



UNIVERSIDAD POLITÉCNICA DE CARTAGENA

GRADO EN ARQUITECTURA NAVAL E
INGENIERÍA DE SISTEMAS MARINOS



SISTEMA AUTOMATIZADO BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADOR DE DETECCIÓN DE DEFECTOS EN SISTEMAS MARINOS

APLICACIÓN A LA INSPECCIÓN POR PARTÍCULAS
MAGNÉTICAS

TRABAJO FIN DE GRADO

Autor: Ignacio Jesús Moreo López

Director: Pedro Javier Navarro Lorente

FEBRERO 2017

AGRADECIMIENTOS:

A mi tutor Pedro Navarro por estar siempre ahí con una paciencia infinita, a Joaquín Arias, del departamento de materiales por preparar el laboratorio y la asistencia en los ensayos, a Federico López-Cerón, del departamento de materiales y al departamento de calidad de Navantia U.P. Motores por los consejos.

A mis padres, a mi hermano, a Marta y a mis compañeros Daniel, Pablo y Agustín por animarme siempre que lo he necesitado, incluso cuando no sabía que lo necesitaba.



**SISTEMA AUTOMATIZADO BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADOR DE DETECCIÓN
DE DEFECTOS EN SISTEMAS MARINOS**

APLICACIÓN A LA INSPECCIÓN POR PARTÍCULAS MAGNÉTICAS

Universidad Politécnica de Cartagena. Grado en Arquitectura Naval e Ingeniería en Sistemas Marinos



Ignacio Jesús Moreo López

Trabajo Fin de Grado



Índice

1.	Introducción y objetivos.....	1
1.1	Introducción	3
1.2	Objetivos	4
1.3	Estructura del trabajo.....	5
2.	Estado del arte	7
2.1	Introducción	9
2.2	Ensayo de materiales	9
2.3	Principales tipos de ensayos destructivos.....	10
2.4	Principales tipos de ensayos no destructivos.....	11
2.4.1	Inspección visual	11
2.4.2	Ensayo por líquidos penetrantes.....	12
2.4.3	Ensayos por partículas magnéticas	15
2.4.4	Radiografías.....	17
2.4.5	Ensayo por ultrasonidos.....	19
2.4.6	Otros tipos de ensayos no destructivos	21
2.5	Visión Artificial	22
2.5.1	Componentes de un sistema de visión artificial	24
3.	Desarrollo teórico.....	27
3.1	Desarrollo teórico.....	29
3.2	Tipos de imágenes.....	29
3.2.1	Imágenes RGB	29
3.2.2	Imágenes HSV.....	30
3.2.3	Imágenes Lab/L*a*b*	31
3.3	Matemática morfológica	32
3.3.1	Dilatación.....	33
3.3.2	Erosión.....	34
3.3.3	Apertura	36
3.3.4	Cierre	36
3.3.5	Otras operaciones: detección de bordes	36
3.4	Segmentación.....	37
3.5	Umbralización	42
3.6	Ruido en las imágenes digitales	46
3.7	Filtros.....	47
3.8	Clasificadores	50



SISTEMA AUTOMATIZADO BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADOR DE DETECCIÓN DE DEFECTOS EN SISTEMAS MARINOS

APLICACIÓN A LA INSPECCIÓN POR PARTÍCULAS MAGNÉTICAS

Universidad Politécnica de Cartagena. Grado en Arquitectura Naval e Ingeniería en Sistemas Marinos



Ignacio Jesús Moreo López

Trabajo Fin de Grado

3.8.1	Tipos de clasificadores	51
3.8.2	Precisión del clasificador	55
4.	Desarrollo del software	61
4.1	Desarrollo del software	63
5.	Conclusiones.....	73
5.1	Conclusiones.....	75
5.2	Futuros trabajos	76
6.	Bibliografía	77
6.1	Bibliografía	79
7.	Anexos.....	81
7.1	Anexo 1: Código del programa.....	83
7.2	Anexo 2: Código de la creación y comprobación de la precisión de los clasificadores	86
7.3	Anexo 3: Función RGB2Lab	88
7.4	Anexo 4: Imágenes tomadas y resultados.....	89
7.4.1	Antes del procesado.....	89
7.4.2	Después del procesado	99



**SISTEMA AUTOMATIZADO BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADOR DE DETECCIÓN
DE DEFECTOS EN SISTEMAS MARINOS**

APLICACIÓN A LA INSPECCIÓN POR PARTÍCULAS MAGNÉTICAS

Universidad Politécnica de Cartagena. Grado en Arquitectura Naval e Ingeniería en Sistemas Marinos

Ignacio Jesús Moreo López

Trabajo Fin de Grado



1. Introducción y objetivos



**SISTEMA AUTOMATIZADO BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADOR DE DETECCIÓN
DE DEFECTOS EN SISTEMAS MARINOS**

APLICACIÓN A LA INSPECCIÓN POR PARTÍCULAS MAGNÉTICAS

Universidad Politécnica de Cartagena. Grado en Arquitectura Naval e Ingeniería en Sistemas Marinos

Ignacio Jesús Moreo López

Trabajo Fin de Grado



1.1 Introducción

La finalidad de este capítulo es presentar de una manera breve los objetivos que se busca cumplir con este Trabajo de Fin de Grado, así como dar una primera pincelada sobre los capítulos que éste seguirá.

Durante años los ensayos no destructivos han sido y siguen siendo el mejor método para detectar los posibles defectos que una pieza pueda esconder para evitar que estos puedan llegar a más con el tiempo, con el consiguiente ahorro que esto conlleva; esto se debe principalmente a que:

- Son sencillos de realizar.
- Son fácilmente amortizables, por lo general una vez realizada la inversión inicial son baratos de mantener.
- Son extremadamente fiables.

Las sucesivas mejoras en los métodos de estos ensayos y los cambios en las normativas han reducido de manera significativa los accidentes y los costes relacionados encontrando los problemas antes de que se vuelvan más graves.

Por otro lado realizar un determinado ensayo a una pieza compleja o una serie de piezas suficientemente numerosa suele ser una tarea repetitiva y tediosa que ocupa bastante tiempo. Por esto la posibilidad de poder automatizar este proceso o cualquiera de sus partes debe ser tomada en cuenta con objeto de aumentar el rendimiento del proceso e incluso aumentar la calidad.

El objeto de este trabajo será mejorar el proceso del ensayo por partículas magnéticas (figura 1) mediante un sistema de visión artificial que facilite el análisis de las imágenes obtenidas en el propio ensayo para reducir el tiempo necesario para llevarlos a cabo.

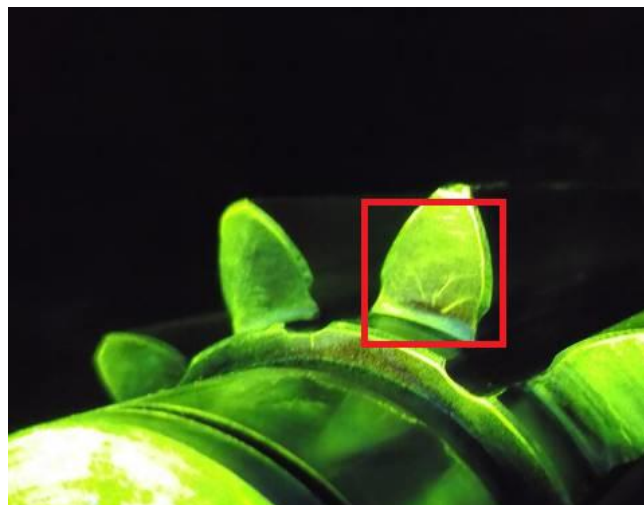


Figura 1: Grietas en los dientes de un piñón.



1.2 Objetivos

De una forma también general se describirá el sistema que se busca diseñar y sus etapas.

En esencia se pretende la creación de un software que dada una imagen y a partir de datos de imágenes anteriores en las que se conoce la existencia o no de grietas sea capaz de identificar en imágenes nuevas la existencia de estas grietas si las hubiera. Este software se realizará en Matlab.

Una vez creado y configurado el sistema se probará y en función de los resultados obtenidos se estudiará su viabilidad o sus posibilidades de mejora.

Recapitulando, los principales objetivos son:

- Comprender los conceptos básicos de la visión artificial:

Antes de crear el software habrán de estudiarse y compararse ciertos conceptos relacionados con la visión artificial para elegir los más adecuados en cada tramo del programa, tanto en el preprocesado de la imagen, como en el tratamiento o valoración de la precisión final.

- Creación del software en *Matlab*:

El software debe ser capaz de tomar una imagen, eliminar los posibles “ruidos” que pueda encontrar en ella, transformarla en una imagen binaria (una imagen con dos valores, que distinguirá el característico amarillo verdoso de las grietas como blanco y el resto de la imagen como negro) y por último realizar los cálculos necesarios para distinguir si hay o no defectos.

- Prueba y optimización del sistema:

El sistema debe cumplir una fiabilidad mínima si se quiere que sea capaz de reducir el tiempo que se tarda en examinar una pieza o serie de piezas. Deberá comprobarse que el sistema global es adecuado. Un sistema que dé muchos falsos positivos o que sea incapaz de detectar un defecto determinado, así como sistemas que no funcionan por dejar pasar demasiada o poca luz entre otros posibles defectos en el preprocesado, producirán el efecto contrario al deseado al suponer una cantidad mayor de tiempo y recursos.



1.3 Estructura del trabajo

Este trabajo se divide en los siguientes capítulos:

1. Introducción y objetivos:

Se describe el trabajo, sus objetivos y como se va a estructurar.

2. Estado del arte:

Se presentan las técnicas que conforman el trabajo. Se describen brevemente los principales ensayos no destructivos, sus ventajas y limitaciones para centrarse en el ensayo por partículas magnéticas. También se dan las primeras pinceladas sobre la visión artificial y los pasos que se siguen para pasar de las imágenes a las conclusiones.

3. Desarrollo teórico:

Se obtendrán y explicarán las entradas con las que se va a trabajar, esto es, las imágenes de las que se partirá y en las que el software detectará la existencia o no de indicios de grietas y a partir de las cuales se realizarán las operaciones y modificaciones necesarias para obtener las salidas y se explicarán los fundamentos teóricos.

4. Desarrollo del software:

Creación en *Matlab* del código necesario para tomar y tratar las imágenes, de la base de datos y de cualquier código necesario para unir el hardware.

5. Conclusiones:

Una vez creado y probado el programa definitivo se comentará su viabilidad así como algunos aspectos que podrían optimizarlo aún más.

6. Bibliografía:

Conjunto ordenado de los documentos y normativa a los que se ha recurrido para llevar a cabo este proyecto.

7. Apéndices:

Documentación adjunta que puede ser necesaria para el uso final del programa o para una mejor comprensión de este trabajo o alguna de sus partes.



**SISTEMA AUTOMATIZADO BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADOR DE DETECCIÓN
DE DEFECTOS EN SISTEMAS MARINOS**

APLICACIÓN A LA INSPECCIÓN POR PARTÍCULAS MAGNÉTICAS

Universidad Politécnica de Cartagena. Grado en Arquitectura Naval e Ingeniería en Sistemas Marinos

Ignacio Jesús Moreo López

Trabajo Fin de Grado





**SISTEMA AUTOMATIZADO BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADOR DE DETECCIÓN
DE DEFECTOS EN SISTEMAS MARINOS**

APLICACIÓN A LA INSPECCIÓN POR PARTÍCULAS MAGNÉTICAS

Universidad Politécnica de Cartagena. Grado en Arquitectura Naval e Ingeniería en Sistemas Marinos

Ignacio Jesús Moreo López

Trabajo Fin de Grado



2. Estado del arte



**SISTEMA AUTOMATIZADO BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADOR DE DETECCIÓN
DE DEFECTOS EN SISTEMAS MARINOS**

APLICACIÓN A LA INSPECCIÓN POR PARTÍCULAS MAGNÉTICAS

Universidad Politécnica de Cartagena. Grado en Arquitectura Naval e Ingeniería en Sistemas Marinos

Ignacio Jesús Moreo López

Trabajo Fin de Grado





2.1 Introducción

El objetivo de este capítulo es presentar una breve descripción de los métodos que conforman el proyecto, los ensayos de materiales, destructivos o no, que se detecta con cada ensayo y que limitaciones presentan, para acabar centrándose en los ensayos no destructivos, y la visión artificial.

2.2 Ensayo de materiales

Se denomina ensayo de materiales¹ a toda prueba cuyo fin es determinar las propiedades mecánicas de un material.

Según la naturaleza del ensayo éste podrá ser destructivo o no destructivo. En el primer caso el material sufrirá daños, deformaciones o se romperá, por esto no se realizan sobre la pieza que se desea ensayar sino sobre una probeta normalizada que tenga las mismas características. Permiten comprobar tensión, tracción, compresión...

Por su parte los ensayos no destructivos son cualquier tipo de prueba practicada a un material que no altere de forma permanente sus propiedades físicas, químicas, mecánicas o dimensionales. Los ensayos no destructivos implican un daño imperceptible o nulo para el material que se ensaya.

En general los ensayos no destructivos proveen datos menos exactos acerca del estado de la variable a medir que los ensayos destructivos. Normalmente los ensayos no destructivos buscan únicamente verificar la homogeneidad y continuidad del material analizado, por lo que se complementan con los datos provenientes de los ensayos destructivos. El presente trabajo se centra en la automatización de este tipo de ensayos.

Generalizando, el uso de un material u otro para una determinada aplicación depende de las propiedades que los ensayos destructivos han demostrado que posee. Sin embargo, no existe ninguna garantía de que la pieza utilizada tenga las mismas características mecánicas o ausencia de defectos que la pieza ensayada, aquí entran los ensayos no destructivos, bien sea para localizar defectos o bien para determinar características dimensionales, físicas o mecánicas.

Los ensayos deben realizarse en las etapas de fabricación más primarias posibles para evitar rechazos en productos con alto valor añadido.

2.3 Principales tipos de ensayos destructivos

Los ensayos destructivos se llevan a cabo generalmente en una máquina de ensayos universal (figura 2), aunque no siempre será necesaria. Los más frecuentes sin entrar en un gran nivel de detalle son:

- Ensayos de tracción.
- Ensayos de compresión.
- Ensayos de cizallamiento.
- Ensayos de fluencia en caliente.
- Ensayos de fatiga de materiales.
- Ensayos de resiliencia.



Figura 2: Máquina de ensayos universal

Su principal ventaja es su precisión a la hora de obtener las propiedades mecánicas de un material en proporción al esfuerzo al que se somete, lo que permite conocer que material es el más adecuado para una determinada función.



El principal inconveniente es la necesidad de destruir la muestra que se ensaya, lo que hace que no pueda, por lo general, aplicarse sobre una pieza ya construida, sino sobre una muestra normalizada del mismo material.

La información que proporcionan es precisa pero no pueden ser aplicados a los productos finales, lo cual obliga a un proceso de elección de muestras representativas de la producción para sacrificarlas y obtener información significativa. La elección de muestras se basa en métodos estadísticos.

2.4 Principales tipos de ensayos no destructivos

Los ensayos no destructivos se llevan a cabo en una instalación distinta según el tipo de ensayo, pudiendo realizarse algunos de ellos en cualquier instalación, incluyendo el emplazamiento original de la pieza. Por ser el objetivo de este Trabajo de Fin de Grado se entrará más en detalle en este tipo de ensayos. No se tratan tampoco en este trabajo los ensayos cuyo fin principal no sea la detección de defectos, superficiales o no, como pueden ser la perfilometría o la metrología en general.

Las principales aplicaciones de los ensayos no destructivos son, generalmente:

- Defectología: Detección de heterogeneidades, discontinuidades, etc. Detección de posibles fallos antes de que realmente se presenten.
- El conocimiento del origen de una discontinuidad es muy importante para llevar a cabo acciones correctoras en todos los campos relacionados: ingeniería, fabricación, uso y servicio.
- La garantía de calidad está también relacionada con la defectología.
- Caracterización de los materiales: En algunos casos se podrán usar los ensayos no destructivos para este fin, no obstante se debe tener en cuenta que los ensayos no destructivos son métodos generalmente comparativos y hay que comprobar si se requieren valores absolutos. Por ejemplo si se quisiera saber la dureza exacta de un material la mejor manera sería la prueba tradicional, pero si se quiere verificar que un tratamiento térmico está entre dos valores definidos, quizás un proceso basado por ejemplo en ultrasonidos sea suficiente, ahorrándose dinero por la rapidez del ensayo.
- Metrología: Control dimensional.

Los ensayos no destructivos más típicos en la industria son:

2.4.1 Inspección visual

Es el método más empleado aunque no se suela ser consciente de ello. Se considera inspección visual al examen de un objeto a simple vista o ayudado por instrumentos ópticos sencillos.

Sirve para obtener visualmente la información proporcionada por cualquiera de los métodos siguientes o al ejercerse antes de llevarlos a cabo, lo que permite rechazar directamente



objetos con defectos evidentes o la identificación previa de irregularidades que sin ser defectos podrían dar lugar a falsos positivos.

Ventajas:

- Muy accesible.
- Relativamente sencillo.
- Aplicable a cualquier material.
- Permite la localización precisa de discontinuidades.

Inconvenientes:

- Sólo detecta discontinuidades superficiales.
- Requiere operadores bien entrenados.
- No permite determinar la profundidad de la discontinuidad.

2.4.2 Ensayo por líquidos penetrantes

Son una manera rápida y económica de detectar defectos en piezas de geometrías y composiciones diversas que no requieren de instalaciones especiales para llevarse a cabo, como mucho de un área ventilada e iluminada. La inspección por líquidos penetrantes es un tipo de ensayo no destructivo que se utiliza para detectar e identificar discontinuidades presentes en la superficie de los materiales examinados, esto es, no permiten detectar defectos que no estén en la superficie del elemento que se inspecciona. Generalmente se emplea en aleaciones no ferrosas, aunque también se puede utilizar para la inspección de materiales ferrosos cuando la inspección por partículas magnéticas es difícil de aplicar. En algunos casos se puede utilizar en materiales no metálicos aunque en otros casos los materiales pueden verse químicamente atacados por estos compuestos y se verá desaconsejado su uso.

Los pasos que se llevarán a cabo para la realización de este tipo de ensayos vienen normalizados, y son:

- Limpieza superficial de la pieza, por lo general con un desengrasante. No deben quedar residuos de ningún tipo en la zona que se examina pues podrían evitar la penetración de los líquidos o influir en los resultados.
- Rociado de la zona que se examina en la pieza con el líquido penetrante. Una vez rociada la pieza se deberá esperar el tiempo que el fabricante estipule según el tipo de líquido empleado, lo habitual está entre 10 y 20 minutos aunque puede salir de este intervalo llegando a depender en algunos casos de la temperatura y humedad ambientales.



SISTEMA AUTOMATIZADO BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADOR DE DETECCIÓN DE DEFECTOS EN SISTEMAS MARINOS

APLICACIÓN A LA INSPECCIÓN POR PARTÍCULAS MAGNÉTICAS

Universidad Politécnica de Cartagena. Grado en Arquitectura Naval e Ingeniería en Sistemas Marinos

Ignacio Jesús Moreo López

Trabajo Fin de Grado



- Una vez pasado el tiempo se procede a una limpieza de la superficie con paños secos hasta que el líquido es prácticamente inapreciable de forma que quede solamente el introducido en las grietas.

- Aplicación de la solución reveladora. Al igual que en el caso de la aplicación del líquido penetrante se deberá esperar un tiempo que vendrá dado por el tipo de solución empleada y que podrá alterarse en función de las condiciones ambientales. Se deberá dar una capa uniforme pero no demasiado espesa con pasadas rápidas.

- Tanto en el caso de los líquidos penetrantes como las soluciones reveladoras existen bases tipo aceite o acuosas.

- Ventajas:
 - Método rápido.
 - Fácil de aplicar.
 - Muy sensible.
 - Muy portátil.
 - Aplicable a cualquier material siempre que no sea muy poroso.

Inconvenientes:

- Sólo detecta discontinuidades superficiales.
- Existe riesgo de contaminación.

