura A-18. Dos paneles, uno con cierta información y otro con los distintos algoritmos que utiliza HOG para la realización del descriptor final y una zona donde aparece la imagen original y manipulada.

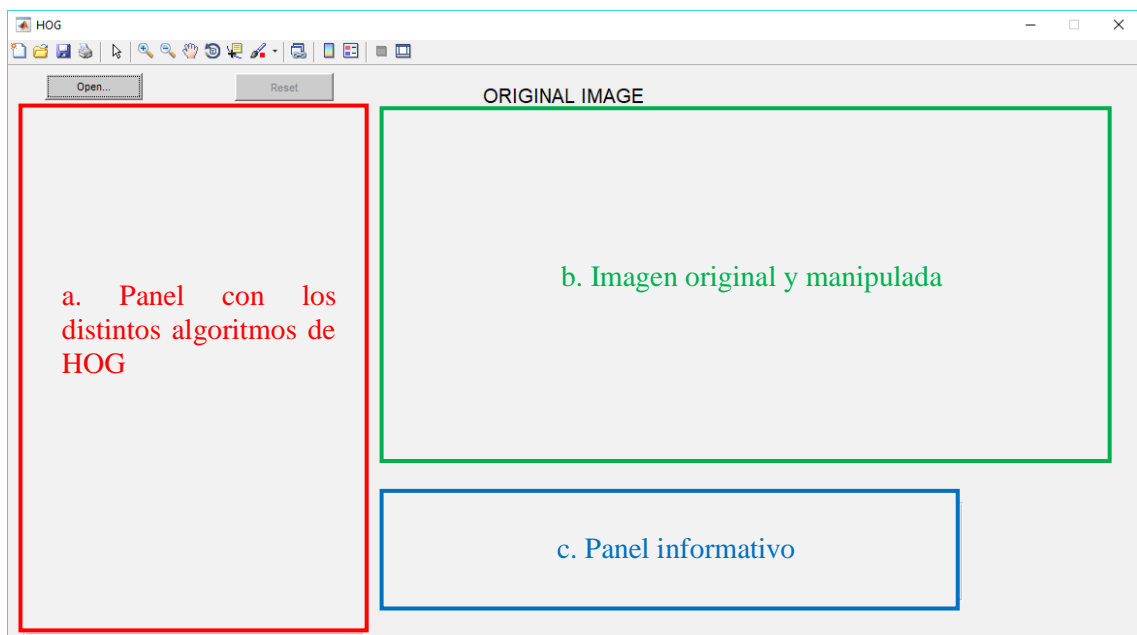


Figura A-18. Zonas de la interfaz gráfica.

### A.iii.ii Panel con los distintos parámetros del algoritmo de HOG

En este panel, aparecen los distintos parámetros por separado, y en conjunto del algoritmo de HOG tal como se muestra en la Figura A-19.

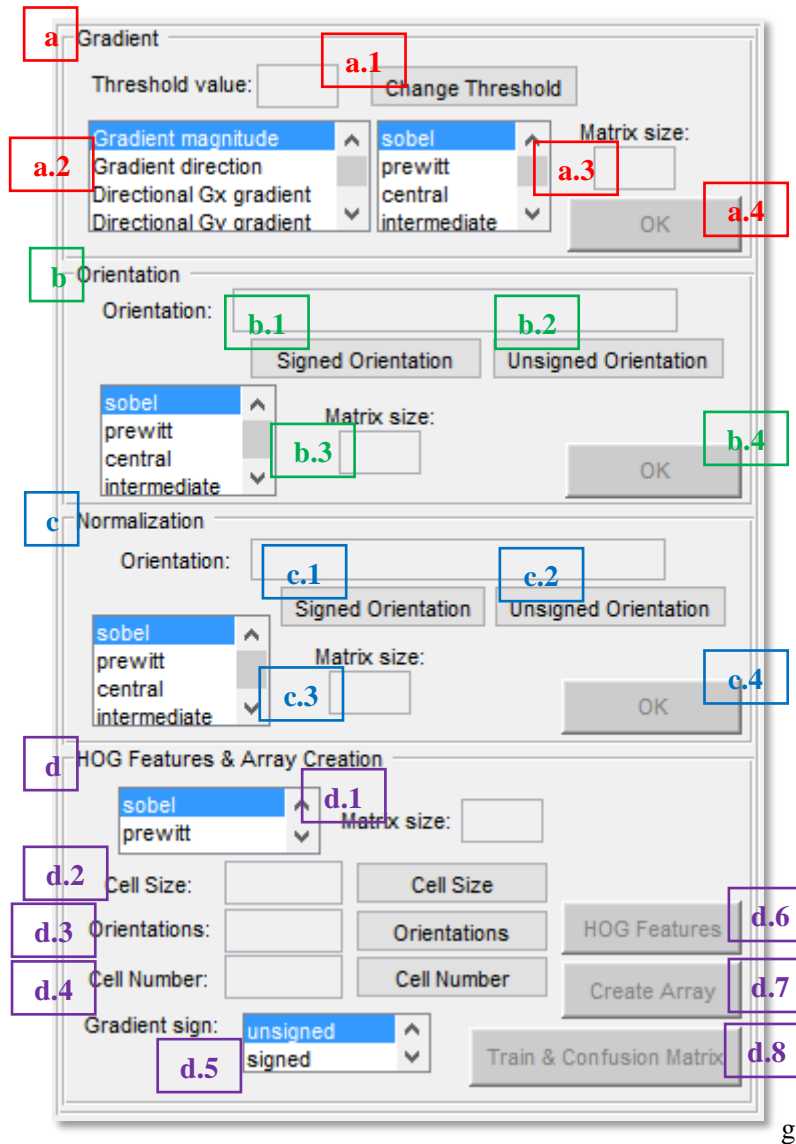


Figura A-19. Panel de los parámetros de HOG.

Se puede observar que los botones *OK* de **a**, **b** y **c**, y los botones *HOG Features* y *Create Array* y *Train & Confusion Matrix* de **d** están desactivados inicialmente. Para desactivarlo simplemente se debe aplicar una característica en uno de los distintos parámetros que se quiera manipular.

### A.iii.ii.i Gradiente a

Para elegir el tipo de cálculo del gradiente que se quiere aplicar, se selecciona con el botón derecho del ratón un elemento de la lista a.2 que aparece en la Figura A-19.

En el caso del filtro a.3, aparece una ventana en la cual se elige el tamaño de la matriz de la plantilla. Se introduce el valor deseado en la ventana que aparece como en la Figura A-20 y se pulsa *OK*. Se debe tener en cuenta que el valor introducido debe ser impar y solo se debe introducir un número, es decir, si se quiere un tamaño de matriz de 3x3, se debe introducir solamente un 3.

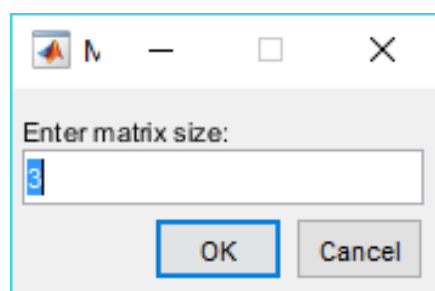


Figura A-20. Ventana donde se introduce el tamaño de la matriz.

Para elegir un valor de umbral, se debe pulsar el botón *Change Threshold* a.1 que se muestra en la Figura A-19.

Una vez se haya seleccionado, aparece una nueva ventana, igual que la de la Figura A-21, donde se debe introducir el valor del umbral que se desea. Este umbral puede ir de 0 hasta donde se quiera, pero se debe tener en cuenta que dependiendo del filtro que se utilice, se necesitará uno u otro valor para una correcta visualización de la densidad de puntos.

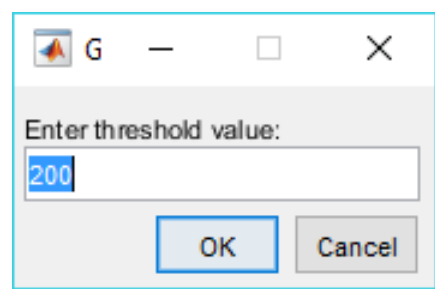


Figura A-21. Ventana donde se introduce el valor del umbral.

Una vez se haya elegido las características deseadas, se debe pulsar el botón *OK* a.4 situado dentro del panel de *Gradient* a, que aparece en la Figura A-19, que ya está desactivado por haber seleccionado alguna de las características de este sub-panel.

Ahora ya no aparece una imagen, sino dos. La imagen de la izquierda, muestra la imagen original y la imagen de la derecha muestra las modificaciones que se le está aplicando a la imagen.