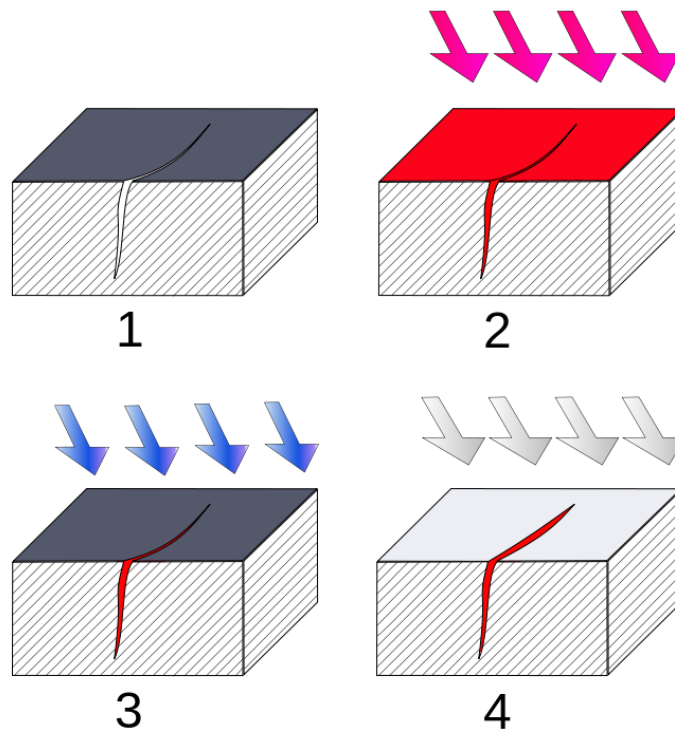


Figura 3: Esquema con los pasos a seguir en el ensayo por líquidos penetrantes.



2.4.3 Ensayos por partículas magnéticas

Este ensayo permite detectar discontinuidades superficiales o que se encuentren a poca profundidad en materiales ferromagnéticos (hierro, níquel, cobalto, la mayoría de aceros...). Para llevarlo a cabo se aprovecha el efecto que produce un campo magnético al atravesar un material ferromagnético. El campo magnético adecuado se obtiene usando una cruz de Berthold (figura 4). El proceso consiste en colocar la pieza a examinar de manera que forme parte de un circuito electromagnético y se pulveriza con limaduras de hierro de distintos tamaños según los defectos que se espere encontrar (lo habitual será pulverizar con una mezcla de partículas de distintos tamaños que cubran los defectos más frecuentes) que se acumularán en las zonas donde existan discontinuidades formando un puente que pretende suplir la falta de material. Este ensayo se utilizará siempre que se pueda en lugar del ensayo por líquidos penetrantes salvo cuando:

- El material no sea magnético (piezas de aluminio, cobre, bronce...).
- Otras piezas donde la normativa, instrucciones o cliente para el que se realiza el ensayo así lo exijan.

Todos los procesos implicados en la construcción con materiales metálicos, desde la obtención del metal hasta la última operación de fabricación pueden producir discontinuidades. El ensayo por partículas magnéticas permite detectarlas lo antes posible dentro de las distintas secuencias de su producción, lo que evita realizar trabajos sobre piezas que acabarán siendo rechazadas. Este ensayo es también uno de los más rápidos, económicos (obviando la inversión inicial en el equipo que se use para realizar la magnetización) y de mayor sensibilidad. De una manera breve los pasos para realizar este tipo de ensayos serán:

- Limpieza completa de la pieza. Esto es fundamental por haber distintas sustancias que pueden reaccionar ante la luz ultra-violeta y dar falsos positivos o alterar la posición de las partículas magnéticas.
- Una vez situada la pieza en posición se comprueba con una cruz de Berthold si los campos magnéticos longitudinal y radial son los adecuados, variándolos si es necesario.
- Se rocía la pieza con las partículas magnéticas.
- Se magnetiza la pieza, lo que provocará que las partículas se acumulen en las discontinuidades que pueda haber no sólo en la superficie sino también las que pueda haber a pequeñas profundidades. Esto habrá de tenerse en cuenta pues también se detectarán taladros y hendiduras que no son considerados defectos.

- Una vez realizado el ensayo la pieza volverá a ser limpiada de las partículas magnéticas y desmagnetizada. Este paso es también especialmente importante en muchas aplicaciones como piezas que forman parte de motores y que en caso de no ser desmagnetizadas acumularán las partículas que podrían buscarse en análisis de los fluidos para comprobar posibles daños, o podrían aumentar el espesor de estas piezas haciendo que provoquen daños por fricción.



Figura 4: Cruz de Berthold. El disco lleva dos muescas perpendiculares que serán detectadas con iguales intensidades si el magnetismo es el adecuado.

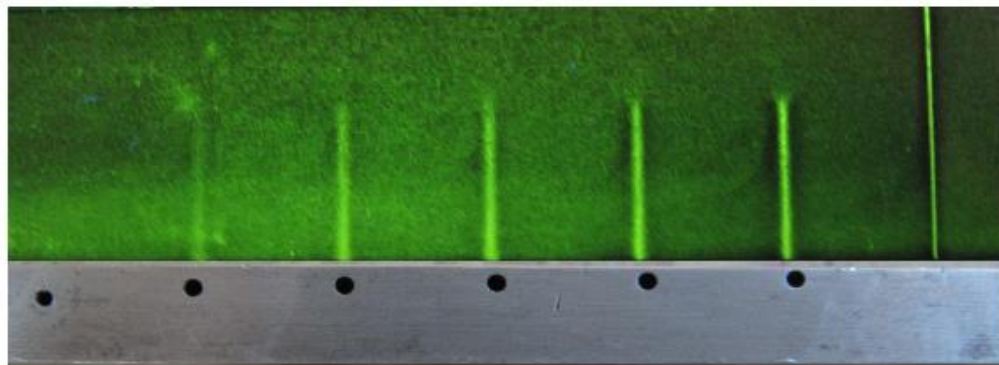


Figura 5: Detección de grietas a distintas profundidades. La última es superficial.

Ventajas:

- Método rápido.
- Fácil de aplicar.
- Muy sensible.
- Muy portátil.
- Determina con precisión la longitud de la discontinuidad.
- Permite detectar discontinuidades no superficiales, como se aprecia en la figura 5.

Inconvenientes:

- Sólo se puede aplicar a materiales ferromagnéticos.
- Existe riesgo de contaminación.
- No permite detectar la profundidad de la discontinuidad.

2.4.4 Radiografías

Consiste en imprimir sobre una película fotosensible la sombra producida por las posibles irregularidades externas e internas de un objeto. Para esto se irradiará una fuente radiactiva que atravesará el objeto a analizar sobre la película como se muestra en las figuras 6 y 7.

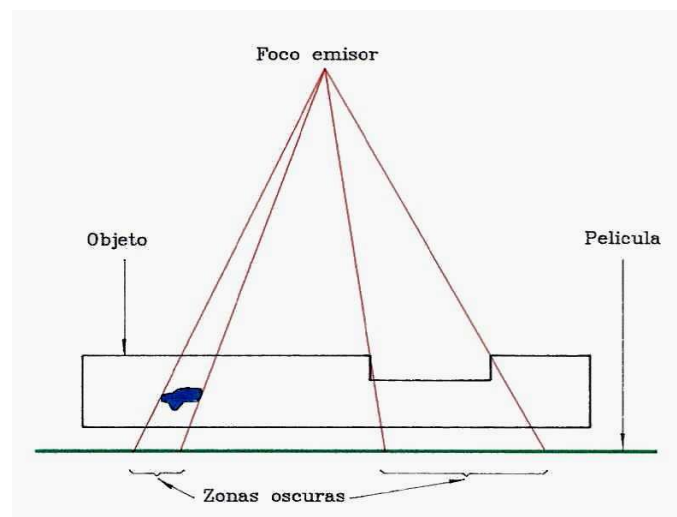


Figura 6: Esquema básico de una radiografía.

Este método se basa en la capacidad que ciertas radiaciones (ionizantes) presenta para atravesar objetos opacos a la luz visible.

Las principales ventajas de este método son:

- Se puede usar con la mayoría de los materiales.
- Puede revelar discontinuidades no superficiales.

Mientras que sus principales inconvenientes son:

- Se requiere acceso total al objeto al que se realiza el ensayo, esto es, se requiere la capacidad de situar la fuente y la película a ambos lados del objeto a ensayar en el sentido adecuado.
- Las discontinuidades que no están en la dirección de la radiación son difíciles de localizar.

- Es un método más caro que los anteriores. No sólo el coste del propio ensayo, sino el coste del tiempo del procesado del film.
- Algunas discontinuidades superficiales serán difíciles si no imposibles de detectar.

Ventajas:

- Interpretación relativamente fácil.
- Poco sujeta a la influencia del operador.
- Aplicable a cualquier material.
- Muy sensible a discontinuidades tridimensionales.

Inconvenientes:

- Necesita acceso por ambos lados.
- No es adecuada para discontinuidades planas.
- Existen riesgos de irradiación.
- Dificultad en grandes espesores.
- Alta inversión en equipos y seguridad.

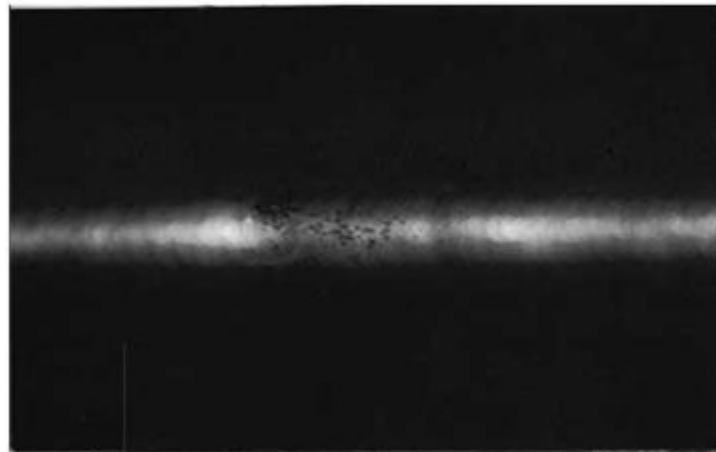


Figura 7: Detección de inclusiones por medio de una radiografía en un cordón de soldadura.

2.4.5 Ensayo por ultrasonidos

Consiste en introducir dentro del material a ensayar ondas sonoras por encima de la frecuencia audible del ser humano (20 kHz) y esperar su rebote, bien en la pared posterior del material o bien en las caras de alguna de las discontinuidades internas. El análisis de estos rebotes (ecos) proporciona no sólo información de la existencia o no de discontinuidades sino también permite establecer donde se encuentra la discontinuidad y su tamaño.

Requiere de una serie de piezas patrón sobre las que calibrar antes de obtener conclusiones.

El equipo más típico consiste en un equipamiento con representación en pantalla al que se conectará un palpador (figura 9), que emitirá un impulso eléctrico que excitará un elemento activo, por lo general piezoeléctrico, contenido en el mismo palpador, el cual está acoplado al material que se inspecciona por medio de un gel, transmitiendo una señal acústica. Cuando la onda es devuelta se representará en la pantalla, como se representa en la figura 8.

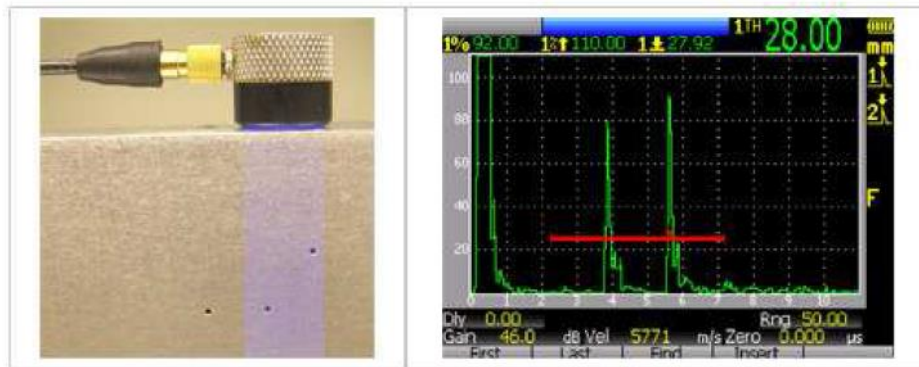


Figura 8: Ejemplo de detección de defectos por ultrasonidos.

Este método puede realizarse sobre cualquier material siempre y cuando se tenga en cuenta la frecuencia de la onda acústica que será distinta para cada material; por lo general materiales más atenuantes requerirán frecuencias más bajas mientras que los materiales con granos más finos las requerirán más altas.

Otra ventaja es que se pueden realizar no sólo ensayos para detección de defectos, sino también ensayos metrológicos, tales como medidas de espesores en cascos de buques, o la caracterización de materiales al existir una relación entre la velocidad de propagación de los ultrasonidos y el módulo de elasticidad o la densidad.

Ventajas:

- Alto poder de penetración.
- Alta sensibilidad.
- Precisión en la determinación de la posición del reflector.
- Sólo requiere acceso por una superficie.
- Respuesta instantánea.
- Automatizable.

- Inspecciona todo el volumen.
- No entraña riesgos para las personas.
- Elevada portabilidad.

Inconvenientes:

- Requiere operadores expertos.
- Exige amplios conocimientos sobre las técnicas de ensayo.
- Difícil de aplicar en piezas rugosas, de poco espesor o irregulares.
- Dificultad para detectar discontinuidades superficiales o próximas a la superficie.
- Necesita medio de acoplamiento.
- Exige bloques de referencia.



Figura 9: Distintos tipos de palpadores.



2.4.6 Otros tipos de ensayos no destructivos

Otros tipos de ensayos no destructivos bastante extendidos en la industria son:

- Corrientes inducidas: Se basa en el principio de que cuando una corriente variable actúa en la proximidad de un material conductor, origina en éste una corriente inducida que se distribuye según sea su naturaleza, espesor, homogeneidad y será capaz de reinducir en un conductor próximo una nueva corriente, cuyas características dependen de la corriente primitiva y de los parámetros del material anteriormente aludidos. Sus aplicaciones son muy numerosas y destacan:
 - Medida de conductividades eléctricas.
 - Caracterización de metales y aleaciones.
 - Medidas de espesores de recubrimientos metálicos sobre bases metálicas o no metálicas o de recubrimientos no metálicos sobre bases metálicas.
 - Medida de la profundidad de grietas detectadas por otros métodos.
 - Medida del espesor de capas de tratamientos térmicos.
 - Detección de discontinuidades superficiales y a poca profundidad.
- Termografía infrarroja: Método que obtiene imágenes de la distribución del calor sobre la superficie del objeto ensayado. Los factores que afectan a la medida son:
 - Emisividad.
 - Temperatura ambiente.
 - Distancia.
 - Humedad relativa.
- Este método se aplica a la detección del calentamiento en equipos y de cortocircuitos, la determinación de fugas caloríficas en aislamientos, la localización de circuitos de calefacción, de agua caliente, la detección de humedades, la cuantificación de pérdidas energéticas, el análisis de funcionamiento de intercambiadores de calor, la medición de niveles en depósitos, el análisis de motores o el control de eficiencia de los sistemas de descongelación.
- Puede ser aplicada mediante técnicas activas o pasivas. La primera de ellas requiere la aplicación de calor al objeto ensayado y monitorizar la disipación del calor sobre la superficie que está influida por las condiciones sub-superficiales.
- La pasiva se refiere a aquellos casos en los que no se induce ninguna estimulación de calentamiento o enfriamiento externo para provocar un flujo de calor en el objeto inspeccionado.
- Emisión acústica: Se basa en la detección de las ondas acústicas emitidas por un material debido a su excitación de tensión/deformación local, el inicio de una grieta o su propagación.



Este método es útil para la inspección en tiempo real de fenómenos tales como la formación de micro-fisuras, el crecimiento de grietas, etc.

- Es posible localizar la fuente utilizando varios sensores simultáneamente y usando algoritmos de triangulación y análisis de la amplitud de la señal recibida.
- Ensayo de fugas: Cuando una discontinuidad atraviesa el espesor de pared de un recipiente que separa dos ambientes con diferente presión, el fluido a mayor presión pasa al ambiente de baja presión con un caudal que es proporcional a su velocidad. En algunos casos la turbulencia causada en el punto de flujo genera ruido de banda ancha que puede ser detectado por un transductor sintonizado a frecuencias específicas o, si se inyecta un gas (normalmente helio), por un espectrómetro de masas.

Áreas locales afectadas por una fuga de gas pueden ser localizadas por varios procesos:

- Inspección visual de las burbujas de aire de una pieza sumergida en agua.
- Inspección visual de la superficie mediante un revelador específico sensible al gas.
- Detector específico sensible al gas, analizando en la superficie queda una señal eléctrica en presencia de una fuga.

Ensayos de tensión: Se realizan a través de la medida de la tensión eléctrica que es proporcionada por unas galgas extensiométricas. Cuando el objeto ensayado se somete a una tensión, esta afecta también a una galga adherida al objeto sometido a ensayo, causando un cambio en la resistencia eléctrica de la galga, que es detectada a través del cambio de voltaje de salida en la misma.

2.5 Visión Artificial

La visión artificial² es una rama de la inteligencia artificial que tiene por objeto modelar matemáticamente los procesos de percepción visual en los seres vivos y generar programas que permitan simular estas capacidades visuales por computadora. Permite la detección automática de la estructura y propiedades de un posible mundo dinámico en tres dimensiones a partir una o varias imágenes bidimensionales del mundo. Las imágenes pueden ser monocromáticas o a color, pueden ser capturadas por una o varias cámaras, y cada cámara puede ser estacionaria o móvil. La estructura y propiedades del mundo tridimensional que se intentan deducir en la visión artificial incluyen no sólo propiedades geométricas (tamaños, formas, localización de objetos, etc.), sino también propiedades del material (sus colores, sus texturas, la composición, etc.) y la luminosidad u oscuridad de las superficies.

Es una disciplina científica que incluye métodos para adquirir, procesar, analizar y comprender las imágenes del mundo real con el fin de producir información numérica o simbólica para que puedan ser tratados por un computador. Tal y como los humanos usamos nuestros ojos y cerebros para comprender el mundo que nos rodea, la visión por computador trata de producir el mismo efecto para que las computadoras puedan percibir y comprender una imagen o secuencia de imágenes y actuar según convenga en una determinada situación. Esta

comprensión se consigue gracias a distintos campos como la geometría, la estadística, la física y otras disciplinas. La adquisición de los datos se consigue por varios medios como secuencias de imágenes, vistas desde varias cámaras de video o datos multidimensionales desde un escáner médico.

El objetivo es capturar la información visual del entorno físico para extraer características relevantes visuales, utilizando procedimientos automáticos.

Es un campo de estudio diverso y relativamente nuevo. En los inicios de la computación era complicado procesar incluso conjuntos moderadamente grandes de datos de imagen y no fue hasta finales de los años setenta que emergió un estudio más concentrado de dicho campo.

Cubre un amplio rango de temas que suelen estar relacionados con otras disciplinas y, por tanto, no hay una formulación concreta y estándar de lo que es “el problema de la visión artificial”.

En lugar de esto, existen diversos métodos para resolver varias tareas bien definidas de visión artificial, en donde la metodología es generalmente muy específica y rara vez puede ser generalizada para un amplio rango de aplicaciones. Muchos de los métodos y aplicaciones están aún en un estado básico de investigación, pero varios de ellos han logrado hacerse un hueco como productos comerciales, a menudo formando parte de un sistema más grande capaz de resolver problemas complejos.

En la mayor parte de las aplicaciones prácticas que usan visión artificial esta es pre-programada para resolver una tarea en particular, pero los métodos basados en aprendizaje se están volviendo cada vez más comunes.

Existen varios factores que de una u otra manera están provocando cada vez más la inclusión de sistemas de visión artificial en la industria, por ejemplo:

- Dentro del espectro electromagnético la visión humana solamente capta un pequeño rango de frecuencias y amplitudes, que se conoce como luz visible, mientras que los sistemas de visión artificial pueden trabajar en todo el espectro electromagnético (figura 10).

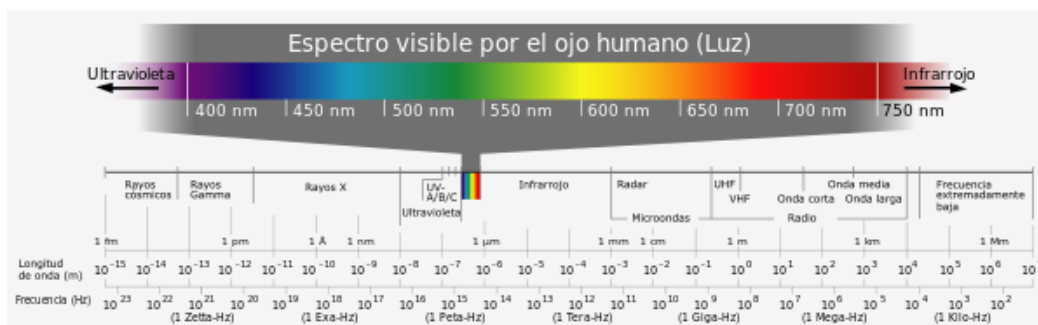


Figura 10: Espectro visible frente al conjunto de radiaciones electromagnéticas. (es.wikipedia.org)

- Los avances en electrónica permiten cada vez mayores velocidades de adquisición de imágenes digitales.