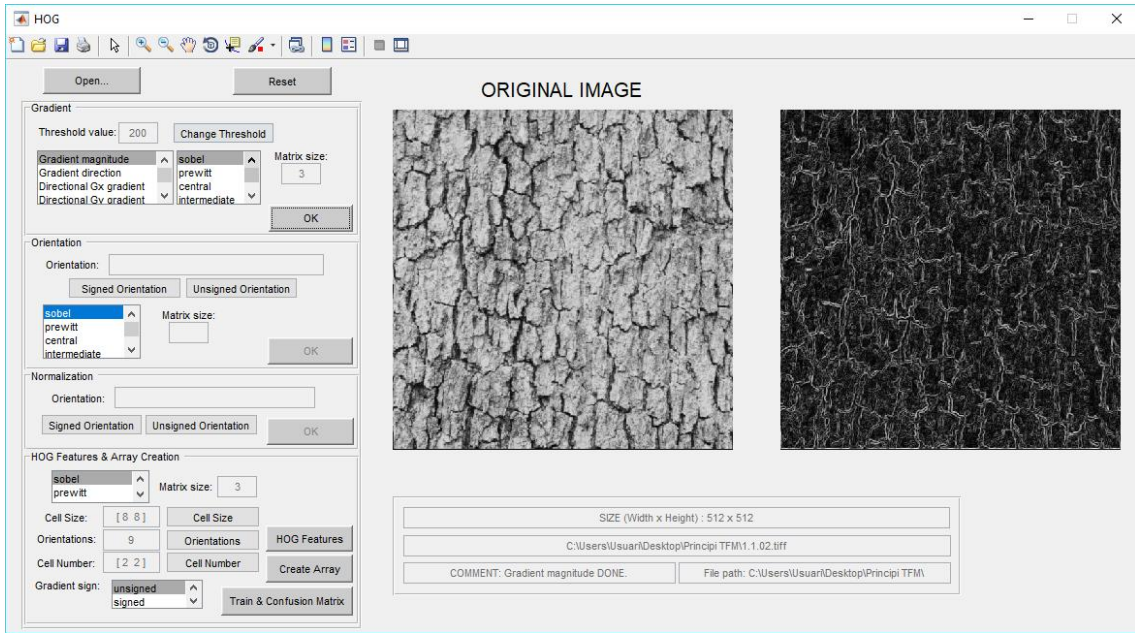


Figura A-22. Imagen de ejemplo resultante al aplicar la magnitud del gradiente.

### A.iii.ii.ii Orientación b

Para elegir el valor de los intervalos de las orientaciones del histograma existen dos tipos de botones:

- El botón *Signed Orientation* b.1, que utiliza intervalos de orientaciones teniendo en cuenta las orientaciones de símbolo negativo y positivo.
- El botón *Unsigned Orientation* b.2, utiliza intervalos de orientaciones sin distinguir entre orientaciones de símbolo negativo y positivo.

Una vez seleccionado uno de los dos botones, aparece una ventana, como la que se muestra en la Figura A-23, en la cual se introducirá los valores que se quiere utilizar para representar el intervalo de orientaciones. Este vectores debe ir sin las corchetes [ ] y deben ponerse los valores diferenciándose unos de otros mediante un espacio. Una vez estén todos los valores introducidos, se pulsa *OK*.

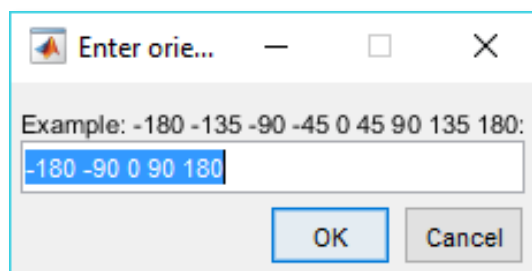


Figura A-23. Ventana para introducir los intervalos de las orientaciones.

En el caso del filtro **b.3**, igual que en el gradiente, aparece una ventana, igual que la que se muestra en la Figura A-24, en la cual se elige el tamaño de la matriz de la plantilla, que debe ser un número impar, y este se debe elegir teniendo en cuenta el tamaño de la imagen, como más grande sea la imagen, es preferible un tamaño de la matriz más grande. Se introduce el valor deseado y se pulsa *OK*.

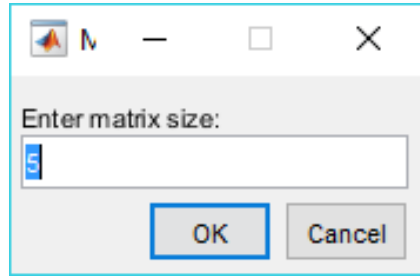


Figura A-24. Ventana para introducir el tamaño de la matriz.

Para ver el resultado de las características que se han introducido, se debe pulsar el botón *OK* **b.4** situado dentro del panel de *Orientation* **b**, que se habrá activado una vez se haya seleccionado alguno de los parámetros modificables en este sub-panel, y se mostrará un histograma con las orientaciones introducidas como aparece en la Figura A-25.