- La visión humana se cansa y se ve alterada por emociones, la visión artificial no. Además no requiere descanso pudiendo trabajar las 24 horas del día a lo largo de su vida útil. La visión artificial tampoco es susceptible a distracciones.
- Mayor precisión en la medición.
- Capacidad de operar en ambientes peligrosos para la salud (ruido, radiación, polución, temperaturas hostiles, etc.).

Prácticamente cualquier sector industrial puede beneficiarse de esta tecnología para acelerar sus procesos, para reducir sus costes de producción o para mejorar la calidad de sus productos finales, y fuera de la industria es usada en sistemas tan dispares como control del tráfico, guiado de robots o en astronomía.

2.5.1 Componentes de un sistema de visión artificial

Sistema de iluminación:

Es posiblemente el componente más importante del conjunto. Debe proporcionar unas condiciones de iluminación uniformes e independientes del entorno, facilitando además, si es posible, la extracción de los rasgos de interés para una determinada aplicación.

Es necesario conseguir una iluminación estable que incremente el contraste entre los elementos a detectar y el fondo evitando, en la medida de lo posible, sombras y reflejos.

Una buena iluminación es especialmente importante para la toma de imágenes de los productos en una línea rápida de producción, aunque algunas aplicaciones pueden utilizar la luz ambiente.

Existe en el mercado una infinidad de sistemas de iluminación según el tipo de objeto a detectar y elegir el adecuado simplificará bastante el resto del proceso.

En el caso que atañe este proyecto se sigue la normativa UNE-EN ISO 3059 que regula el tipo de iluminación para cada tipo de inspección, y que, para este caso concreto, exige una fuente de radiación UV-A de intensidad máxima nominal de 365 nm, irradiación superior a 10 W/m² e iluminación inferior a 20 lx (figura 11). Se sitúa el foco de manera que no entorpezca la toma de imágenes y permita ver la grieta, en general a 45° de la superficie donde se busca la grieta.



Figura 11: Ejemplo de lámparas homologadas para la inspección.

Cámaras y lentes:

Una correcta elección tendrá en cuenta la distancia de trabajo y el campo de visión necesarios. La utilización de filtros ópticos que resalten los elementos a analizar facilitará de nuevo el éxito de la tarea.



SISTEMA AUTOMATIZADO BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADOR DE DETECCIÓN DE DEFECTOS EN SISTEMAS MARINOS

APLICACIÓN A LA INSPECCIÓN POR PARTÍCULAS MAGNÉTICAS

Universidad Politécnica de Cartagena. Grado en Arquitectura Naval e Ingeniería en Sistemas Marinos

Ignacio Jesús Moreo López

Trabajo Fin de Grado



En este trabajo, que pretende que cualquiera pueda tomar las imágenes, estas se han obtenido con una cámara con sensor BSI CMOS, un tipo de sensor digital de imagen que utiliza una nueva disposición de los elementos fotosensibles para aumentar la cantidad de luz captada y así mejorar el rendimiento con poca luz, de 16 MP, incluida en un teléfono Samsung Galaxy Note 4.

CPU:

Se encarga de recoger y mostrar las imágenes capturadas, y de procesarlas para llevar a cabo su cometido. Las tareas a realizar son:

- Recibir todas aquellas señales de sincronización para que se pueda realizar correctamente la captura de imágenes.
- Realizar la lectura de las imágenes.
- Procesar los datos proporcionados por las cámaras para realizar el análisis de imagen.
- Realizar el interfaz con los usuarios
- Comunicar con los sistemas productivos, para detener el proceso en caso de la aparición de algún defecto
- Controlar el buen funcionamiento de todos los elementos hardware.

Tarjetas de adquisición:

Se denomina tarjeta de adquisición (o *frame grabber*) al dispositivo que interconexiona una cámara con un PC, digitalizando y guardando en memoria la imagen adquirida. Las tarjetas se dividen en tres categorías distintas en función de sus características: Frame Grabbers estándar de bajo coste, Frame Grabbers avanzados de altas prestaciones y con características multicanal y Frame Grabbers "inteligentes" con procesadores abordo.

Software para el análisis:

Es la parte encargada de, a partir de una imagen original (entrada o input), realizar los cambios necesarios para obtener los resultados que se esperan del sistema (salidas u output). Aquí se utilizará para este fin el software Matlab y sus Toolboxes. Matlab es el nombre abreviado de "MATrix LABoratory". Es un programa para realizar cálculos numéricos con vectores y matrices. Como caso particular puede también trabajar con números escalares, tanto reales como complejos, con cadenas de caracteres y con otras estructuras de información más complejas. Una de las capacidades más atractivas es la de realizar una amplia variedad de gráficos en dos y tres dimensiones.

Matlab dispone de un código básico y de varias librerías especializadas (toolboxes) para fines diversos, como cálculo técnico, sistemas embebidos, sistemas de comunicaciones, sistemas de clasificación, etc.



**SISTEMA AUTOMATIZADO BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADOR DE DETECCIÓN
DE DEFECTOS EN SISTEMAS MARINOS**

APLICACIÓN A LA INSPECCIÓN POR PARTÍCULAS MAGNÉTICAS

Universidad Politécnica de Cartagena. Grado en Arquitectura Naval e Ingeniería en Sistemas Marinos

Ignacio Jesús Moreo López

Trabajo Fin de Grado





**SISTEMA AUTOMATIZADO BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADOR DE DETECCIÓN
DE DEFECTOS EN SISTEMAS MARINOS**

APLICACIÓN A LA INSPECCIÓN POR PARTÍCULAS MAGNÉTICAS

Universidad Politécnica de Cartagena. Grado en Arquitectura Naval e Ingeniería en Sistemas Marinos

Ignacio Jesús Moreo López

Trabajo Fin de Grado



3. Desarrollo teórico



**SISTEMA AUTOMATIZADO BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADOR DE DETECCIÓN
DE DEFECTOS EN SISTEMAS MARINOS**

APLICACIÓN A LA INSPECCIÓN POR PARTÍCULAS MAGNÉTICAS

Universidad Politécnica de Cartagena. Grado en Arquitectura Naval e Ingeniería en Sistemas Marinos

Ignacio Jesús Moreo López

Trabajo Fin de Grado



3.1 Desarrollo teórico

Antes de ahondar en el software que se creará se explicarán los tipos de imagen que se van a usar así como las primeras pinceladas sobre la visión artificial y los sistemas de clasificación.

3.2 Tipos de imágenes

3.2.1 Imágenes RGB

Las imágenes se obtienen de serie en formato JPG, es decir, cada imagen es una matriz tridimensional donde cada dimensión (matriz bidimensional) corresponderá a la intensidad de cada color primario de la luz, a saber Rojo (R, Red), Verde (G, Green) y Azul (B, Blue). Cada elemento de cada una de estas matrices corresponde a un píxel, la unidad más pequeña en la que se puede dividir una imagen digital.³

En este tipo de imagen la intensidad de cada píxel en cada dimensión ocupa un byte de memoria, es decir, se mueve entre 0 (ausencia de color, negro) y 255 (intensidad máxima). De este modo, el rojo puro sería el elemento (255,0,0), el verde el (0,255,0) y el azul el (0,0,255), obteniendo, en cada caso un color resultante monocromático. La ausencia de color, es decir el color negro, se obtiene cuando las tres componentes son 0: (0,0,0). La combinación de dos colores a su máximo valor de 255 con un tercero con valor 0 da lugar a tres colores intermedios. De esta forma, aparecen los colores amarillo (255,255,0), cian (0,255,255) y magenta (255,0,255). El color blanco se forma con los tres colores primarios a su máximo valor (255,255,255).

Esto puede ser representado en lo que se conoce como cubo RGB y que puede verse en la figura 12:

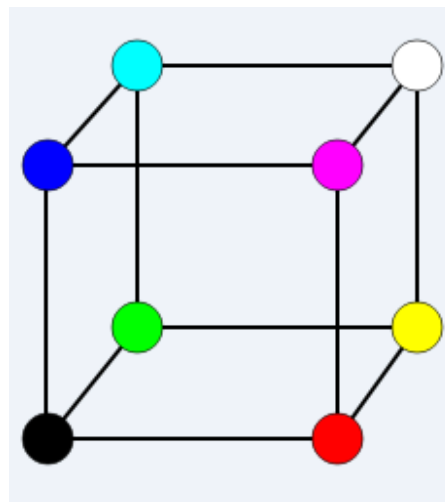


Figura 12: Cubo RGB.

IMAGEN ORIGINAL



R



G



B



Figura 13: Imagen tridimensional y sus componentes.

Sin embargo como se verá más adelante aunque para el ojo humano suele ser suficiente una imagen RGB para el procesamiento puede obtenerse más información con otros formatos, lo que hace necesario definir también los formatos HSV y Lab.

3.2.2 Imágenes HSV

El modelo HSV⁴ (del inglés Hue, Saturation, Value – Matiz, Saturación, Valor, figura 14), a veces llamado HSB (Brightness – Brillo), define un modelo de color en términos de sus componentes tal y como se aprecia en la imagen siguiente:

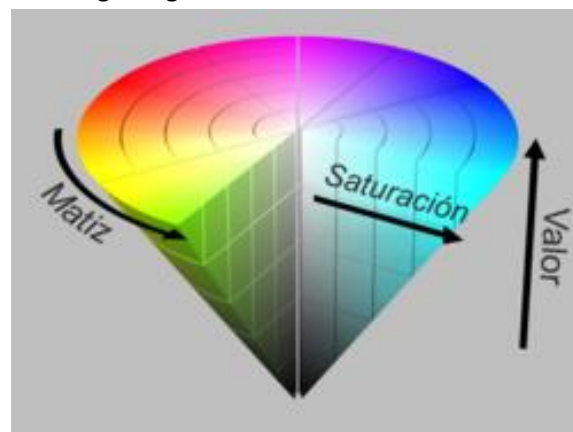


Figura 14: Cono HSV

En este formato el matiz es un ángulo que va de 0 a 360o aunque suele normalizarse (0-100%, 0-1) donde 0=360=Rojo, 120=Verde y 240=Azul, valores intermedios serían 60=RG=Amarillo, 180=GB=Cian y 300=RB=Magenta. El resto de valores pueden obtenerse interpolando.

La Saturación va de 0 a 1, es la distancia del punto al eje central Negro-Blanco pero perpendicular a este, a veces se conoce como pureza del color. Por último el Valor (o Brillo) mide de 0 a 1 la altura en el eje Negro-Blanco respectivamente.

Para pasar cualquier píxel de RGB a HSV el proceso es como sigue:

Si MAX=MIN	H=0
Si MAX=R & G≥B	$H = 60 \cdot \frac{G - B}{MAX - MIN}$
Si MAX=R & G<B	$H = 60 \cdot \frac{G - B}{MAX - MIN} + 360$
Si MAX=G	$H = 60 \cdot \frac{B - R}{MAX - MIN} + 120$
Si MAX=B	$H = 60 \cdot \frac{R - G}{MAX - MIN} + 240$

Si MAX=0	S=0
Si MAX≠0	$S = 1 - \frac{MIN}{MAX}$

V=MAX

Siendo MAX=Valor máximo(R,G,B); MIN=Valor mínimo(R,G,B) y habiendo que normalizar después los resultados. Para este fin Matlab dispone de la función rgb2hsv.

3.2.3 Imágenes Lab/L*a*b*

Las siglas Lab/L*a*b*/CIELAB⁵ (en adelante Lab, figura 15) hacen referencia al espacio de color donde L es la luminosidad y va desde 0=Negro hasta 1=Blanco, a va de verde a rojo, indicando valores negativos color Verde y positivos Rojo y b es el gradiente del azul a amarillo, con valores negativos para el primero y positivos para el último.

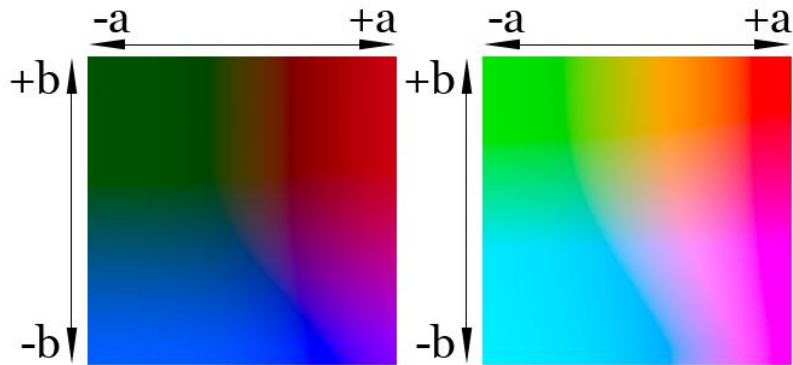


Figura 15: Valores Lab para luminisidades de 0,25 y 0,75 respectivamente.

No existen fórmulas sencillas para la conversión entre valores RGB y Lab, ya que los modelos de color RGB dependen del dispositivo. Los valores RGB deben ser transformados a un espacio de color absoluto específico, tal como sRGB de Adobe. Estos espacios serán dependientes del dispositivo, a diferencia de los datos resultantes de la transformación, permitiendo que estos datos sean transformados al espacio de color CIE 1931 y luego en Lab, aunque en la web de Matlab existe una función que realiza el cambio y se incluirá en los anexos (RGB2Lab).

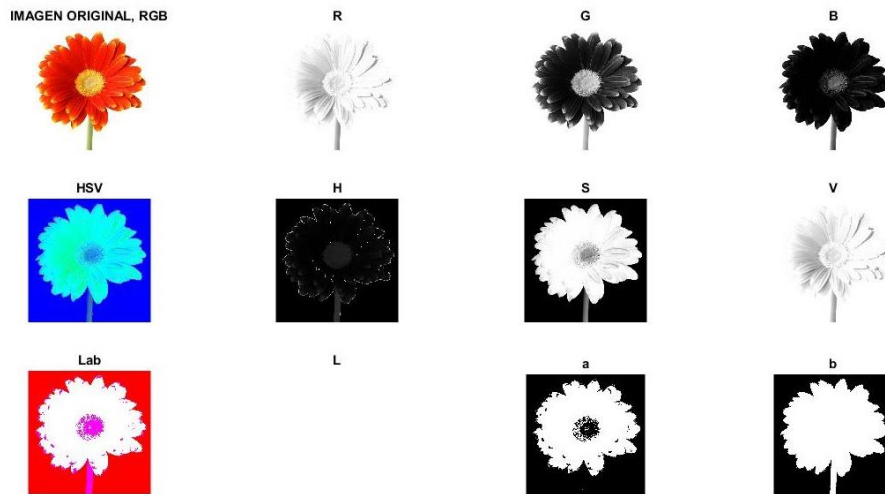


Figura 16: Cada una de las posibilidades que ofrecen los formatos RGB, HSV y Lab.

3.3 Matemática morfológica

En el tratamiento de imágenes binarias la morfología, operación morfológica o matemática morfológica es una técnica de procesado que depende de las formas de la imagen. El valor de cada píxel en la imagen de salida se basa en una comparación del píxel correspondiente de la imagen de entrada con sus píxeles adyacentes. Para aplicar estas transformaciones al procesamiento de imágenes se partirá de imágenes binarias o en escala de grises.

Estas transformaciones permiten, dada una imagen inicial, reducir ruidos, realzar la imagen o determinados aspectos, detectar los bordes y la segmentación de la imagen. Las operaciones

básicas en este campo son la dilatación y la erosión, que al combinarse permiten varias operaciones adicionales como la esqueletización, la apertura o el cierre.

Todas las operaciones morfológicas se definen según no sólo la imagen inicial, sino también su elemento estructurante (figura 17). Se define este elemento estructurante como la figura que recorre el exterior de las regiones modificando la forma de éstas en base a las intensidades de las regiones vecinas y la operación elegida. Usualmente responden a formas geométricas básicas tales como círculos, cuadrados o líneas aunque existen otros tipos.

En Matlab los elementos estructurantes tienen una clase propia, (strel, structuring element), se crean con la función `strel('forma', parámetros)` y para 2 dimensiones espaciales las formas predefinidas son⁶:

diamond	Diamante
disk	Disco
line	Línea
octagon	Octógono
rectangle	Rectángulo
square	Cuadrado

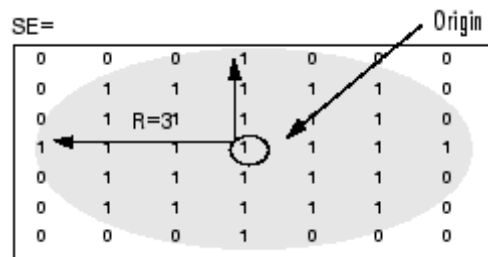


Figura 17: Ejemplo de elemento estructurante en Matlab. *Origin* hace referencia al píxel que recorre la frontera de la imagen. Este caso ilustra un disco de 3 píxeles de radio.

3.3.1 Dilatación

Es una operación morfológica básica que expande las zonas positivas de la imagen, provocando su agrupación si se encuentran cerca de otras regiones positivas y aumentando su área en caso contrario. Los puntos pertenecientes al fondo que se encuentren rodeados de regiones positivas serán engullidos por éstas, produciéndose un efecto global de aumento en el brillo de la imagen final con respecto a la inicial.⁷

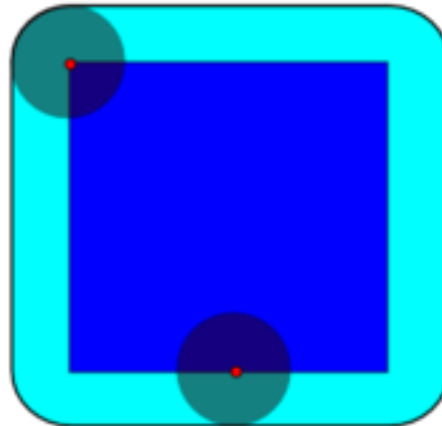


Figura 18: Dilatación del cuadrado azul oscuro por el elemento estructurante definido anteriormente. En rojo el origen del elemento estructurante y en cian la imagen final.

En la figura 18 se aprecia como los bordes iniciales se han suavizado eliminando esa información.

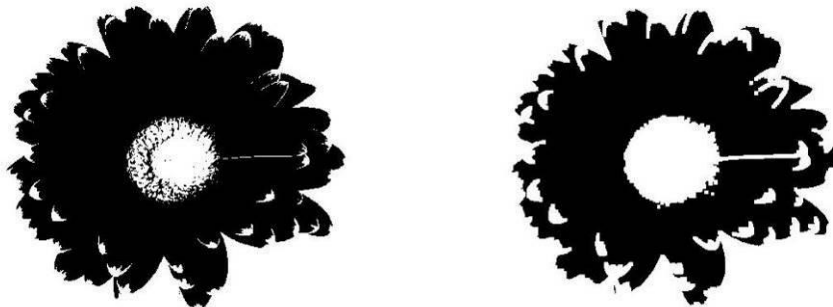


Figura 19: Eliminación de píxeles del fondo y ampliación de píxeles positivos.

En la figura 19 se ve como la región central absorbe los píxeles nulos de su interior y la ampliación de la línea horizontal derecha así como de los extremos de los pétalos. También puede apreciarse como aumentan los píxeles positivos alrededor de la zona central.

Matemáticamente la dilatación de la región A por el strel b queda:

$$D(A, B) = A \oplus B = \bigcup_{b \in B} A_b$$

3.3.2 Erosión

La erosión es la otra operación morfológica básica. Al contrario que en la dilatación su efecto es contraer las regiones positivas a favor de las regiones del fondo, disminuyendo el brillo de la imagen de salida con respecto a la entrada. Las regiones de píxeles positivos rodeadas de fondo encogerán, y los píxeles positivos aislados desaparecerán, además de que las regiones de fondo que estuvieran cerca se fusionarán mientras los píxeles aislados de fondo aumentarán, como se ve en las figuras 20 y 21.

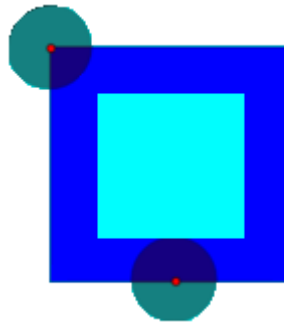


Figura 20: Efecto de la erosión en la región azul oscuro quedando sólo la región cian.