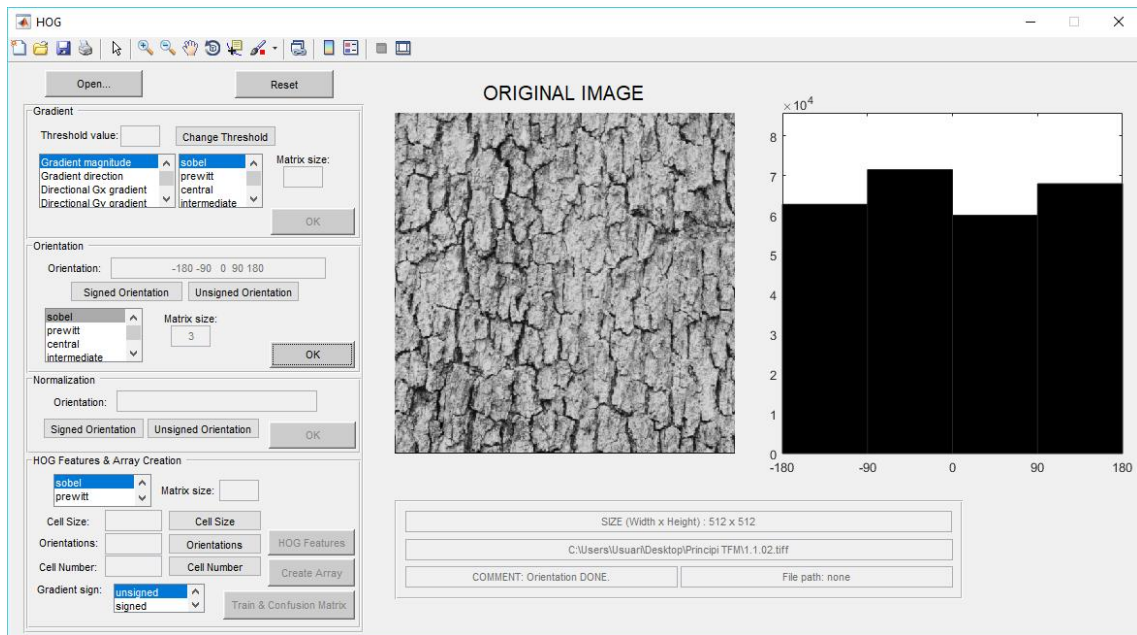


Figura A-25. Imagen de ejemplo resultante al aplicar el cálculo del histograma de orientaciones.



### A.iii.ii.iii Normalización c

Para elegir el valor de los intervalos de las orientaciones del histograma, para la realización de la normalización existen dos tipos de botones igual que en orientación:

- El botón *Signed Orientation* c.1, que utiliza intervalos de orientaciones teniendo en cuenta las orientaciones de símbolo negativo y positivo.
- El botón *Unsigned Orientation* c.2, utiliza intervalos de orientaciones sin distinguir entre orientaciones de símbolo negativo y positivo.

Una vez seleccionado uno de los dos botones, aparece una ventana, como la que se muestra en la Figura A-26, en la cual se introducirá los valores que se quiere utilizar para representar el intervalo de orientaciones. Igual que en el apartado de *Orientation*, este vectores debe ir sin las corchetes [ ] y deben ponerse los valores diferenciándose unos de otros mediante un espacio. Una vez estén todos los valores introducidos, se pulsa *OK*.

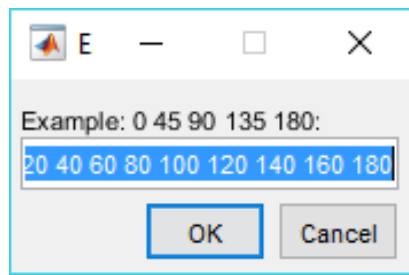


Figura A-26. Ventana para introducir el tamaño de la matriz.

En el caso del filtro, igual que en el gradiente y la orientación, aparece una ventana, como la que se muestra en la Figura A-27, en la cual se elige el tamaño de la matriz de la plantilla, que debe ser un número impar, y este se debe elegir teniendo en cuenta el tamaño de la imagen, como más grande sea la imagen, es preferible un tamaño de la matriz más grande. Se introduce el valor deseado y se pulsa *OK*.

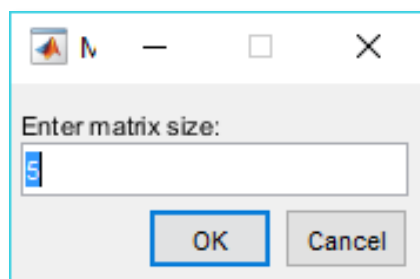


Figura A-27. Ventana para introducir el tamaño de la matriz.

Para ver el resultado de las características que se han introducido, se debe pulsar el botón *OK* c.4 situado dentro del panel de *Normalization* c, que se habrá activado una vez se haya seleccionado alguno de los parámetros modificables en este sub-panel, y se mostrará un histograma con las orientaciones introducidas como el que aparece en la Figura A-28.



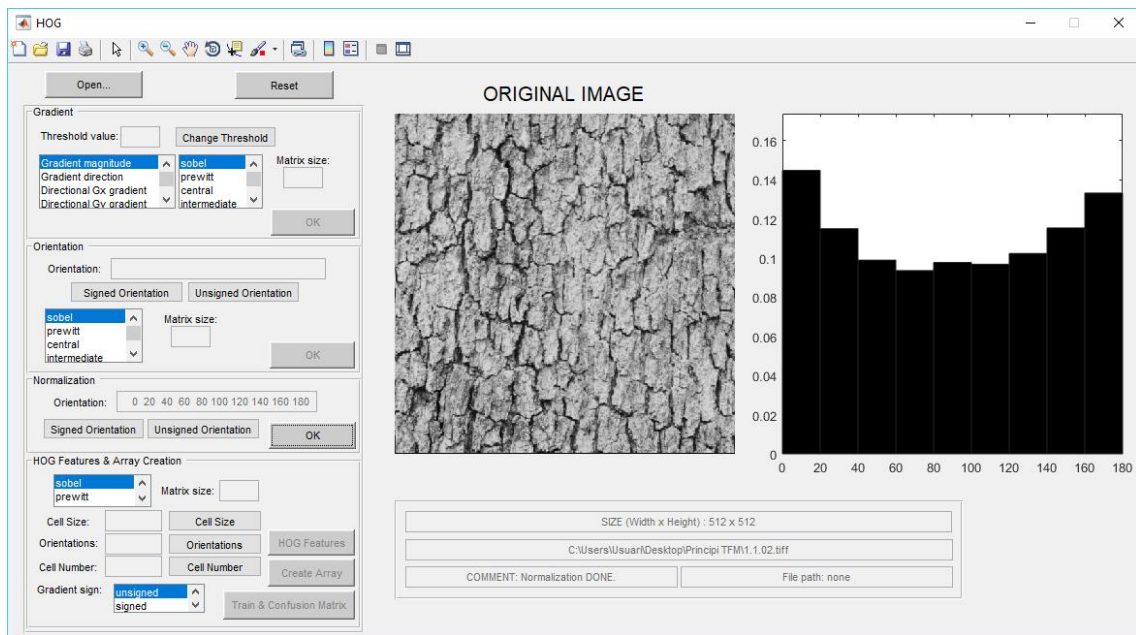


Figura A-28. Imagen de ejemplo resultante al realizar la normalización.

### A.iii.ii.iv Descriptor final d

Par el descriptor final hay los parámetros a elegir siguientes:

- Tipo y tamaño de filtro para el cálculo del gradiente d.1.
- Tamaño de celda d.2.
- Número de intervalos de orientaciones d.3.
- Orientaciones con signo o sin signo d.5.
- Número de celdas por bloque d.4.

Para elegir el operador d.1, es exactamente como en los sub-paneles anteriores. Aparece una ventana, igual que en la Figura A-29, en la cual se elige el tamaño de la matriz de la plantilla (introducir solamente un número). Se introduce el valor deseado y se pulsa *OK*.

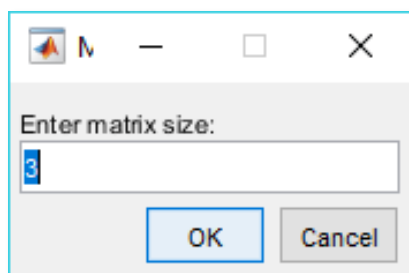


Figura A-29. Ventana dónde se introduce el tamaño de la matriz.

Para elegir el tamaño de celda se pulsa en el botón de *Cell Size* d.2 y aparece una ventana, en la cual se debe introducir los dos valores del vector del tamaño de celda. Se debe elegir una matriz que contendrá los píxeles introducidos que formarán una celda, por ejemplo, si se quieren 8x8 píxeles por celda, se debe introducir cada elemento de la matriz como se muestra en la Figura A-30. Se introducen los valores deseados y se pulsa *OK*.

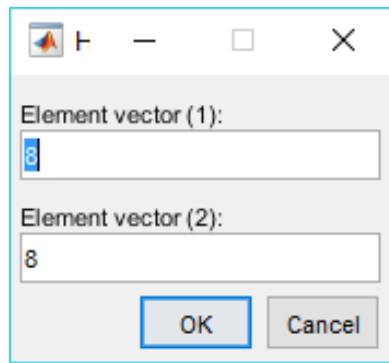


Figura A-30. Ventana para introducir los valores del vector del tamaño de celda.

Para elegir el número de intervalos de orientaciones se pulsa en el botón de *Orientations* d.3 y aparece una ventana en la cual se debe introducir un valor dentro del rango de [1 – 9] y se pulsa *OK*.

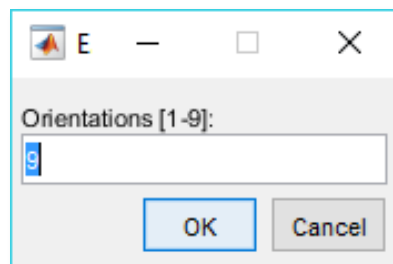


Figura A-31. Ventana para introducir el número de intervalos de orientaciones.

Para elegir si se desea orientaciones con o sin signo, es decir de  $0^{\circ}$ - $360^{\circ}$  o  $0^{\circ}$ - $180^{\circ}$  respectivamente, se selecciona con el botón derecho del ratón, un elemento de la lista d.5 que aparece en la Figura A-19.

Para elegir el número de celdas por bloque de celda se pulsa en el botón de *Cell Number* d.4 donde aparece una ventana en la cual se debe introducir los dos valores del vector del número de celdas que se desea por bloque, es decir si se quiere juntar en bloques de 2x2 celdas, deben introducirse los valores como se muestra en la Figura A-32 y se pulsa *OK*.

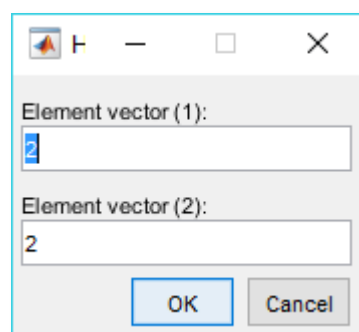


Figura A-32. Ventana para introducir los valores del vector del número de celdas por bloque.

Para ver el descriptor final, se debe pulsar el botón *HOG Features* **d.6**, que se activa como se ha mencionado anteriormente al seleccionar alguno de los parámetros modificables, situado dentro del panel de *HOG Features & Array Creation* **d** que se muestra en la Figura A-19.