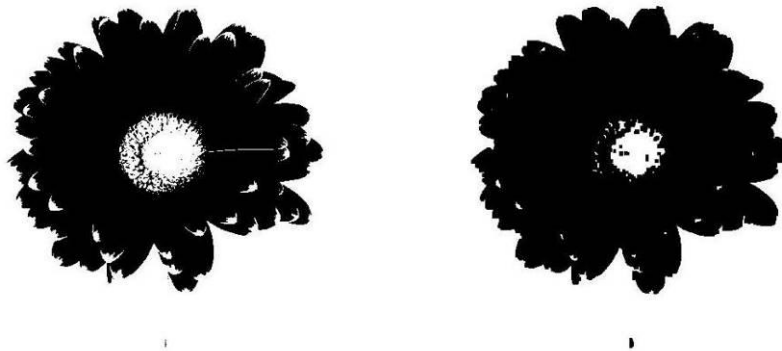


Figura 21: Ampliación de los píxeles del fondo a costa de eliminar los píxeles positivos.

La erosión de la región A por el strel B queda definida matemáticamente como:

$$E(A, B) = A \ominus B = \bigcap_{b \in B} A_b$$

Cabe decir que la dilatación y la erosión no son operaciones inversas, es decir, dilatar una imagen y luego erosionarla o viceversa no devolverá, por lo general, la imagen original, pues mucha información se habrá perdido en cada paso, como se ve en la figura 22.

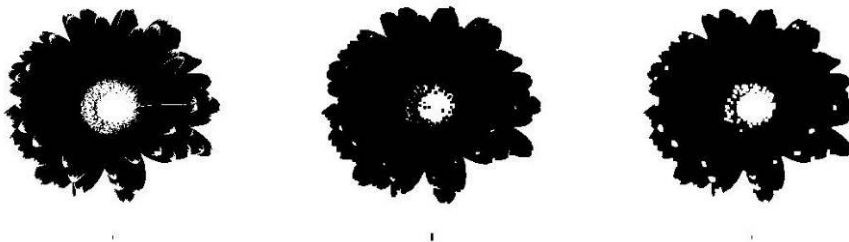


Figura 22: Imagen original, imagen erosionada y dilatación de la erosión.

A partir de estas dos operaciones se pueden realizar las siguientes.

3.3.3 Apertura

La apertura es una operación compuesta de una erosión y una dilatación, eliminando objetos pequeños o detalles molestos (ruido) y separando los objetos adyacentes.

La apertura queda por tanto definida como:

$$Ap(A, B) = A \circ B = D(E(A, B), B) = (A \ominus B) \oplus B$$

Una apertura es visible en la imagen anterior.

La apertura se utiliza para atenuar los valores positivos de la imagen, en el primer paso la erosión elimina los píxeles y pequeñas regiones positivas aisladas reduciendo el brillo de la imagen. En el segundo paso sólo quedan para dilatar los píxeles positivos que no han sido eliminados rellenando los huecos de fondo.

Fruto de esto regiones adyacentes quedan separadas pudiendo distinguir con claridad unas de otras.

3.3.4 Cierre

El cierre es la segunda operación compuesta entre la erosión y la dilatación. En este caso primero se aplica la dilatación y luego la erosión. Lo que se consigue es, al dilatar en primer lugar aumentar las regiones positivas llegando a unirlas, y después se suavizan los bordes de estas nuevas regiones con una erosión. La contraparte de este sistema son los pequeños píxeles aislados que al ser ampliados en la dilatación no pueden ser eliminados en la erosión. Esto es, aparece más información irrelevante.

El cierre queda matemáticamente definido como:

$$C(A, B) = A \bullet B = E(D(A, B), B) = (A \oplus B) \ominus B$$

El principal uso del cierre es unir regiones próximas y llenar objetos. Aumenta el brillo general de la imagen. El efecto de la apertura y el cierre se aprecian en la figura 23.⁸

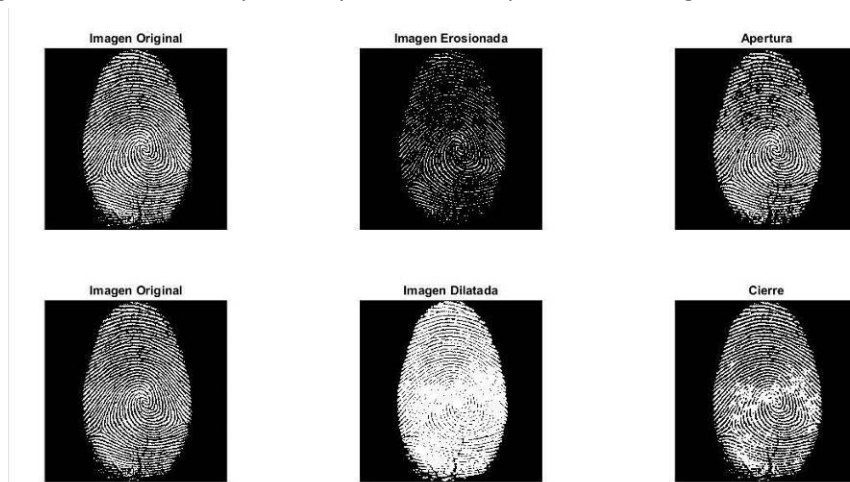


Figura 23: Combinación de dilatación y erosión dando lugar a apertura y cierre.

3.3.5 Otras operaciones: detección de bordes

Mediante las operaciones anteriores pueden extraerse los bordes⁹ de la siguiente manera:

$$F = A - E(A, B)$$

Es decir, se le resta a la imagen original la imagen erosionada, quedando únicamente la frontera, como se puede apreciar en la figura 24:



Figura 24: Detección de bordes en una imagen en escala de grises.

Si se buscara una mayor nitidez, basándose en lo dicho anteriormente se podría recurrir a una apertura para hacer una limpieza de ruido inicial como se ve en la figura 25:



Figura 25: Un poco más limpia de ruido.

Quedando en este caso:

$$F = [(A \ominus B) \oplus B] - (A \ominus B)$$

3.4 Segmentación

La segmentación¹⁰ en el campo de la visión artificial es el proceso de dividir una imagen digital en varias regiones. El objetivo de la segmentación es simplificar y cambiar la representación de una imagen en otra más significativa y más fácil de analizar dividiéndola en regiones que ofrecen por separado una información más valiosa que como conjunto. La segmentación se usa tanto para localizar objetos como para encontrar los límites de estos dentro de una imagen. Además en la segmentación se asigna una etiqueta a cada píxel de la imagen de forma que los píxeles que compartan la misma etiqueta también tendrán ciertas características visuales similares.

El resultado de la segmentación de una imagen es un conjunto de segmentos que cubren en conjunto a toda la imagen, o un conjunto de las curvas de nivel extraídas de la imagen. Cada uno de los píxeles de una región es similar al resto de la región en alguna característica, como el color (no necesariamente en el formato RGB), la intensidad o la textura. Regiones adyacentes son significativamente diferentes con respecto a las características estudiadas. El nivel de detalle de esta subdivisión de la imagen en sus regiones dependerá del problema fruto de estudio. Esto es, la segmentación se detendrá cuando los objetos que se buscan, las regiones de interés, son detectados. No hay interés en llegar más allá una vez detectados estos componentes.

La segmentación, sin embargo, va a determinar de una manera más clara que los procesos anteriores el éxito o fracaso del sistema de procesamiento de imágenes global. Por esta razón el desarrollador del sistema habrá de tomar un especial cuidado en mejorar la probabilidad de acierto de este paso.

La mayoría de métodos para la segmentación se basarán en dos principios: la discontinuidad (segmentación orientada a bordes) y la similitud (segmentación orientada a regiones). En la primera categoría, el enfoque consistirá en separar la imagen basándose en cambios abruptos en la intensidad, como la detección de bordes. En la segunda categoría este enfoque consistirá en partir la imagen en regiones que serán similares de acuerdo a una serie de criterios predefinidos. En esta segunda categoría entrarían por ejemplo la umbralización (figura 26), o el crecimiento, fusión o partición de regiones. Puede conseguirse la segmentación adecuada mejorando o combinando distintos sistemas de distintas categorías, por ejemplo suele ofrecer buenos resultados en varias aplicaciones combinar la detección de los bordes y la umbralización de la imagen. Por último podría hablarse de la segmentación según la morfología de las áreas, un enfoque interesante que combina varios de los sistemas que se nombran.

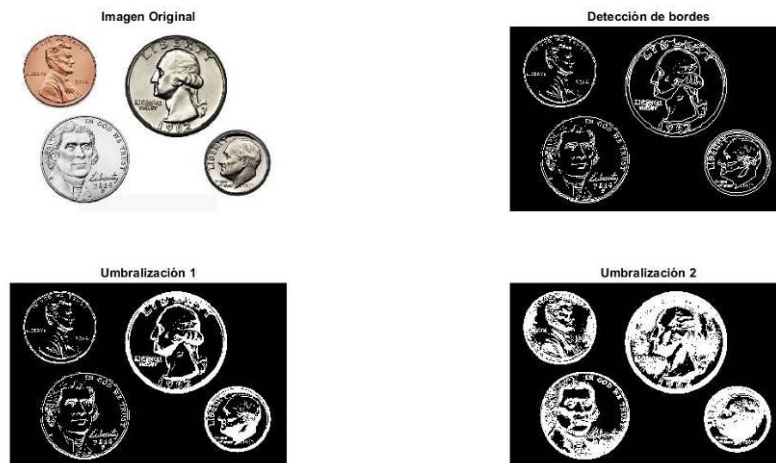


Figura 26: Detección de bordes y dos umbralizaciones en las que se eliminan los píxeles a partir de dos determinados valores umbral.



SISTEMA AUTOMATIZADO BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADOR DE DETECCIÓN DE DEFECTOS EN SISTEMAS MARINOS

APLICACIÓN A LA INSPECCIÓN POR PARTÍCULAS MAGNÉTICAS

Universidad Politécnica de Cartagena. Grado en Arquitectura Naval e Ingeniería en Sistemas Marinos

Ignacio Jesús Moreo López

Trabajo Fin de Grado



Matemáticamente la segmentación queda definida como la descomposición de la imagen original en n regiones numeradas R_i que cumplen:

$$n = \bigcup_{i=1}^N R_i$$

$$R_i \cap R_j = 0 \quad \forall i \neq j$$

$$P(R_i) = \text{Verdadero} \quad \forall i \in \{1,2,3 \dots N\}$$

$$P(R_i \cup R_j) = \text{Falso para regiones adyacentes} (\forall i \neq j)$$

Siendo $P(R_i)$ el predicado lógico que indica un criterio de homogeneidad para la región de estudio.

Existen varias técnicas de segmentación según el problema a resolver y la imagen de entrada. Dentro de los métodos de detección de bordes muchos se basan en la gradiente de la función de estudio (la imagen).

Se define gradiente de una función $f(x,y)$ en un punto (se emplean dos dimensiones por tener dos dimensiones las imágenes de estudio) como la dirección en ese punto para la que el crecimiento de la función es máxima.

Matemáticamente se define como la suma de las derivadas parciales de cada componente de la función, es decir:

$$G(f(x,y)) = \nabla(f) = \frac{df(x,y)}{dx} i + \frac{df(x,y)}{dy} j$$

En el caso de las imágenes digitales, el resultado del gradiente denota las zonas y bordes donde existe un cambio de tonalidad o umbral. Al aplicar el gradiente a una imagen, el operador delimitará las fronteras de las zonas con mayor cambio de tonalidad, que serán las fronteras de las regiones segmentadas.

El módulo del gradiente queda definido como la suma de los cuadrados de sus componentes:

$$|\nabla(f)| = \sqrt{\left(\frac{df(x,y)}{dx}\right)^2 + \left(\frac{df(x,y)}{dy}\right)^2}$$

Si se recurre a la definición de derivada parcial y se sustituye, se logra una buena aproximación que puede definirse como la suma y resta de los píxeles vecinos para cada píxel de la imagen original:

$$\left(\frac{df(x,y)}{dx}\right)^2 \cong (f(x,y) - f(x,y+1))^2$$

$$\left(\frac{df(x,y)}{dy}\right)^2 \cong (f(x,y) - f(x+1,y))^2$$

Sustituyendo:

$$|\nabla(f)| \cong \sqrt{(f(x,y) - f(x,y+1))^2 + (f(x,y) - f(x+1,y))^2}$$

Que, para evitar la complejidad del cálculo de la raíz cuadrada, puede expresarse como:

$$|\nabla(f)| \cong |f(x,y) - f(x,y+1)| + |f(x,y) - f(x+1,y)|$$



SISTEMA AUTOMATIZADO BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADOR DE DETECCIÓN DE DEFECTOS EN SISTEMAS MARINOS

APLICACIÓN A LA INSPECCIÓN POR PARTÍCULAS MAGNÉTICAS

Universidad Politécnica de Cartagena. Grado en Arquitectura Naval e Ingeniería en Sistemas Marinos

Ignacio Jesús Moreo López

Trabajo Fin de Grado



A partir de estas definiciones pueden definirse varios operadores que hacen uso de una matriz de elementos que se compara con cada píxel obteniendo los bordes con más o menos precisión.

A continuación se nombran algunos de los más utilizados:

- Gradiente de Roberts:

Emplea para la detección las máscaras

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \text{ y } \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix}$$

Este filtro no lineal obtiene buena respuesta ante bordes diagonales dado el desplazamiento de sus gradientes. Ofrece buenas prestaciones en cuanto a localización. El gran inconveniente de este operador es su extremada sensibilidad al ruido debido al reducido tamaño de su máscara y por tanto suele presentar pobres resultados.

- Gradientes de Prewitt, Sobel y Frei-Chen:

Emplean para la detección las máscaras

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ k & 0 & -k \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} \text{ y } \begin{bmatrix} -1 & -k & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & k & 1 \end{bmatrix}$$

En el caso de Prewitt, $k=1$, los resultados frente al ruido son mejores por involucrar a los vecinos de filas y columnas. El hecho de que la suma de cada matriz sea 0 evita que las plantillas sesguen el resultado.

Un contra de esta máscara es la dificultad para generar bordes cerrados.

El caso de Sobel, $k=2$, es aún más sensible a los bordes diagonales que el anterior aunque no es una gran diferencia. Sus ventajas e inconvenientes son los mismos.

Por último el caso de Frei-Chen, $k=\sqrt{2}$, tiene la misma sensibilidad para bordes verticales, horizontales y diagonales presentando los mismos resultados ante el ruido.

- Gradiente Laplaciano de la Gaussiana:

El filtro Laplaciano emplea la segunda derivada para generar un conjunto de bordes cuando el resultado del operador es cero, sin embargo es extremadamente sensible



SISTEMA AUTOMATIZADO BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADOR DE DETECCIÓN DE DEFECTOS EN SISTEMAS MARINOS

APLICACIÓN A LA INSPECCIÓN POR PARTÍCULAS MAGNÉTICAS

Universidad Politécnica de Cartagena. Grado en Arquitectura Naval e Ingeniería en Sistemas Marinos

Ignacio Jesús Moreo López

Trabajo Fin de Grado



al ruido. Una solución es combinar la función Laplaciana con la Gaussiana generando un conjunto de bordes aún más preciso y con una menor cantidad de ruido, que era el principal problema.

Matemáticamente queda definido como:

$$\nabla^2(G(x, y)) = \nabla^2\left(\frac{1}{2 \cdot \pi \cdot \sigma^6} \cdot e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2 \cdot \sigma^2}}\right) = \frac{x^2 + y^2 - 2 \cdot \sigma^2}{2 \cdot \pi \cdot \sigma^6} \cdot e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2 \cdot \sigma^2}}$$

$$L \circ G = \nabla^2(G(x, y)) \cdot I(x, y)$$

Su principal problema es la generación en ocasiones deficiente de regiones cerradas.

- Método de Canny:

Es un operador desarrollado por John F. Canny en 1986 que utiliza un algoritmo de múltiples etapas para detectar una amplia gama de bordes en imágenes.

La primera etapa consiste en reducir de la manera más eficiente el ruido de la imagen, el algoritmo de detección de bordes de Canny utiliza un filtro basado en la primera derivada de una gaussiana. Ya que es susceptible al ruido presente en datos de imagen sin procesar, la imagen original es transformada con un filtro gaussiano. El resultado es una imagen un poco borrosa respecto a la versión original. Esta nueva imagen no se ve afectada por un píxel único de ruido en un grado significativo.

Una vez se ha reducido el ruido el algoritmo de Canny utiliza cuatro filtros para detectar horizontal, vertical y diagonal en los bordes de la imagen borrosa. El operador de detección de bordes (cualquiera de los anteriores) devuelve un valor para la primera derivada en la dirección horizontal y la dirección vertical. A partir de éste, se pueden determinar el gradiente de borde y la dirección:

$$|\nabla(f)| \cong \sqrt{(f(x, y) - f(x, y + 1))^2 + (f(x, y) - f(x + 1, y))^2} = \sqrt{\nabla_x^2 + \nabla_y^2}$$

$$\theta = \text{arctag}\left(\frac{\nabla_y}{\nabla_x}\right)$$

En Matlab existe una función predefinida para la detección de bordes, la función `edge`, que permite usar los gradientes anteriormente descritos, como se aprecia en la figura 27.

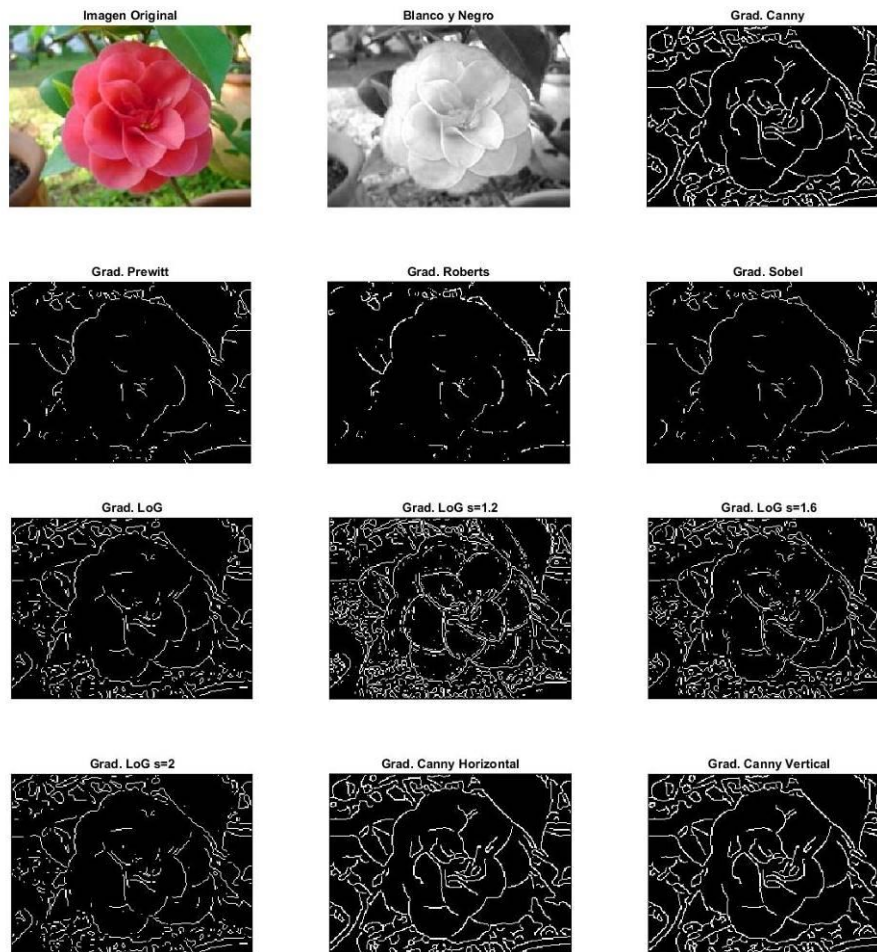


Figura 27: Representación de los gradientes descritos anteriormente para distintos valores de sigma y distintas orientaciones.

3.5 Umbralización

Dentro de las técnicas de segmentación otro paso muy frecuente es la umbralización¹¹. Esta técnica busca eliminar el fondo de la imagen a tratar dejando a la vista sólo los objetos que pueden resultar interesantes desde el punto de vista del análisis, es decir, se pueden separar regiones de interés del fondo de la imagen.

La umbralización puede ser fija, generalizada o adaptativa. En la umbralización fija se requiere un nivel de umbral tal que la imagen puede quedar dividida en píxeles mayores y superiores a este umbral, quedando la imagen binarizada con respecto a este valor. Conforme aumenta el valor del umbral, la imagen resultante genera estructuras con menos detalles, en consecuencia, las regiones generadas captan las zonas con mayor nivel de intensidad. Por lo tanto, es importante elegir un valor que capte la mayor cantidad de regiones, tratando de minimizar el ruido de la imagen.