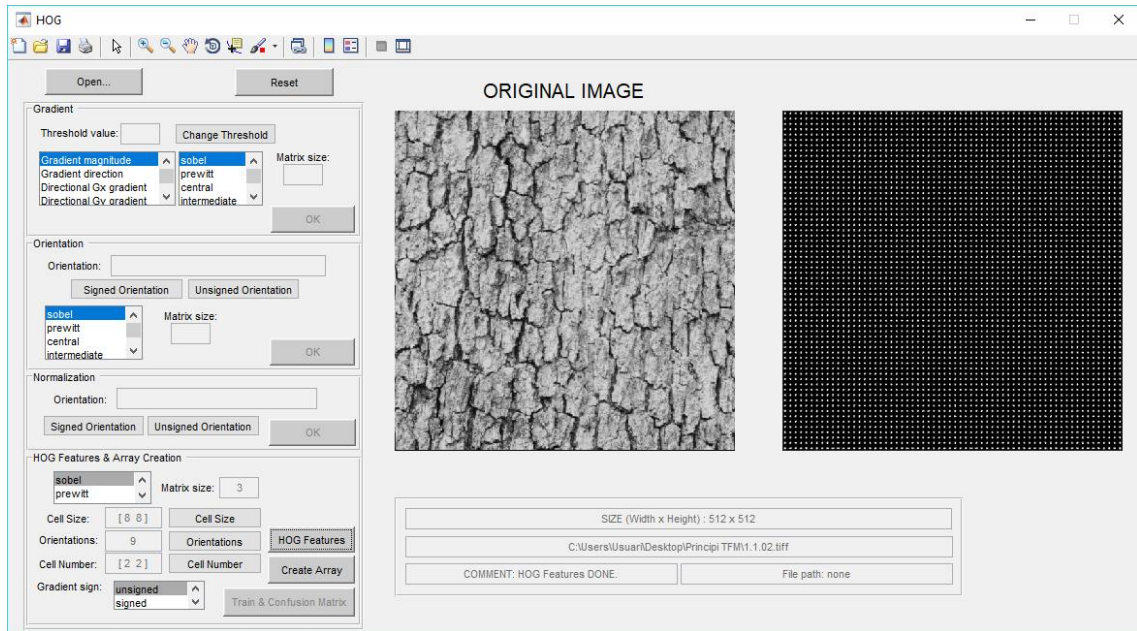


Figura A-33. Imagen de ejemplo resultante del descriptor final.

Para guardar los valores de la matriz “x” y el vector “y”, mostrados en la Figura A-12, se debe pulsar el botón *Create Array* **d.7**. Este también se activa al seleccionar alguno de los parámetros modificables de este sub-panel. Una vez seleccionado el botón se abre un cuadro de dialogo, como el mostrado en la Figura A-34 donde se debe elegir las imágenes que se quieran clasificar posteriormente.

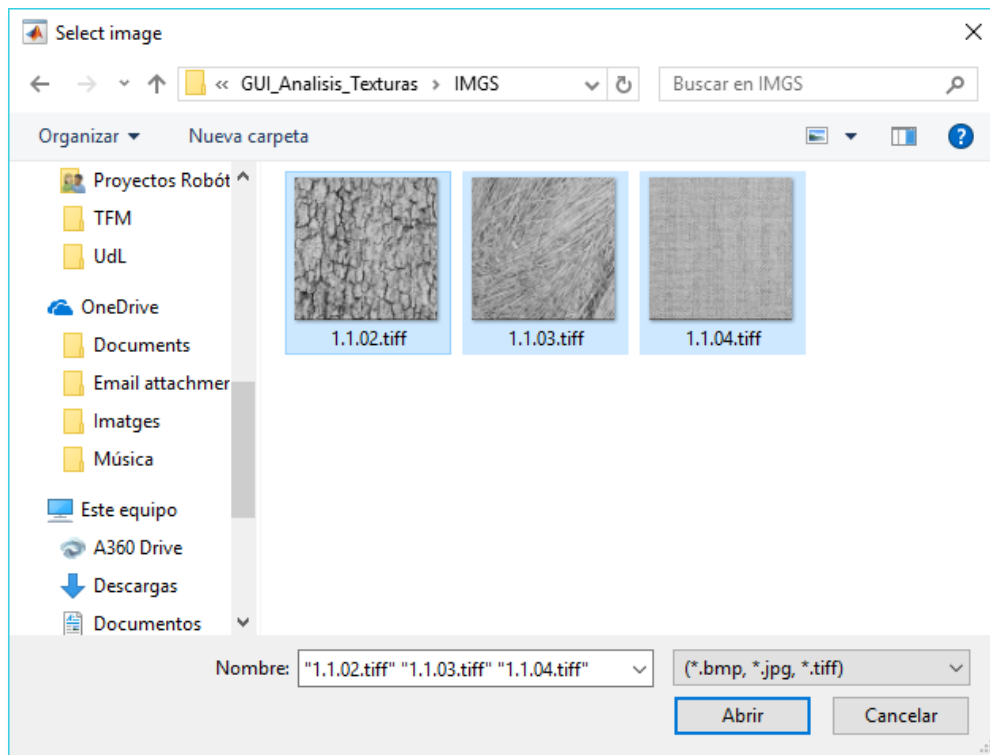


Figura A-34. Cuadro de dialogo para elegir las imágenes para la creación de los datos.