Matemáticamente el proceso que se sigue para umbralizar una imagen $I(x,y)$ obteniendo una segunda imagen $B(x,y)$ a partir de un umbral U es:

$$B(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{si } I(x,y) \geq \text{Umbral} \\ 0 & \text{si } I(x,y) < \text{Umbral} \end{cases}$$

Es decir, se da valor 1 a los píxeles cuyo valor es mayor o igual que el umbral y el resto se consideran fondo. En la figura 28 se umbraliza una imagen para distintos valores:



Figura 28: Umbralización para distintos valores del umbral (0.2, 0.4, 0.6, 0.8 y 1)

El objetivo de la umbralización se ve claro en un histograma que represente el valor de cada píxel de la imagen. Es frecuente encontrar histogramas en los que se aprecian “jorobas” separadas por un valor, que sería el valor umbral. Si se determina ese valor que separa ambos grupos como umbral estos grupos quedan claramente separados y la imagen estaría correctamente umbralizada, es decir, a un lado de este valor estaría el fondo (joroba grande) y al otro los valores que se buscan, como se ve a continuación en la figura 29:

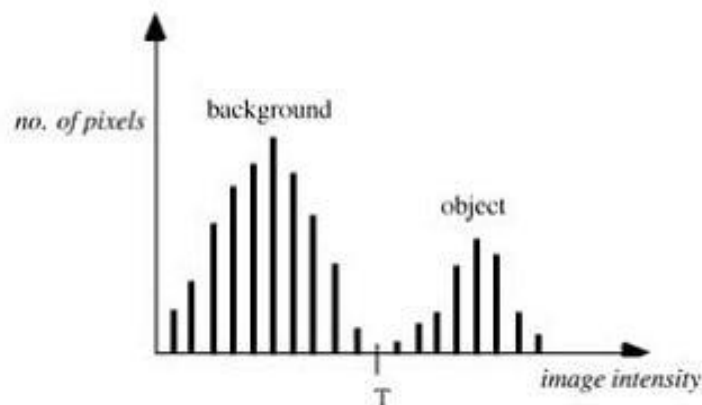


Figura 29: Una vez umbralizada la imagen hay dos grupos en el histograma, fondo y objeto.

A veces se hace necesaria la umbralización general en la que el umbral no es un valor, sino todo un rango de valores que define la región objeto, como por ejemplo en el histograma siguiente (figura 30):

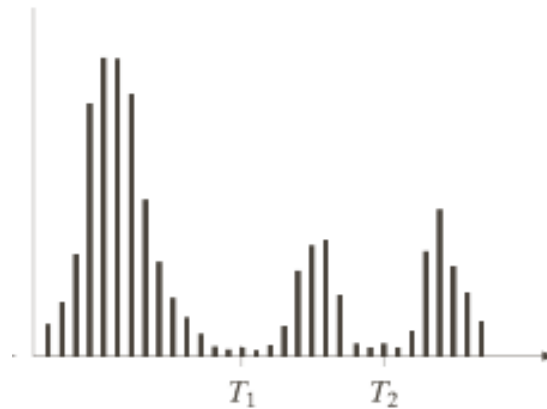


Figura 30: Histograma multimodal obtenido de una imagen con dos valores del umbral, T1 y T2.

Por último la umbralización adaptativa tiene la ventaja de obtener los niveles específicos para cada región de la imagen. La idea consiste en dividir la imagen en regiones conexas que estén compuestas por niveles de gris con poca o nula variación, luego se determina el nivel de umbral para cada región. Si no se puede determinar el nivel de una porción de la imagen, este se calcula a través de la interpolación con sus vecinos y finalmente se aplica la umbralización para cada región.

Uno de los métodos más utilizados en la práctica debido a sus, en general, buenos resultados es el método de Otsu.

El método de Otsu, llamado así en honor a Nobuyuki Otsu que lo inventó en 1979, utiliza técnicas estadísticas, para resolver el problema. En concreto, se utiliza la varianza, que es una medida de la dispersión de valores, en este caso se trata de la dispersión de los niveles de gris. Este método calcula el valor umbral de forma que la dispersión dentro de cada segmento sea lo más pequeña posible, pero al mismo tiempo la dispersión sea lo más alta posible entre segmentos diferentes. Para ello se calcula el cociente entre ambas varianzas y se busca un valor umbral para el que este cociente sea máximo.

Para llevar el método a cabo se parte de dos regiones de píxeles R_0 y R_1 definidos a partir del valor umbral que se busca, t . Se define $p(g)$ como la probabilidad de aparición del valor de gris $0 < g < G$, siendo G el valor de gris máximo. Entonces para las regiones de partida y el valor umbral se define esta probabilidad como:

$$P_0(t) = \sum_{g=0}^t p(g) \text{ para } R_0$$

Si se supone un único valor umbral la suma de ambas probabilidades debe ser 1:

$$P_1(t) = \sum_{g=t+1}^t p(g) = 1 - P_0(t) \text{ para } R_1$$

Ahora se calcula la media de los valores de gris dentro de cada región, esto es, \bar{g}_0 y \bar{g}_1 serán los valores medios para las regiones R0 y R1 respectivamente. Partiendo de estas medias se puede calcular la varianza en cada región como:

$$\sigma_0^2(t) = \sum_{g=0}^t (g - \bar{g}_0)^2 \cdot p(g)$$

$$\sigma_1^2(t) = \sum_{g=t+1}^G (g - \bar{g}_1)^2 \cdot p(g)$$

Se busca ahora que la varianza en cada región sea mínima, mientras que la varianza entre ambos segmentos sea máxima. Se definen ambas varianzas como:

Varianza dentro de los segmentos: $\sigma_{in}^2(t) = P_0(t) \cdot \sigma_0^2(t) + P_1(t) \cdot \sigma_1^2(t)$
Varianza entre los segmentos: $\sigma_{zw}^2(t) = P_0(t) \cdot (\bar{g}_0 - \bar{g})^2 + P_1(t) \cdot (\bar{g}_1 - \bar{g})^2$

Y finalmente se elige el umbral t como aquel que satisface que el valor Q(t) sea máximo, definiéndolo como el cociente entre los dos valores anteriores:

$$Q(t) = \frac{\sigma_{zw}^2(t)}{\sigma_{in}^2(t)}$$

De nuevo Matlab ahorra el trabajo con una función predefinida, que es `graythresh(I)` válida si I es una imagen binaria o en escala de grises y devuelve el valor del umbral t. Además la función `im2bw(I, t)` transforma la imagen original según este umbral, como se ve en la figura 31:



Figura 31: Umbralización por el método de Otsu.

3.6 Ruido en las imágenes digitales

El ruido digital¹², o cuando se habla de imágenes digitales simplemente ruido, es la variación aleatoria de brillo y color por lo general no deseada y producida en el dispositivo de entrada. Con objeto de procesar las imágenes debe conocerse el ruido, sus tipos y como controlarlo con filtros.

El ruido puede ser producido o alterado por magnitudes tales como temperatura, luminosidad, estado de la cámara, etc.

Puede introducirse ruido a propósito en las imágenes con Matlab gracias al comando `imnoise` que tiene la forma:

```
J = imnoise(I,'tipo',variables);
```

Donde *I* es la imagen a la que se introduce el ruido, 'tipo' hace referencia al tipo de ruido que se desea introducir (para este TFG puede ser 'salt & pepper', 'gaussian' o 'poisson') y variables pueden ser todas aquellas variables que modifiquen la cantidad o concentración de ruido. *J* será la salida, la imagen con ruido.

En los ejemplos se usan imágenes en escala de grises por apreciarse mejor el fenómeno aunque puede darse ruido (y se dará) en las imágenes a color.

Los tipos más frecuentes de ruido son:

- Ruido sal y pimienta o impulsional (figura 32): Una imagen que contenga ruido impulsional tendrá píxeles oscuros en las regiones brillantes y/o píxeles brillantes en las regiones oscuras. El hecho que define este tipo de ruido es que el píxel ruidoso en cuestión no tiene relación alguna con los píxeles circundantes. Generalmente, este tipo de ruido, afectará a una pequeña cantidad de píxeles de



la imagen.

Figura 32: Ruido tipo sal y pimienta.

- Ruido gaussiano (figura 33): El ruido gaussiano es ruido estadístico que tiene una función de densidad cuya probabilidad es igual a la de la distribución normal. En otras palabras, los valores que el ruido puede asumir seguirán una distribución tipo campana de Gauss. El ruido gaussiano se encuentra asociado con la radiación electromagnética. Ya que no es posible tener comunicación eléctrica sin electrones, es imposible evitar el ruido.



Figura 33: Ruido tipo gaussiano con media=0 y varianza=0,01

- Ruido de disparo o de Poisson (figura 34): El ruido dominante en las partes más oscuras de una imagen digital está típicamente causado por fluctuaciones cuánticas estadísticas, es decir, la variación en el número de fotones detectado en un nivel de exposición dado. Este ruido se conoce como ruido de disparo. El ruido de disparo sigue una distribución de Poisson, que excepto en niveles muy bajos de intensidad se aproxima a una distribución gaussiana. A menudo el ruido de disparo sólo supone un problema cuando se trabaja con intensidades luminosas bajas.



Figura 34: Ruido tipo Poisson.

3.7 Filtros

Una vez comprendidos algunos tipos de ruido y con intención de eliminarlos, o en caso de no ser posible mantenerlos en un nivel aceptable, se dan unas nociones de algunos de los filtros más usados en cada caso¹³. El filtrado es el conjunto de técnicas englobadas dentro del preprocesamiento de imágenes cuyo objetivo fundamental es obtener, a partir de una imagen origen, otra final cuyo resultado sea más adecuado para una aplicación específica mejorando ciertas características de la misma que posibilite efectuar operaciones del procesado sobre ella.

Los filtros pueden dividirse en aquellos que trabajan en el dominio de la frecuencia y los que trabajan en el dominio del espacio. Los primeros trabajan con la transformada de Fourier de la imagen, el proceso general es:

- Se aplica la transformada de Fourier.
- Se multiplica por la función de filtro que se escoge.
- Se vuelve al dominio espacial aplicando la transformada inversa de Fourier.

Existen tres tipos de filtrado en el dominio de la frecuencia:

- Paso bajo: atenúa las frecuencias altas y mantiene sin variaciones las bajas. El resultado en el dominio espacial es equivalente al de un filtro de suavizado, donde las altas frecuencias que son filtradas se corresponden con los cambios fuertes de intensidad. Consigue reducir el ruido suavizando las transiciones existentes.
- Paso alto: hace lo contrario que el anterior, esto es, atenúa las frecuencias bajas manteniendo invariables las frecuencias altas. Puesto que las altas frecuencias corresponden en las imágenes a cambios bruscos de densidad, este tipo de filtros es usado, porque entre otras ventajas, ofrece mejoras en la detección de bordes en el dominio espacial, ya que estos contienen gran cantidad de dichas frecuencias. Refuerza los contrastes que se encuentran en la imagen.
- Paso banda: atenúa los extremos (frecuencias muy altas o muy bajas) manteniendo una banda de rango medio.

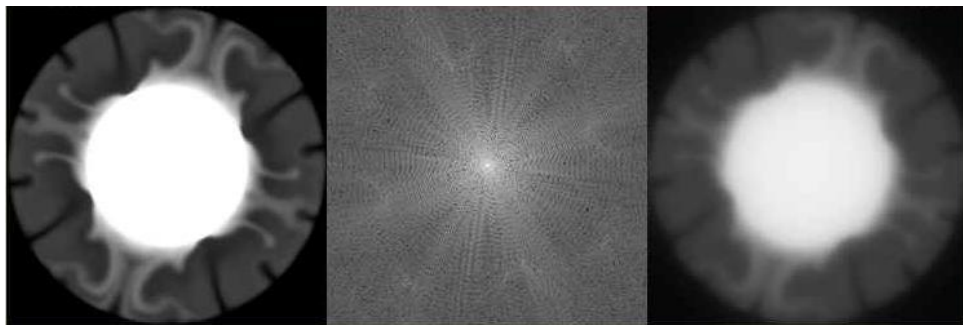


Figura 35: Filtrado de una imagen en el dominio de las frecuencias.

En cuanto a los filtros en el dominio del espacio las operaciones de filtrado pasan a llevarse a cabo directamente sobre los píxeles de la imagen. En este proceso se relaciona, para todos y cada uno de los puntos de la imagen, un conjunto de píxeles próximos al píxel objetivo con la finalidad de obtener una información útil, dependiente del tipo de filtro aplicado, que permita actuar sobre el píxel concreto en que se está llevando a cabo el proceso de filtrado para obtener mejoras sobre la imagen y/o datos que podrían ser utilizados en futuras acciones o procesos de trabajo sobre ella. Este conjunto de píxeles próximos es la máscara de convolución, una matriz de píxeles como la que se usaba en el caso de los gradientes, de hecho algunos de estos gradientes (Roberts, Prewitt, Sobel, Frei-Chen y demás métodos de detección y realce de bordes).

Algunos de los procesos más empleados son:

- Filtro de la media: Dada una imagen $f(i,j)$, el procedimiento consiste en generar una nueva imagen $g(i,j)$ cuya intensidad para cada píxel se obtiene promediando los valores de intensidad de los píxeles $f(i,j)$ incluidos en un entorno de vecindad predefinido.
- Filtro gaussiano: El valor de cada punto es el resultado de promediar con distintos pesos los valores vecinos a ambos lados de dicho punto. Este tipo del

filtro también tiene el problema del difuminado de los bordes, pero no es tan acusado como el caso de la media simple. Este tipo de filtro reduce especialmente el ruido tipo gaussiano. Además este filtro emborrona menos los bordes.

- Filtro de la mediana: Los píxeles de la nueva imagen se generan calculando la mediana del conjunto de píxeles del entorno de vecindad del píxel correspondiente a la imagen origen. De esta forma se homogeneizan los píxeles de intensidad muy diferente con respecto a la de los vecinos. Este tipo de filtro es bastante indicado cuando se tiene ruido aleatorio.

Para visualizar mejor el efecto de estos filtros se introduce ruido de dos de los tipos más llamativos en una imagen (comando `imnoise`) y se aplican los distintos filtros. Para crear la máscara se usa el comando `máscara=fspecial(tipo,parámetros)` y, acto seguido se aplica esta máscara con el comando `J=imfilter(I,máscara)` que aplica los filtros de tipo lineal y `J=medfilt2(I,tamaño)`. `J` hace referencia a la imagen obtenida (a la que se aplica un filtro) e `I` a la imagen inicial.

Los tipos de máscara predefinidos en Matlab y que se usan en el ejemplo (figuras 36 y 37) son `average` (media) y `gaussian` (gaussiano), en ambos casos sin introducir parámetros (máscaras de 3x3 y en el caso gaussiano `media=0` y `desviación típica=0,05`).



Figura 36: Efecto de los filtros descritos con el ruido gaussiano.



Figura 37: Efecto de los filtros descritos con el ruido sal y pimienta.

3.8 Clasificadores

Otro concepto a entender para la comprensión total del resultado que se propone es el de clasificador¹⁴ (figura 38). En el machine-learning y en estadística, clasificador es el algoritmo que identifica a que conjunto pertenece una nueva observación, sobre la base de un conjunto de datos de entrenamiento que contienen observaciones cuya pertenencia a una categoría concreta se conoce. Un ejemplo sería la asignación de un correo electrónico entregado en "spam" o "no spam" o la asignación de un diagnóstico para un paciente determinado a partir de las características observadas en él (sexo, presión arterial, presencia o ausencia de ciertos síntomas, etc.). La clasificación es un ejemplo de reconocimiento de patrones.

En el machine-learning, la clasificación se considera una parte del aprendizaje supervisado, es decir, el aprendizaje, donde un grupo de observaciones correctamente identificadas está disponible. El procedimiento de supervisión correspondiente se conoce como agrupación (*clustering*), y consiste en agrupar los datos en categorías basadas en alguna medida de similitud inherente o distancia.

A menudo, las observaciones individuales se analizan en un conjunto de propiedades cuantificables, conocido también como variables explicativas o características. Estas propiedades pueden ser categóricas (por ejemplo, "A", "B", "AB" o "O", para el tipo de sangre), magnitudes (por ejemplo, "grande", "medio" o "pequeño"), con valores enteros (por ejemplo, el número de ocurrencias de una palabra en particular en un correo electrónico) o cuantificables (por ejemplo, una medición de valor real de la presión arterial o el área en píxeles que ocupa una región de una imagen). Otros clasificadores trabajan mediante la comparación de las observaciones a las observaciones anteriores por medio de una función de similitud o distancia.

El aprendizaje al que se hace referencia puede ser supervisado, no supervisado, semi-supervisado o por refuerzo. En este TFG solamente se hará referencia al aprendizaje supervisado, esto es, una técnica de aprendizaje artificial que elabora una función matemática (hipótesis) a partir de datos de entrenamiento previamente etiquetados.

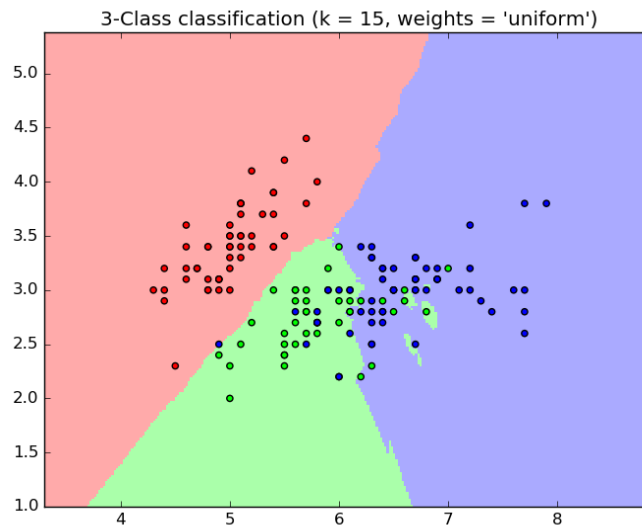


Figura 38: Clasificación de elementos en 3 grupos.

3.8.1 Tipos de clasificadores

Existen distintos tipos de clasificadores, cada uno de ellos con sus ventajas, inconvenientes y parámetros de entrada, y por supuesto cada uno de ellos ofrecerá un rendimiento que se calculará para elegir el más adecuado. El software Matlab ofrece la Toolbox "Classification Learner" que agiliza la configuración de cada tipo de clasificador de los que se dispone. El presente TFG se centrará en tres grupos de clasificadores, que son el grupo de los KNN, el grupo de los SVM y el Bayesiano y que se detallan a continuación:

- Clasificador KNN: El algoritmo KNN o K-NN (*k-nearest neighbors*, literalmente los k vecinos más cercanos, figura 39) es un método no paramétrico usado para la clasificación y la regresión. En ambos casos la principal entrada del método es el número entero positivo k que hace referencia a los k elementos más cercanos a aquel que se estudia. Este elemento pertenecerá a uno u otro grupo según lo sean la mayoría de estos elementos más cercanos. El elemento k será por lo general pequeño, la experiencia dicta que no llegará por lo general a 10. Este método es posiblemente el más simple de los algoritmos de clasificación.

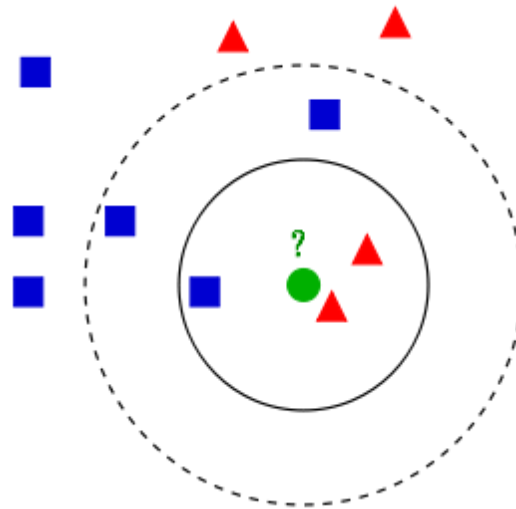


Figura 39: En la clasificación KNN el elemento central pertenecerá al grupo rojo si $k=3$ y al azul si $k=5$.