Se pulsa el botón *Abrir* una vez se hayan elegido las imágenes deseadas y se guardarán los datos conseguidos en el *Workspace* de Matlab tal como se muestra en la Figura A-35.

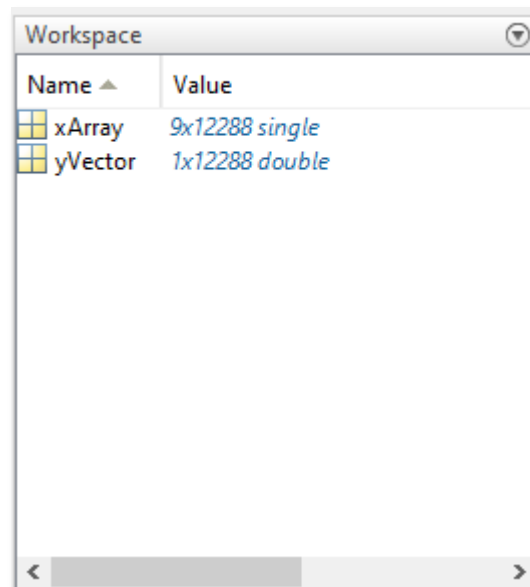


Figura A-35. Matriz y vector creados al pulsar el botón *Create Array*.

La matriz, como se ha mencionado en el apartado A.ii.iii, tendrá tantas columnas como celdas contengan todas las imágenes seleccionadas y tantas filas como número de intervalos de orientaciones se hayan elegido, es decir la matriz será:

nº de intervalos de orientaciones x número total de celdas en todas las imágenes seleccionadas.

El vector, contiene tantos valores como celdas en total (de todas las imágenes elegidas), es decir, el número total de celdas en todas las imágenes seleccionadas. Por lo que la matriz y el vector tendrán el mismo tamaño.

Una vez se han creado los datos, se activa el botón que dará paso a la clasificación y creación de la matriz de confusión para observar los resultados obtenidos: *Train & Confusion Matrix* d.8

Este botón abrirá tres ventanas:

- La primera muestra la ventana de entrenamiento de la red neuronal como muestra la Figura A-36. Sirve para visualizar y manejar la actividad para el proceso de la clasificación.

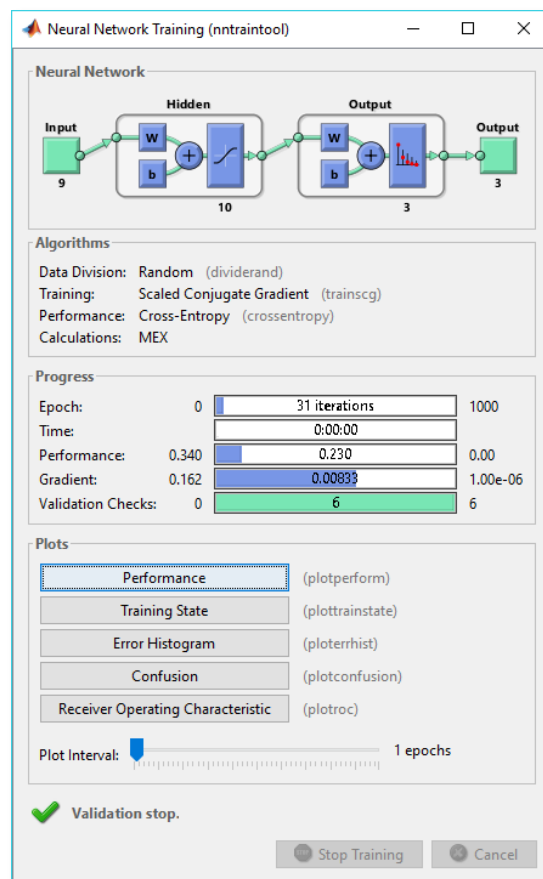


Figura A-36. Herramienta de formación de redes neuronales de Matlab.

- La segunda ventana, como la mostrada en la Figura A-37, muestra la estructura de la red.

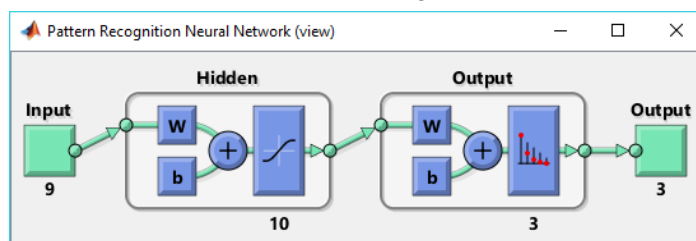


Figura A-37. Visualización de la estructura de la red.

- Finalmente, aparecerá la ventana de clasificación mediante la matriz de confusión como se muestra en la Figura A-38. Los valores en el recuadro rojo informan de los datos que no se han podido clasificar, mientras que los que están en el recuadro verde, son los clasificados. El recuadro en azul muestra el porcentaje total de datos clasificados en verde, y no clasificados en rojo.