Este método depende de la métrica, es decir, si se mide una distancia euclídea, de Hamming, Mahalanobis, etc. Otro parámetro que define este método es la normalización, esto es, en varias ocasiones se darán medidas que serán muy grandes frente a otras y en las que cambios relativamente grandes repercutirán poco o nada en la solución, como puede ser el caso de estudiar el precio del suelo en una moneda de poco valor relativo en función del área o en el caso que ocupa este TFG la cantidad de píxeles de las regiones seleccionadas en la imagen (que puede ser del orden de millones) frente al valor RGB (entre 0 y 255) y que por tanto deberán ser por lo general debidamente normalizadas para que atributos con mucho rango no tengan más peso que los demás, centrando y escalando cada columna según su media y desviación típica.

- Clasificador SVM: El método SVM (*Support Vector Machine*, en español Máquina de Soporte Vectorial, figura 40) es un modelo que representa a los puntos de muestra en el espacio, separando las clases a 2 espacios lo más amplios posibles mediante un hiperplano de separación definido como el vector entre los 2 puntos de las 2 clases más cercanos al que se llama vector soporte. Cuando las nuevas muestras se ponen en correspondencia con dicho modelo, en función de los espacios a los que pertenezcan, pueden ser clasificadas a una o la otra clase. Así, el objetivo de una SVM es crear un límite que deja particiones homogéneas de datos a cada lado. Un clasificador SVM también se puede extender a problemas con datos no separables linealmente. Pueden ser adaptados para su uso con casi cualquier tipo de aprendizaje de tareas, incluyendo tanto la clasificación y predicción numérica. De nuevo este tipo de clasificadores tienden a obtener mejores resultados después de la normalización de datos.

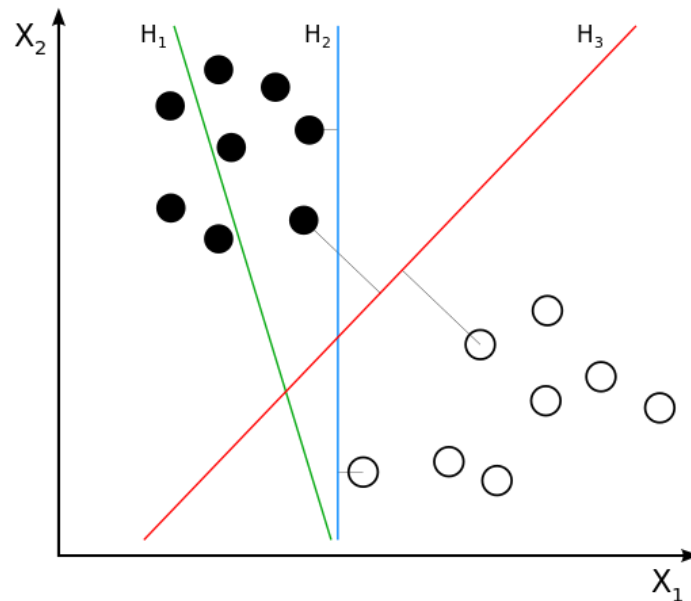


Figura 40: El clasificador SVM crea distintos hiperplanos hasta que encuentra el óptimo. H1 no separa los datos, H2 los separa pero con muy poco margen, H3 los separa con un margen máximo.

En los orígenes del método era un clasificador lineal, desafortunadamente los universos a estudiar no se suelen presentar en casos de dos dimensiones. Existen también otros kernel tales como el *polinomial* o el *gaussiano* que suelen presentar mejores resultados frente a situaciones como más de dos variables predictoras (lo especial sería tener dos), curvas no lineales de separación, casos donde los conjuntos de datos no pueden ser completamente separados, o clasificaciones en más de dos categorías.

- Clasificador NB: En el aprendizaje de máquinas, los clasificadores NB (*naive Bayes*, literalmente Bayes ingenuo, figura 41) son una familia de clasificadores probabilísticos basados en aplicar el teorema de Bayes asumiendo una gran independencia entre las características. Naive Bayes es una técnica sencilla para la construcción de clasificadores: los modelos que asignan etiquetas de clase, son representados como vectores de valores de funciones, donde las etiquetas de clase se han extraído de un conjunto finito. No existe un único algoritmo para la formación de tales clasificadores, pero todos los algoritmos están basados en un principio común: todos los clasificadores de NB asumen que el valor de una característica particular es independiente del valor de cualquier otra característica, teniendo en cuenta la variable de clase. Por ejemplo, una fruta puede ser considerada como una manzana si es roja, redonda, y tiene alrededor de 10 cm de diámetro. Un clasificador NB considera que cada una de estas características contribuyen de forma independiente a la probabilidad de que esta fruta sea una manzana, con independencia de las posibles correlaciones entre las características de color, redondez y diámetro. Al trabajar con probabilidades y tratando cada característica de manera independiente este método no necesita normalización de los datos.

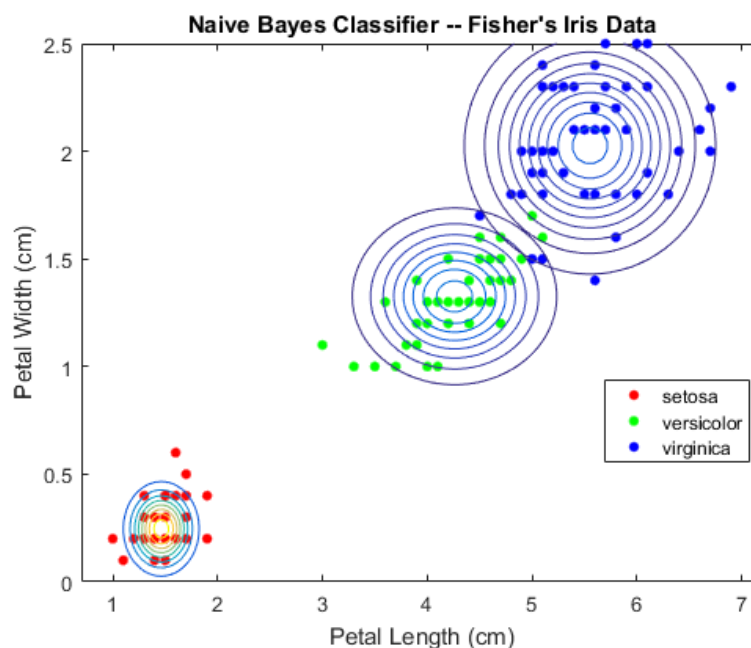


Figura 41: Clasificador NB eligiendo el tipo de flor en función del ancho y el largo de los pétalos.

Todos los parámetros del modelo se pueden aproximar con frecuencias relativas del conjunto de entrenamiento. Estas son las estimaciones de máxima verosimilitud de las probabilidades. Una clase priori se puede calcular asumiendo clases equiprobables, o mediante el cálculo de una estimación de la probabilidad de clase del conjunto de entrenamiento. Para la estimación de los parámetros de la



SISTEMA AUTOMATIZADO BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADOR DE DETECCIÓN DE DEFECTOS EN SISTEMAS MARINOS

APLICACIÓN A LA INSPECCIÓN POR PARTÍCULAS MAGNÉTICAS

Universidad Politécnica de Cartagena. Grado en Arquitectura Naval e Ingeniería en Sistemas Marinos

Ignacio Jesús Moreo López

Trabajo Fin de Grado



distribución de una característica, se debe asumir una distribución o generar modelos de estadística no paramétrica de las características del conjunto de entrenamiento.

Las hipótesis sobre las distribuciones de características son llamadas el modelo de eventos del clasificador NB. La distribución multinomial y la distribución de Bernoulli son populares para características discretas. Cuando se trata con los datos continuos, una hipótesis típica es que los valores continuos asociados con cada clase se distribuyen según una Distribución normal.

3.8.2 Precisión del clasificador

Una vez realizados los cálculos el objetivo será seleccionar el mejor clasificador, esto es, el que tenga una mayor tasa de acierto. Existen distintas maneras de obtener la precisión de un clasificador, entre las que destacan:

- Validación cruzada: La validación cruzada es una técnica de validación de modelos para evaluar cómo los resultados de un análisis estadístico generalizarán a un conjunto de datos independientes. Se utiliza principalmente en entornos donde la meta es la predicción, y se quiere estimar la precisión con que un modelo funcionará en la práctica. En un problema de predicción, al modelo generalmente se le administra un conjunto de datos conocidos a partir de los cuales se crea el clasificador (datos de entrenamiento), y un conjunto de datos desconocidos (o datos vistos por primera vez) contra el que se prueba el modelo de prueba (conjuntos de datos). El objetivo de la validación cruzada es definir un conjunto de datos para "probar" el modelo en la fase de entrenamiento, con el fin de limitar los problemas como sobreajuste (*overfitting*, figura 42), dando una idea de cómo el modelo se generalizará a un conjunto de datos independiente es decir, un conjunto de datos desconocido, un problema real, etc. Una ronda de validación cruzada implica la partición de una muestra de datos en subconjuntos complementarios, realizar el análisis de un subconjunto (conjunto de entrenamiento), y validar el análisis en el otro subconjunto (llamado el conjunto de validación o conjunto de pruebas). Para reducir la variabilidad, se realizan múltiples rondas de validación cruzada utilizando diferentes particiones, y los resultados de la validación se promedian para todas las rondas. Una de las principales razones para el uso de validación cruzada en lugar de utilizar la validación convencional (por ejemplo partir el conjunto de datos en dos conjuntos de 70% para la formación y el 30% para la prueba) es que no hay suficientes datos disponibles para dividir en un conjunto de entrenamiento y uno de pruebas sin perder capacidad. En estos casos, una buena manera para estimar adecuadamente el rendimiento predicción del modelo es el uso de validación cruzada.

En resumen, la validación cruzada combina (promedia) medidas de ajuste para obtener una estimación más precisa del rendimiento del modelo.



SISTEMA AUTOMATIZADO BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADOR DE DETECCIÓN DE DEFECTOS EN SISTEMAS MARINOS

APLICACIÓN A LA INSPECCIÓN POR PARTÍCULAS MAGNÉTICAS

Universidad Politécnica de Cartagena. Grado en Arquitectura Naval e Ingeniería en Sistemas Marinos

Ignacio Jesús Moreo López

Trabajo Fin de Grado



- Existen distintos tipos de validación cruzada que ofrecen distintos resultados. Los principales son:
 - K-fold cross-validation: En la validación cruzada de K iteraciones o *K-fold cross-validation* (figura 43) los datos de muestra se dividen en K subconjuntos. Uno de los subconjuntos se utiliza como datos de prueba y el resto (K-1) como datos de entrenamiento. El proceso de validación cruzada es repetido durante k iteraciones, con cada uno de los posibles subconjuntos de datos de prueba. Finalmente se realiza la media aritmética de los resultados de cada iteración para obtener un único resultado. Este método es muy preciso puesto que evaluamos a partir de K combinaciones de datos de entrenamiento y de prueba, pero aun así tiene una desventaja, y es que, a diferencia del método de retención, es lento desde el punto de vista computacional. En la práctica, la elección del número de iteraciones depende de la medida del conjunto de datos. Lo más común es utilizar la validación cruzada de 10 iteraciones (10-fold cross-validation).
 - Validación cruzada aleatoria: Este método consiste al dividir aleatoriamente el conjunto de datos de entrenamiento y el conjunto de datos de prueba. Para cada división la función de aproximación se ajusta a partir de los datos de entrenamiento y calcula los valores de salida para el conjunto de datos de prueba. El resultado final se corresponde a la media aritmética de los valores obtenidos para las diferentes divisiones. La ventaja de este método es que la división de datos entrenamiento-prueba no depende del número de iteraciones. Pero, en cambio, con este método hay algunas muestras que quedan sin evaluar y otras que se evalúan más de una vez, es decir, los subconjuntos de prueba y entrenamiento se pueden solapar.
 - Leave one out: La validación cruzada dejando uno fuera o Leave-one-out cross-validation (LOOCV) implica separar los datos de forma que para cada iteración tengamos una sola muestra para los datos de prueba y todo el resto conformando los datos de entrenamiento. La evaluación viene dada por el error, y en este tipo de validación cruzada el error es muy bajo, pero en cambio, a nivel computacional es muy costoso, puesto que se tienen que realizar un elevado número de iteraciones, tantas como N muestras tengamos y para cada una analizar los datos tanto de entrenamiento como de prueba.

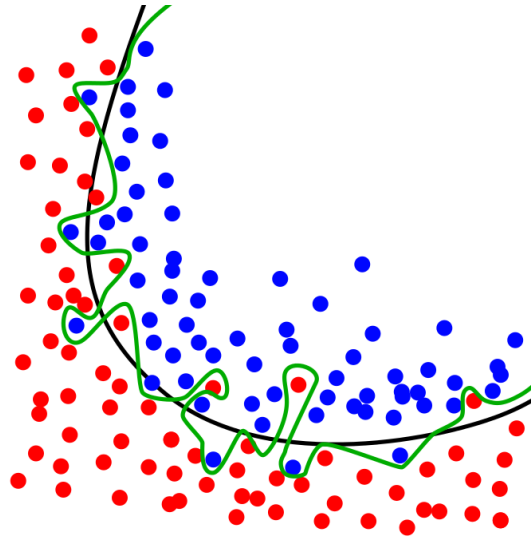


Figura 42: Overfitting; aunque la curva verde ofrecería mejores resultados para el conjunto de datos actual la curva negra ofrecerá un rendimiento mejor para datos nuevos.

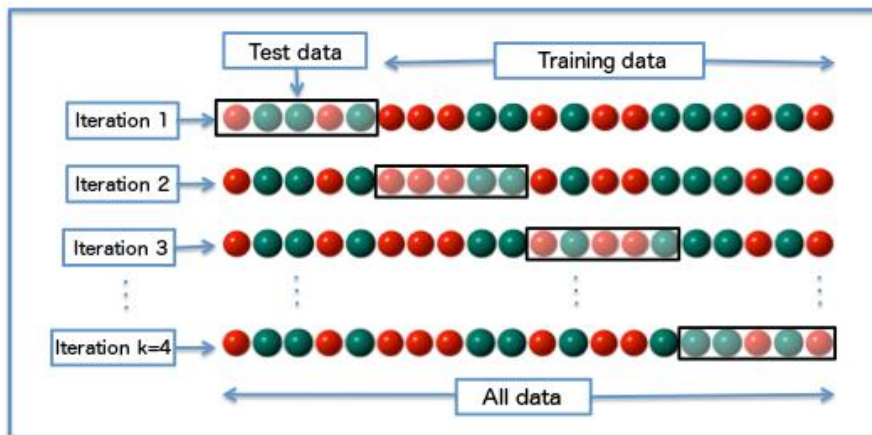


Figura 43: Ejemplo de validación cruzada tipo k-fold para k=4.

- Matriz de confusión: También se conoce como matriz de errores. En el campo de la clasificación estadística una matriz de confusión es una matriz o tabla que permite la visualización de la ejecución de un algoritmo (figura 44), típicamente un aprendizaje supervisado. Cada columna de la matriz representa las clases predichas mientras que cada fila representa las clases reales (o viceversa). El nombre se deriva del hecho de que hace que sea fácil ver si el sistema está confundiendo dos clases.

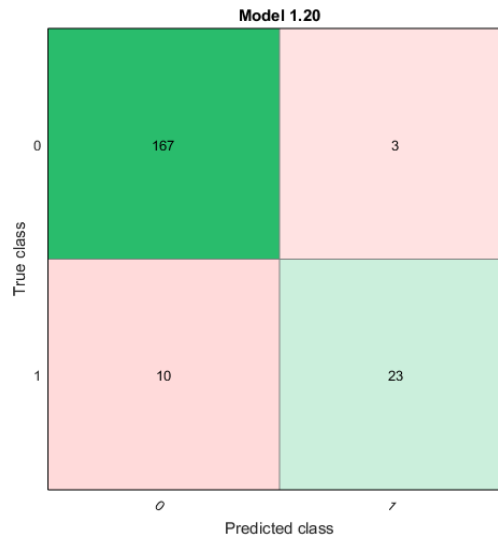


Figura 44: Matriz de confusión obtenida en Matlab para las regiones de estudio de este TFG.

- Curva ROC: ROC es el acrónimo de *Receiver Operating Characteristic*, literalmente Característica Operativa del Receptor. Son una representación gráfica de la sensibilidad frente a la especificidad para un sistema clasificador binario según se varía el umbral de discriminación, como se ve en la figura 45. Otra interpretación de este gráfico es la representación del ratio de verdaderos positivos (VPR = Razón de Verdaderos Positivos) frente al ratio de falsos positivos (FPR = Razón de Falsos Positivos) también según se varía el umbral de discriminación (valor a partir del cual decidimos que un caso es un positivo).

Los valores que se cruzan son también conocidos como:

- La sensibilidad, que indica la capacidad del clasificador para dar como casos positivos los casos que realmente lo son o proporción de positivos correctamente identificados.
- La especificidad, que indica la capacidad del clasificador para dar como casos negativos los casos que lo sean, es decir proporción de negativos correctamente identificados. Es decir, la especificidad caracteriza la capacidad de la prueba para detectar la ausencia de datos que indiquen que se trata de un caso positivo.

Se calculan como sigue:

$$\text{Sensibilidad} = \frac{VP}{VP + FN}; VP = \text{Verdaderos Positivos}, FN = \text{Falsos Negativos}$$

$$\text{Especificidad} = \frac{VN}{VN + FP}; VN = \text{Verdaderos Negativos}, FP = \text{Falsos Positivos}$$

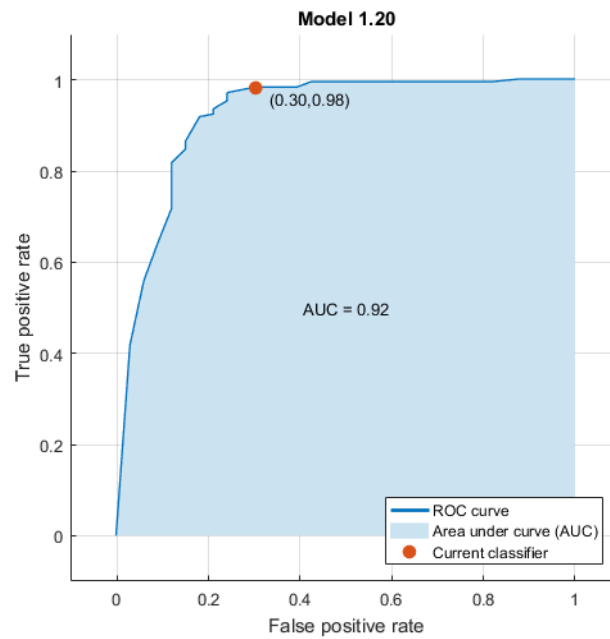


Figura 45: Curva ROC para un clasificador ficticio, con una sensibilidad óptima del 98 % y un valor 1-especificidad de 0,30.



**SISTEMA AUTOMATIZADO BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADOR DE DETECCIÓN
DE DEFECTOS EN SISTEMAS MARINOS**

APLICACIÓN A LA INSPECCIÓN POR PARTÍCULAS MAGNÉTICAS

Universidad Politécnica de Cartagena. Grado en Arquitectura Naval e Ingeniería en Sistemas Marinos

Ignacio Jesús Moreo López

Trabajo Fin de Grado





**SISTEMA AUTOMATIZADO BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADOR DE DETECCIÓN
DE DEFECTOS EN SISTEMAS MARINOS**

APLICACIÓN A LA INSPECCIÓN POR PARTÍCULAS MAGNÉTICAS

Universidad Politécnica de Cartagena. Grado en Arquitectura Naval e Ingeniería en Sistemas Marinos

Ignacio Jesús Moreo López

Trabajo Fin de Grado



4. Desarrollo del software



**SISTEMA AUTOMATIZADO BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADOR DE DETECCIÓN
DE DEFECTOS EN SISTEMAS MARINOS**

APLICACIÓN A LA INSPECCIÓN POR PARTÍCULAS MAGNÉTICAS

Universidad Politécnica de Cartagena. Grado en Arquitectura Naval e Ingeniería en Sistemas Marinos

Ignacio Jesús Moreo López

Trabajo Fin de Grado



4.1 Desarrollo del software

Con el fin de obtener los datos necesarios se acude al Departamento de Ingeniería de Materiales y Fabricación y a su banco de piezas con defecto para realizar fotografías de sus piezas con defectos que puedan servir para este TFG.

Una vez definidos los medios con los que se va a hacer frente al problema de la clasificación de las imágenes en los grupos “grieta”-“no grieta” toca procesar éstas para conseguir el objetivo con un rendimiento aceptable.

Las imágenes con las que se va a trabajar siguen todas el mismo formato y pueden revisarse en el apéndice correspondiente, estas son algunas de ellas (figura 46):

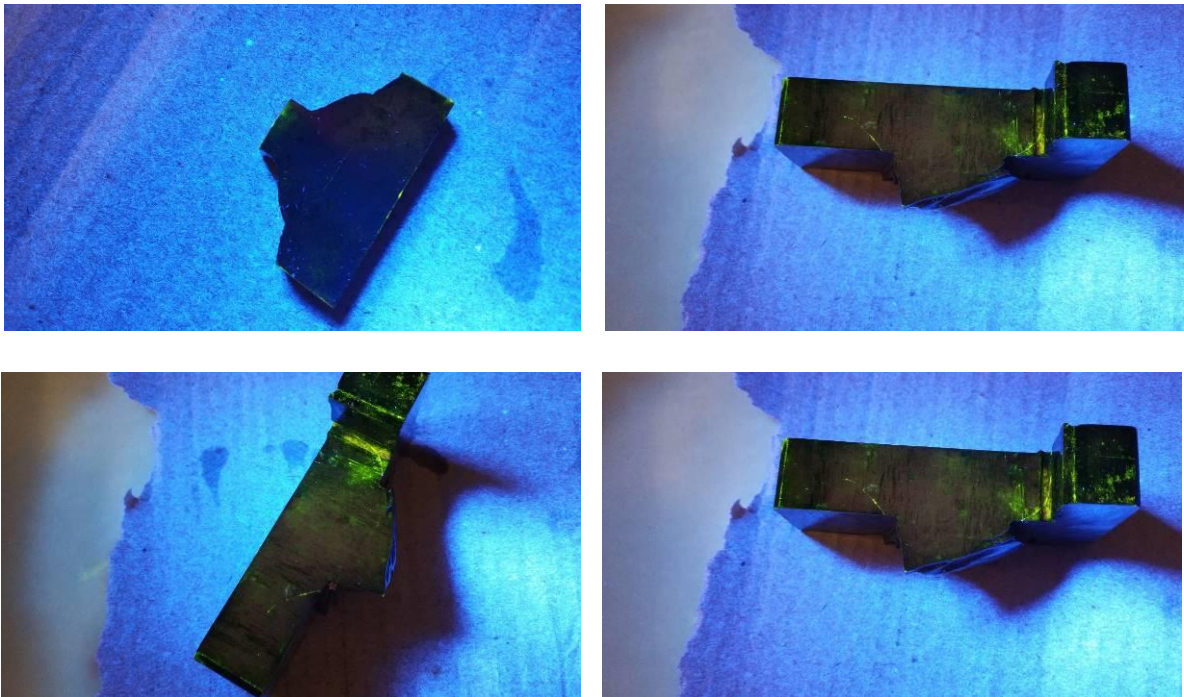


Figura 46: Imágenes obtenidas con las piezas disponibles en la UPCT.

El primer paso (una vez abiertas las imágenes) es obtener las imágenes RGB, HSV y Lab así como descomponerlas en sus matrices para ver si en alguna las grietas destacan de alguna manera, lo ideal sería umbralizar para algún límite de manera que sólo quedaran las hipotéticas grietas. Como suele ocurrir no es así, pero se empieza a ver que las máscaras R, G y B son un comienzo aceptable. G y B muestran la grieta de una manera aceptable, pero en R aunque se ve algo menos se atenúa una buena parte del ruido sin necesidad de aplicar ningún filtro, por esto se empieza a trabajar con la máscara R.

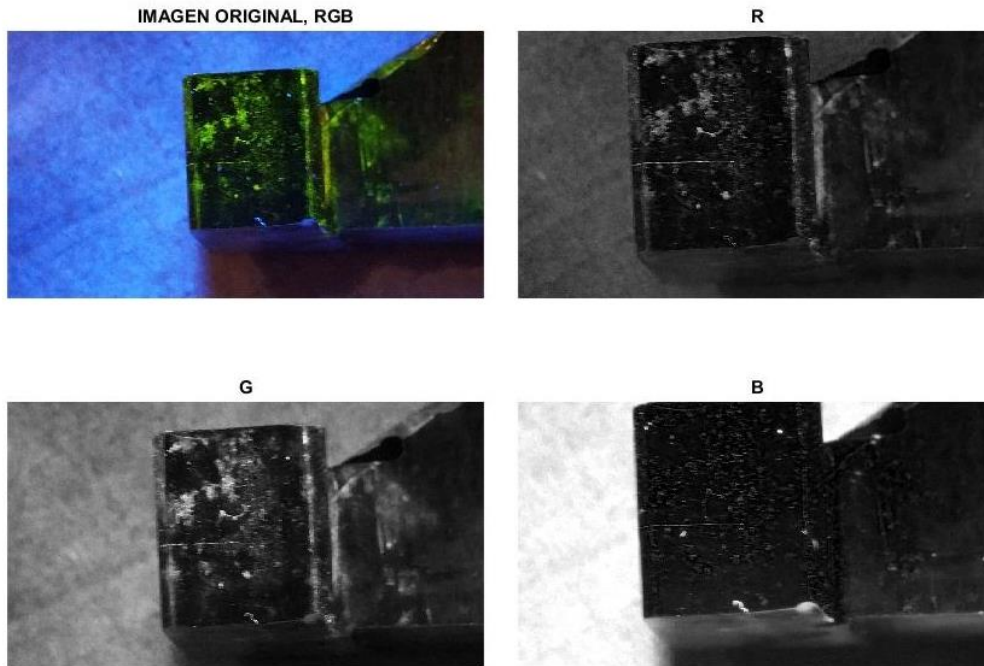


Figura 47: Detalle de las máscaras R, G y B para el entorno de una grieta.

Antes de probar la umbralización lo siguiente que se hace es “eliminar” (entendiendo por eliminar poner a cero los píxeles) los brillos azules. El motivo es que muchas veces el fondo y la grieta pasan a ser una única región que no puede por tanto ser estudiada.

La condición que se aplica es si el valor B es para un punto cualquiera mayor que una constante (elegida por la experiencia) multiplicada por la suma de los valores R y G para ese punto entonces la imagen pasa a ser negra en ese punto. Con esto se elimina bastante bien no sólo el fondo sino también las marcas puntuales azules que aparecen en alguna imagen y que son frecuentes en el ensayo por partículas magnéticas, generalmente manchas de aceite.

Puesto que la imagen se va a oscurecer mucho se obtiene antes de hacer la eliminación el límite de umbralización por Otsu con el comando `graythresh(I)`.

Después y tras probar distintos filtros y operaciones morfológicas se decide aplicar un filtro de suavizado con un disco de radio 3 píxeles, que aporta buenos resultados allá donde siga apareciendo algo de ruido cercano a la hipotética grieta que podría juntarse con ésta al aplicar el siguiente paso, una dilatación con un elemento estructurante tipo cuadrado de longitud de lado 4 píxeles.

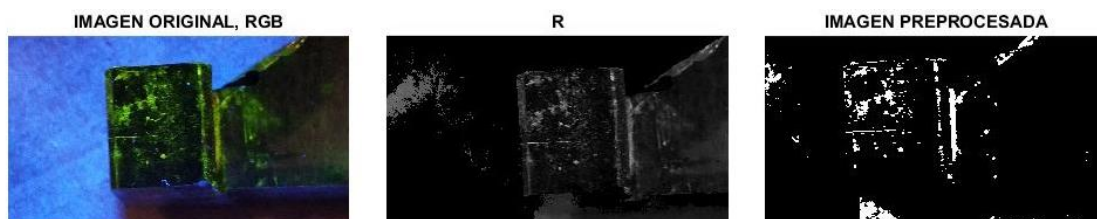


Figura 48: Tras las primeras operaciones las grietas empiezan a mostrar rasgos distintos a otras regiones, pero salta a la vista que sigue apareciendo mucho ruido. En R ya se ha eliminado el fondo.



**SISTEMA AUTOMATIZADO BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADOR DE DETECCIÓN
DE DEFECTOS EN SISTEMAS MARINOS**

APLICACIÓN A LA INSPECCIÓN POR PARTÍCULAS MAGNÉTICAS

Universidad Politécnica de Cartagena. Grado en Arquitectura Naval e Ingeniería en Sistemas Marinos

Ignacio Jesús Moreo López

Trabajo Fin de Grado



El siguiente paso es estudiar uno a uno cada una de estas regiones, Matlab dispone para esto del comando `regionprops`, que sigue la forma `stats = regionprops(BW, properties)` donde `BW` es la imagen a la que se calcula los parámetros (la imagen preprocesada), `properties` los parámetros que se desean y `stats` un cell o tabla donde se recogen estos parámetros calculados para cada región.

Se pueden calcular con el comando `regionprops15`, que permite calcular para imágenes en escala de grises:

Propiedad	Descripción breve
'MaxIntensity'	Devuelve un escalar que especifica el valor máximo de la intensidad en la región.
'MeanIntensity'	Devuelve un escalar que es la media de las intensidades de la región
'MinIntensity'	Devuelve un escalar que especifica el valor mínimo de la intensidad en la región.
'PixelValues'	Devuelve un vector que es la lista de los valores de intensidad de los píxeles en la región
'WeightedCentroid'	Vector de coordenadas que especifica el centroide de la región basado en la localización y la intensidad de cada píxel.

Y para cualquier imagen independientemente de que sea en escala de grises:

Propiedad	Descripción breve
'Area'	Devuelve un escalar que especifica la cantidad de píxeles en la región.
'BoundingBox'	Devuelve las coordenadas del rectángulo más pequeño que envuelve la región.
'Centroid'	Devuelve las coordenadas del centroide de la región
'ConvexArea'	Devuelve un escalar que especifica la cantidad de píxeles en 'ConvexImage'
'ConvexHull'	Devuelve una matriz que especifica el polígono convexo más pequeño que puede envolver la región.
'ConvexImage'	Devuelve una imagen binaria (valores lógicos) sin el contorno para cada región.

'Eccentricity'	Devuelve el valor escalar de la excentricidad, 0 para un círculo y 1 para una línea.
'EquivDiameter'	Devuelve el diámetro del círculo más pequeño que podría rodear la región.
'EulerNumber'	Devuelve un escalar que es el número de objetos en la región menos el número de agujeros en estas regiones.
'Extent'	Devuelve el área de la region dividida entre el área calculada en 'BoundingBox'.
'Extrema'	Devuelve una matriz con las coordenadas de los extremos de la figura, se aprecia que extremos muestra en la imagen siguiente (figura 49).
'FilledArea'	Devuelve la cantidad de píxeles que hay en 'FilledImage'.
'FilledImage'	Devuelve una imagen binaria equivalente al rectángulo calculado en 'BoundingBox' (figura 50).
'Image'	Imagen lógica de la región, todo lo demás vale 0.
'MajorAxisLength'	Longitud del eje mayor de la elipse que rodea la región.
'MinorAxisLength'	Longitud del eje menor de la elipse que rodea la región.
'Orientation'	Ángulo entre el eje x y el eje mayor de la elipse que rodea la región, está en el intervalo [-90,90].
'Perimeter'	Cantidad de píxeles que conforman el perímetro de la región.
'PixelIdxList'	Devuelve las etiquetas de cada píxel de cada región.
'PixelList'	Localización de cada píxel de cada región.
'Solidity'	División 'Area'/'ConvexArea'
'SubarrayIdx'	Devuelve un cell que para todo L(idx{x}) extrae los elementos de L dentro del área 'BoundingBox'.



Figura 49: Coordenadas que devuelve la propiedad 'Extrema'.

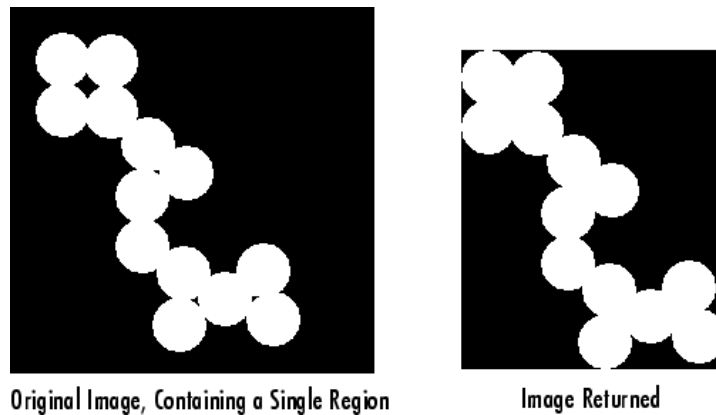


Figura 50: Resultado de la propiedad 'FilledImage'.

Una vez estudiadas las propiedades predefinidas salta a la vista que algunas no van a aportar en principio información relevante (por ejemplo el centroide, una grieta puede aparecer en cualquier píxel de la región) y se decide que se va a calcular:

- Área y perímetro: Aunque por si solas no aportan una gran información puesto a que una grieta puede ser diminuta o infinitamente larga la razón perímetro/área sí será relevante. Si esta razón tiende a 1 el objeto será muy lineal y ocurre lo contrario si tiende a 0.
- Eje menor y Eje mayor: Igual que en el caso anterior. Aunque podría calcularse la excentricidad únicamente, si se calcula así se tienen otras dos variables que, en caso de aplicar un clasificador podrían aportar una información que no se ve a simple vista.
- Excentricidad: Por lo mismo que se decía anteriormente.

Resumiendo se calcula aquello que indica que la región de estudio es lineal.

Se introducen todos los valores obtenidos en tablas Excel y se estudia que tienen en común las grietas que no están en las demás regiones, y tal y como se esperaba:

- Perímetro entre área da valores muy bajos para regiones anchas o redondeadas y altos para regiones lineales. Se toma un límite de 0,32, esto es, si para una región el valor $P/A > 0,32$ esa región se elimina.
- Lo mismo ocurre con la razón eje menor entre eje mayor, se dejan aquellas regiones para las cuáles el valor de esta razón es menor o igual a 0,32.
- La medida más drástica es eliminar regiones con una excentricidad menor a 0,97.

Se eliminan trozos de grieta que, generalmente, se veían poco o eran inicios o finales de otras más grandes, aunque es aceptable.



SISTEMA AUTOMATIZADO BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADOR DE DETECCIÓN DE DEFECTOS EN SISTEMAS MARINOS

APLICACIÓN A LA INSPECCIÓN POR PARTÍCULAS MAGNÉTICAS

Universidad Politécnica de Cartagena. Grado en Arquitectura Naval e Ingeniería en Sistemas Marinos

Ignacio Jesús Moreo López

Trabajo Fin de Grado



Área	Perímetro	P/A	Eje mayor	Eje menor	Em/EM	Excentricidad	Grieta=1
93401	4488,907	0,04806059	1133,8846	147,464344	0,13005234	0,99150713	0
6202	599,144228	0,096605	219,740591	41,0998052	0,18703784	0,98235271	0
869	208,710678	0,24017339	84,4025435	18,8129475	0,2228955	0,974842343	0
4905	703,771645	0,14348046	196,920113	47,0038689	0,23869511	0,971094559	0
3493	629,688384	0,18027151	185,310591	39,8400615	0,21499074	0,976616087	0
1619	302,409163	0,18678762	120,661596	23,991234	0,19883074	0,980033845	0
3327	537,646753	0,16160107	159,082727	33,6133887	0,21129502	0,977422331	0
1719	453,882251	0,26403854	247,721685	11,9606515	0,04828262	0,998833714	1
780	240,325902	0,30811013	127,585579	8,53864121	0,06692481	0,997758021	0
1106	306,183766	0,27683885	162,026214	9,2435248	0,05704956	0,998371347	1
300	89,5563492	0,29852116	42,8001125	9,84629297	0,23005297	0,973178109	0
340	90,9705628	0,26756048	43,9704236	10,3211747	0,23472994	0,972060624	0
813	178,811183	0,21993996	77,0528265	16,9218455	0,21961356	0,975586944	0
25429	1717,36667	0,06753575	625,746738	98,0025813	0,15661701	0,987659411	0
13084	1687,12403	0,12894558	408,516286	74,2822644	0,18183428	0,983329189	0
4947	765,67114	0,15477484	215,095885	41,6767703	0,19375903	0,981049152	0
2986	524,132034	0,17552982	172,664265	28,9110959	0,16744111	0,98588208	0

Figura 51: Tabla de las regiones que quedan tras la criba. Para la misma imagen hacían falta antes varias páginas.

Una vez que la cantidad de regiones empieza a ser aceptable el siguiente paso es obtener todos los parámetros anteriores para todas las imágenes, en el caso de este TFG en un documento Excel, y evaluar para todas las regiones cuales corresponden a grietas y cuales no.

Una vez hecho esto se calculan los primeros clasificadores KNN, SVM y NB, que para casi cualquier parámetro devuelven valores, si bien no decepcionantes, bastante mejorables (83 %, 83 % y 67 % aproximadamente). Se necesitan otras propiedades y parece que la solución no está a la vista entre las funciones predefinidas.

La solución que se decide es analizar también los valores de las intensidades de los píxeles para cada una de las máscaras disponibles, es decir, RGB, HSV y Lab. El procedimiento es localizar cada región (propiedad 'BoundingBox') y recorrer cada uno de los rectángulos que se obtienen, si para un píxel su intensidad en la imagen umbralizada es 0 se pasa al siguiente, si

es 1 se va a las imágenes R, G, B, H, S, V, L, a y b y se suma su valor a un sumatorio, al acabar cada región se divide entre el Área (o número de píxeles con un contador) y se obtiene la media de intensidad para cada máscara en cada región.

Una vez hecho esto los valores que se obtienen se seleccionan los siguientes parámetros para cada clasificador como los más óptimos, y se obtienen los siguientes rendimientos (método *leave-one-out*):

KNN		SVM		NB	
K	4	'Standardize'	true	'Distribution'	'kernel'
'Standardize'	true	'KernelFunction'	'linear'	'CrossVal'	'off'
'Distance'	'correlation'			'kernel'	'triangle'
'DistanceWeight'	'Equal'			'ScoreTransform'	'ismax'
Rendimiento	96,059	Rendimiento	92,118	Rendimiento	86,700
Error	3,941	Error	7,882	Error	13,300

Con estos valores, ya más que aceptables, se selecciona el clasificador KNN, su curva ROC y su matriz de confusión quedan (figuras 52 y 53):

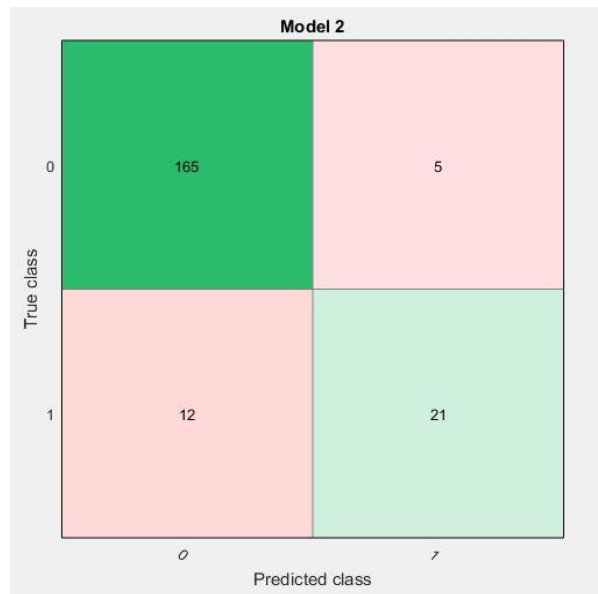


Figura 52: Matriz de confusión.

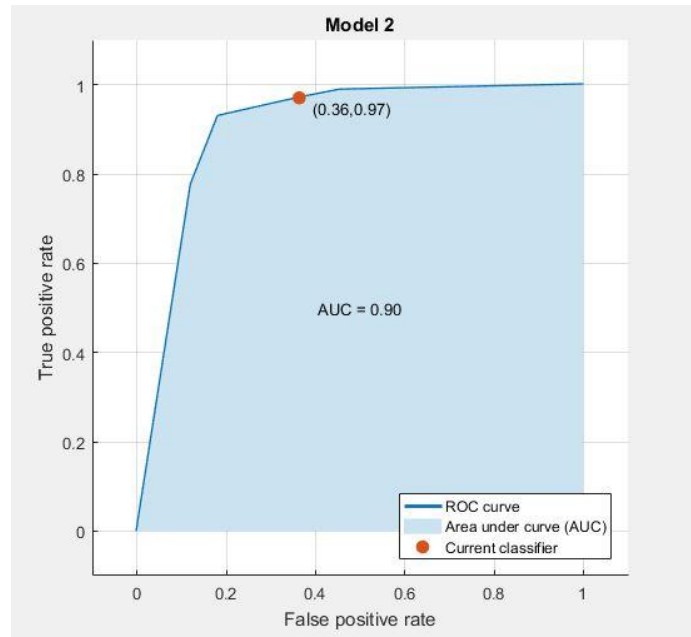
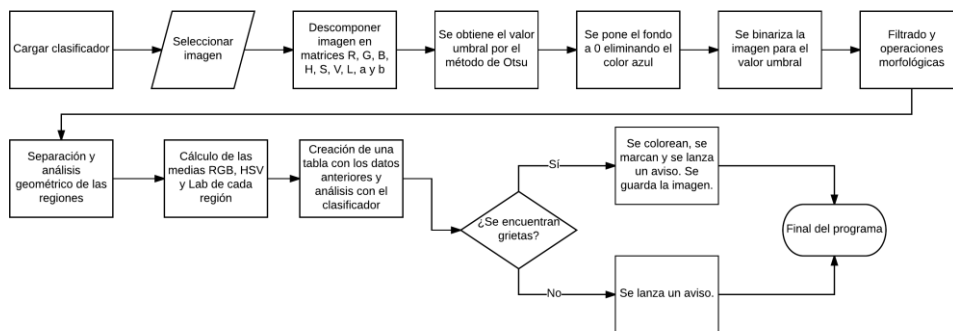


Figura 53: Curva ROC para el modelo KNN.