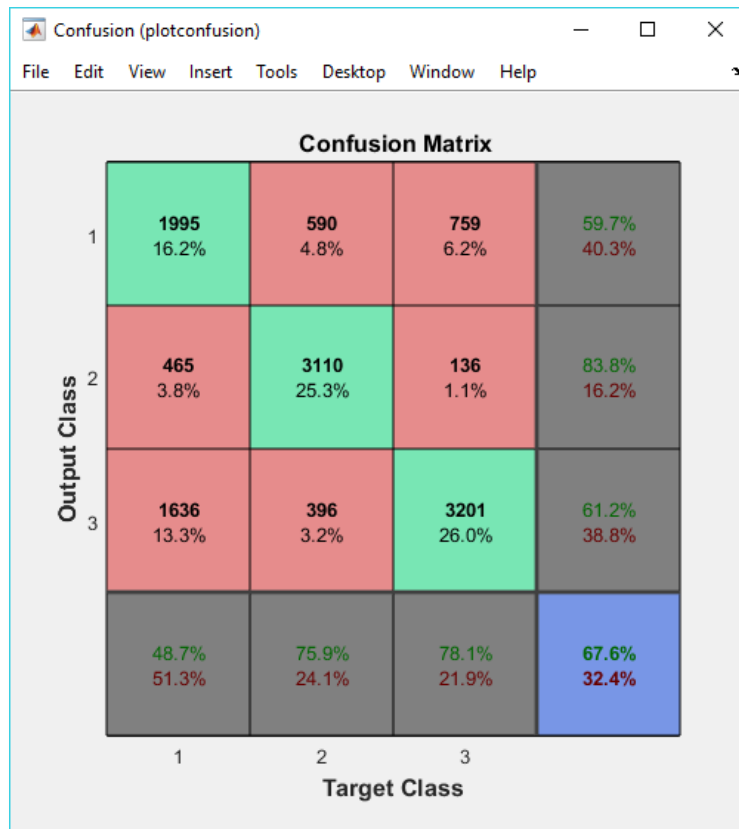


Figura A-38. Ventana que muestra la matriz de confusión.

### A.iii.iii Imagen original y manipulada

Al seleccionar una imagen cualquiera, justo después de abrir el entorno, aparece una imagen como la que se muestra en la Figura A-39.



Figura A-39. Imagen original y manipulada al inicio del programa.

Una vez se aplica alguna característica y se muestra dándole al *OK* como se ha explicado anteriormente, esta aparece justo al lado derecho como se muestra en la Figura A-40.



Figura A-40. Imagen original a la izquierda e imagen modificada a la derecha.

Si se quiere eliminar la imagen manipulable, se debe pulsar el botón *Reset*, como el que se muestra en la Figura A-41, que aparece en la parte superior izquierda del entorno interactivo en el que se está trabajando.

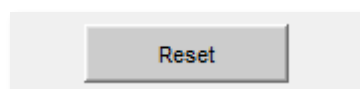


Figura A-41. Botón de *Reset* de la imagen manipulada.

Una vez pulsado, la imagen modificada, la de la parte derecha, desaparece.



#### A.iii.iv Panel informativo

Hay un panel que contiene información como se muestra en la Figura A-39.

- La primera línea, marcada en verde, informa sobre las dimensiones (ancho por alto) de la imagen.
- La segunda línea, señalada en rojo, muestra el directorio de la imagen seleccionada.
- Y finalmente, la tercera línea, marcada en azul, da información sobre la última acción que se le ha realizado a la imagen:
  - o Informa de que se ha seleccionado una imagen.
  - o Para el gradiente, dice que tipo de operación se la realizado: cálculo de la magnitud del gradiente, cálculo de la dirección del gradiente, cálculo de la densidad de puntos...
  - o Para la orientación, dice que se ha realizado el cálculo de la orientación.
  - o Para la normalización, como en la orientación, informa que se ha realizado el cálculo de la normalización.
  - o Para el descriptor final, informa de si se ha realizado el cálculo de las características de HOG para visualizar las orientaciones, si se han asignado las variables en el *Workspace* y el directorio de las imágenes elegidas y por último si se ha realizado la matriz de confusión.

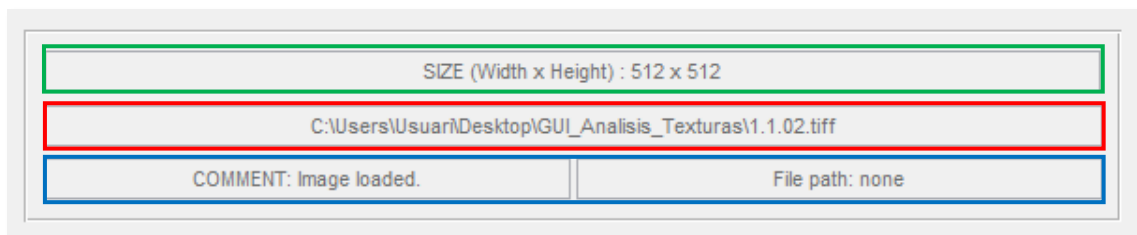


Figura A-42. 1) Indica las dimensiones de la imagen. 2) Informa del directorio de la imagen seleccionada. 3) Informa sobre la última acción realizada.