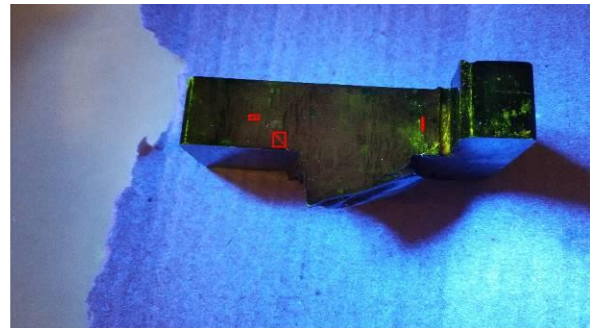
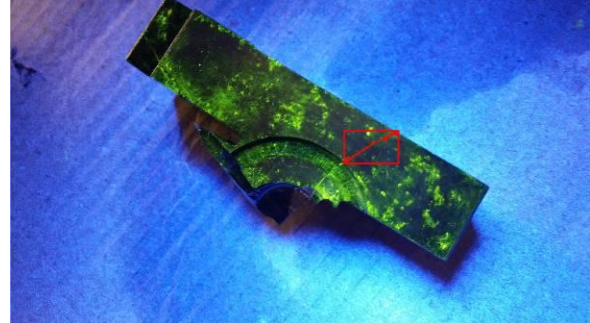
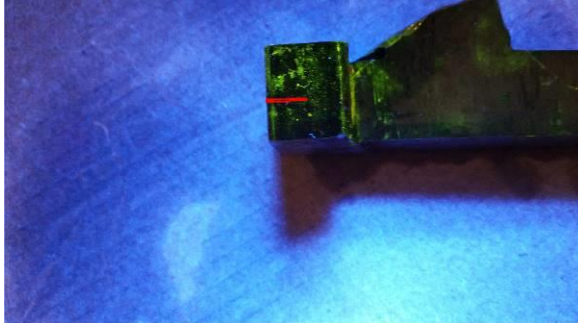
El programa hace lo anteriormente descrito para una imagen nueva y compara los resultados con la hipótesis del clasificador, en caso de encontrar una grieta la marca y lanza un aviso, además guarda la imagen con la grieta señalada. Si no encuentra nada simplemente lanza el aviso.

En resumen el programa hace lo siguiente:



Se puede comprobar el código del programa, así como el código para la creación de los clasificadores y la obtención de su rendimiento en el anexo correspondiente.

Una vez aplicado el programa a las imágenes el resultado, en caso de encontrar grietas, es como en los ejemplos siguientes:





**SISTEMA AUTOMATIZADO BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADOR DE DETECCIÓN
DE DEFECTOS EN SISTEMAS MARINOS**

APLICACIÓN A LA INSPECCIÓN POR PARTÍCULAS MAGNÉTICAS

Universidad Politécnica de Cartagena. Grado en Arquitectura Naval e Ingeniería en Sistemas Marinos

Ignacio Jesús Moreo López

Trabajo Fin de Grado





**SISTEMA AUTOMATIZADO BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADOR DE DETECCIÓN
DE DEFECTOS EN SISTEMAS MARINOS**

APLICACIÓN A LA INSPECCIÓN POR PARTÍCULAS MAGNÉTICAS

Universidad Politécnica de Cartagena. Grado en Arquitectura Naval e Ingeniería en Sistemas Marinos

Ignacio Jesús Moreo López

Trabajo Fin de Grado



5. Conclusiones



**SISTEMA AUTOMATIZADO BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADOR DE DETECCIÓN
DE DEFECTOS EN SISTEMAS MARINOS**

APLICACIÓN A LA INSPECCIÓN POR PARTÍCULAS MAGNÉTICAS

Universidad Politécnica de Cartagena. Grado en Arquitectura Naval e Ingeniería en Sistemas Marinos

Ignacio Jesús Moreo López

Trabajo Fin de Grado





5.1 Conclusiones

En este trabajo se ha desarrollado un sistema de visión artificial para la detección de grietas en el ensayo por partículas magnéticas. Este sistema es válido para las imágenes tomadas en el Departamento de Ingeniería de los Materiales de la Universidad Politécnica de Cartagena que se presentan previamente o imágenes tomadas en iguales condiciones, esto es, no puede adaptarse directamente a cualquier máquina sino que habrá de ser modificado previamente acorde a los parámetros de las nuevas imágenes, lo que en principio no debería ser muy complejo.

En el trabajo se utilizan tres métodos distintos para clasificar las regiones de interés que presentan las imágenes: k-vecinos más cercanos (KNN), máquina de soporte vectorial (SVM) y Naive Bayes (NB). Cada uno de los clasificadores se ha ejecutado con diferentes configuraciones hasta conseguir la más óptima: en el método KNN se eligen 4 vecinos, se estandarizan las medidas, se igualan los valores de los pesos y el valor de la distancia vendrá correlacionado; en el método SVM se estandarizan de nuevo las medidas y se utiliza un kernel lineal; y por último en el clasificador NB se utiliza una distribución tipo "kernel" triangular y una transformación tipo "ismax", obteniéndose los mejores resultados para el primer método, con una precisión del 96,059 % por el método *leave-one out*.

Los resultados generan una curva ROC con un área del 90 % (resultado más que aceptable) y un punto operacional óptimo para una sensibilidad del 97 % y un valor 1-especificidad del 36 %.

Con todo, este trabajo presenta también una serie de aspectos que, de llevarse a cabo, podrían optimizar aún más el sistema de estudio en futuros trabajos:

- En un sistema real todas las imágenes deberían tomarse exactamente desde el mismo ángulo, en una máquina industrial lo idóneo sería fijar la cámara y girar las piezas de manera que no quedaran ángulos muertos o grietas que se muestran apagadas por la perspectiva.
- Deberían obtenerse muchas más imágenes. No existe una cantidad óptima, pero el clasificador será mejor cuantas más imágenes se dispongan para su entrenamiento. En el presente trabajo se ha acudido a una colección limitada debido a que las pocas empresas que se prestaban a colaborar, a duras penas encontraban defectos suficientes. De la misma manera vendrían bien más imágenes de piezas con identificaciones negativas, es decir, regiones parecidas a grietas que no lo sean.
- Podría incluirse en el sistema otros tipos de defectos como aquellos no superficiales. Ha sido imposible encontrar ninguna pieza que los presente, reales o falsas indicaciones.
- La limpieza, de igual manera que el ángulo, debería optimizarse y ser la misma para todas las piezas. De esta manera el ruido se reduciría y no habría tantas o



SISTEMA AUTOMATIZADO BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADOR DE DETECCIÓN DE DEFECTOS EN SISTEMAS MARINOS

APLICACIÓN A LA INSPECCIÓN POR PARTÍCULAS MAGNÉTICAS

Universidad Politécnica de Cartagena. Grado en Arquitectura Naval e Ingeniería en Sistemas Marinos

Ignacio Jesús Moreo López

Trabajo Fin de Grado



ninguna región rodeando las grietas, esto es, aparecerían mucho más nítidas y fáciles de distinguir del fondo.

- Por último debería mejorarse el tiempo de ejecución, que es de momento elevado si se compara con el tiempo que a un operario experimentado le lleva detectar hipotéticos fallos en las imágenes que se disponen.

De darse estas situaciones se podría tener un sistema aún más completo al distinguir distintos tipos de defectos y no sólo los superficiales, y más preciso, al tener mayor variedad de piezas y defectos el clasificador.

5.2 Futuros trabajos

Este trabajo también abre la puerta a futuros trabajos para su mejora, como pueden ser entre otros:

- Implementar métodos de reducción dimensional. Durante una fase de la parametrización de las regiones se usaron PCA en Matlab, que aunque subieron la precisión aumentaron los falsos positivos así como los falsos negativos, una vez se incluyeron los parámetros no geométricos en los vectores de características la precisión era suficiente, con todo sería interesante reducir sus dimensiones (actualmente 16).
- Aumentar el número de vectores de características aplicando métodos de transformación de la imagen (Fourier, Wavelet).
- Homogeneizar la captura de datos mediante un sistema de visión artificial industrial y crear un sistema autónomo de captura de datos. Se podrían seguir automatizando también distintos componentes de una máquina de ensayo por partículas magnéticas.
- También si se obtienen más imágenes podrían detectarse falsas indicaciones, encontradas típicamente en la industria (como las manchas de aceite).



**SISTEMA AUTOMATIZADO BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADOR DE DETECCIÓN
DE DEFECTOS EN SISTEMAS MARINOS**

APLICACIÓN A LA INSPECCIÓN POR PARTÍCULAS MAGNÉTICAS

Universidad Politécnica de Cartagena. Grado en Arquitectura Naval e Ingeniería en Sistemas Marinos

Ignacio Jesús Moreo López

Trabajo Fin de Grado



6. Bibliografía



**SISTEMA AUTOMATIZADO BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADOR DE DETECCIÓN
DE DEFECTOS EN SISTEMAS MARINOS**

APLICACIÓN A LA INSPECCIÓN POR PARTÍCULAS MAGNÉTICAS

Universidad Politécnica de Cartagena. Grado en Arquitectura Naval e Ingeniería en Sistemas Marinos

Ignacio Jesús Moreo López

Trabajo Fin de Grado





6.1 Bibliografía

¹ SEF, AEND, BINDT, COFREND y DGZfP. (2013). Manual de estudio: Partículas Magnéticas. 2ª Ed.

² Asignatura Gráficos en computación, Universidad de Coruña, 2010. <http://sabia.tic.udc.es>

³ https://es.mathworks.com/help/matlab/creating_plots/image-types.html

⁴ Asignatura Gráficos en computación, Universidad de Coruña, 2010. <http://sabia.tic.udc.es>

⁵ <https://es.mathworks.com/discovery/lab-color.html>

⁶ <https://es.mathworks.com/>

⁷ <https://es.mathworks.com/>

⁸ Carlos Platero Dueñas, 2009, Apuntes de la asignatura Visión Artificial Universidad Politécnica de Madrid.

⁹ Satorres, S. (2005). Detección de bordes en una imagen. Universidad de Jaén.

¹⁰ Fernández N.L. (2015). Visión Artificial Avanzada. Tema 1.

González R. C., Woods, R. E. (2007). Digital image processing. Addison – Wesley.

González R. C., Woods, R. E., Eddins S. (2003). Digital Image Processing Using MATLAB.

¹¹ Fernández N.L. (2015). Visión Artificial Avanzada. Tema 1.

González R. C., Woods, R. E. (2007). Digital image processing. Addison – Wesley.

González R. C., Woods, R. E., Eddins S. (2003). Digital Image Processing Using MATLAB.

¹² González, Y. (2009). Apuntes de la asignatura Visión Industrial. Universidad Islas Baleares.
<https://es.mathworks.com>

¹³ Satorres, S. (2005). Detección de bordes en una imagen. Universidad de Jaén.

González, Y. (2009). Apuntes de la asignatura Visión Industrial. Universidad Islas Baleares.
www.wikipedia.org

¹⁴ Navarro, P. Pérez, F. et al. (2016). Machine Learning and Computer Vision System for Phenotype Data Acquisition and Analysis in Plants.

Papadakis, Vassilis M. Papadakis, Ioannis E. et al. (2012). A computer-vision system and methodology for the analysis of fish behavior.

www.mathworks.com

¹⁵ www.mathworks.com



**SISTEMA AUTOMATIZADO BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADOR DE DETECCIÓN
DE DEFECTOS EN SISTEMAS MARINOS**

APLICACIÓN A LA INSPECCIÓN POR PARTÍCULAS MAGNÉTICAS

Universidad Politécnica de Cartagena. Grado en Arquitectura Naval e Ingeniería en Sistemas Marinos

Ignacio Jesús Moreo López

Trabajo Fin de Grado





**SISTEMA AUTOMATIZADO BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADOR DE DETECCIÓN
DE DEFECTOS EN SISTEMAS MARINOS**

APLICACIÓN A LA INSPECCIÓN POR PARTÍCULAS MAGNÉTICAS

Universidad Politécnica de Cartagena. Grado en Arquitectura Naval e Ingeniería en Sistemas Marinos

Ignacio Jesús Moreo López

Trabajo Fin de Grado



7. Anexos



**SISTEMA AUTOMATIZADO BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADOR DE DETECCIÓN
DE DEFECTOS EN SISTEMAS MARINOS**

APLICACIÓN A LA INSPECCIÓN POR PARTÍCULAS MAGNÉTICAS

Universidad Politécnica de Cartagena. Grado en Arquitectura Naval e Ingeniería en Sistemas Marinos

Ignacio Jesús Moreo López

Trabajo Fin de Grado





7.1 Anexo 1: Código del programa

```
clear; clc; close all
load knnmodel.mat %Se toma la mejor de las IA creadas.
%-----Selección de imagen-----%
[fichero,ruta]=uigetfile('*.jpg','Seleccione una imagen: ');
ruta=strcat(ruta,fichero);
IM=imread(ruta);
HSV=rgb2hsv(IM);
H=HSV(:,:,1);
S=HSV(:,:,2);
V=HSV(:,:,3);
Lab=RGB2Lab(IM);
L=Lab(:,:,1);
a=Lab(:,:,2);
b=Lab(:,:,3);
%-----Eliminación de brillos azules-----%
[m,n,p]=size(IM);
R=IM(:,:,1);
Lim=graythresh(R); %Se calcula ya porque si se hace después de quitar
el brillo el valor cambia.
G=IM(:,:,2);
B=IM(:,:,3);
k=1.1;
for i=1:m
    for j=1:n
        if B(i,j)>=k*(R(i,j)+G(i,j))
            R(i,j)=0;
            G(i,j)=0;
            B(i,j)=0;
        end
    end
end
end
%-----Trabajo con la imagen-----%
IMR=R;
%Lim=graythresh(IMR);
IMRBW=im2bw(IMR,Lim); %Binarizado.
h=fspecial('disk',3); %Filtrado.
IMRBW=imfilter(IMRBW,h);
str=strel('square',4); %Tratado.
IMRBW=imdilate(IMRBW,str);
%-----Separación en blobs-----%
stats=regionprops(IMRBW,'Area','Perimeter','MajorAxisLength',
'MinorAxisLength','Eccentricity','BoundingBox');
S1=[stats.Area]'; %Columna de áreas.
S2=[stats.Perimeter]'; %Columna de perímetros.
S3=[stats.MajorAxisLength]'; %Columna de ejes mayores.
S4=[stats.MinorAxisLength]'; %Columna de ejes menores.
S5=S4./S3; %Ejes menores entre ejes mayores.
S6=[stats.Eccentricity]';
S7=S2./S1;
S8=fix([stats.BoundingBox]'); %Eliminación de números decimales. 1/2
coordX=zeros(length(S8)/2,0);
coordY=coordX;
coordX1=zeros(length(coordX)/2,0);
```



**SISTEMA AUTOMATIZADO BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADOR DE DETECCIÓN
DE DEFECTOS EN SISTEMAS MARINOS**

APLICACIÓN A LA INSPECCIÓN POR PARTÍCULAS MAGNÉTICAS

Universidad Politécnica de Cartagena. Grado en Arquitectura Naval e Ingeniería en Sistemas Marinos

Ignacio Jesús Moreo López

Trabajo Fin de Grado



```
coordY1=coordX1;
coordY2=coordX1;
coordX2=coordX1;
for i=1:length(S8)/2
    coordX(i)=S8(2*i-1);
    coordY(i)=S8(2*i);
    if mod(i,2)==0
        coordX(i)=coordX(i)+coordX(i-1);
        coordY(i)=coordY(i)+coordY(i-1);
    end
end
for i=1:length(coordX) %Eliminación de números decimales. 2/2
    if coordX(i)==0
        coordX(i)=1;
    end
    if coordY(i)==0
        coordY(i)=1;
    end
end
cnt=1;
for i=1:2:length(coordX)
    coordX1(cnt)=coordX(i);
    coordX2(cnt)=coordX(i+1);
    cnt=cnt+1;
end
cnt=1;
for i=1:2:length(coordY)
    coordY1(cnt)=coordY(i);
    coordY2(cnt)=coordY(i+1);
    cnt=cnt+1;
end
Tabla=[S1, S2, S7, S3, S4, S5, S6]; %Uno todos los datos.
eb=bwlabel(IMRBW); %Etiqueto los Blobs para localizar la grieta.
EB=bwconncomp(IMRBW);
idx=find([stats.Perimeter]./[stats.Area]<=0.32 &
[stats.MinorAxisLength]./[stats.MajorAxisLength]<=0.32 &
[stats.Eccentricity]>=0.97); %Regiones de interés.
EB2=ismember(labelmatrix(EB), idx);
%-----Cálculo medias RGB-----%
mediasR=zeros(length(idx),1); mediasG=mediasR; mediasB=mediasR;
for i=1:length(idx)
    cntR=uint32(0); cntG=uint32(0); cntB=uint32(0); cnt=uint32(0);
    for j=coordX1(idx(i)):coordX2(idx(i))
        for k=coordY1(idx(i)):coordY2(idx(i))
            if EB2(k,j)==1
                cntR=cntR+uint32(R(k,j));
                cntG=cntG+uint32(G(k,j));
                cntB=cntB+uint32(B(k,j));
                cnt=cnt+1;
            end
        end
    end
    mediasR(i)=cntR/cnt;
    mediasG(i)=cntG/cnt;
    mediasB(i)=cntB/cnt;
end
%-----Cálculo medias HSV-----%
mediasH=zeros(length(idx),1); mediasS=mediasH; mediasV=mediasH;
```



```
for i=1:length(idx)
    cntH=double(0); cntS=double(0); cntV=double(0); cnt=0;
    for j=coordX1(idx(i)):coordX2(idx(i))
        for k=coordY1(idx(i)):coordY2(idx(i))
            if EB2(k,j)==1
                cntH=cntH+H(k,j);
                cntS=cntS+S(k,j);
                cntV=cntV+V(k,j);
                cnt=cnt+1;
            end
        end
    end
    mediasH(i)=cntH/cnt;
    mediasS(i)=cntS/cnt;
    mediasV(i)=cntV/cnt;
end
%-----Cálculo medias LAB-----%
mediasL=zeros(length(idx),1); mediasa=mediasL; mediasb=mediasL;
for i=1:length(idx)
    cntL=double(0); cnta=double(0); cntb=double(0); cnt=0;
    for j=coordX1(idx(i)):coordX2(idx(i))
        for k=coordY1(idx(i)):coordY2(idx(i))
            if EB2(k,j)==1
                cntL=cntL+L(k,j);
                cnta=cnta+a(k,j);
                cntb=cntb+b(k,j);
                cnt=cnt+1;
            end
        end
    end
    mediasL(i)=cntL/cnt;
    mediasa(i)=cnta/cnt;
    mediasb(i)=cntb/cnt;
end
%-----Creación de tabla de datos-----%
Tabla2=zeros(length(idx),7);
for i=1:length(idx)
    for j=1:7
        Tabla2(i,j)=Tabla(idx(i),j);
    end
end
Tabla2=[Tabla2,mediasR,mediasG,mediasB,mediasH,mediasS,mediasV,mediasL,mediasa,mediasb];
%-----Comprobación y marca de grietas-----%
[f,c]=size(Tabla2);
resultados=zeros(f,1);
for i=1:f
    resultados(i)=predict(knn,Tabla2(i,:));
end
if sum(resultados)>0 %Hay grietas.
    posiciones=zeros(length(sum(resultados)),1);
    cnt=1;
    IM2=IM;
    for i=1:length(resultados)
        if resultados(i)==1
            posiciones(cnt)=i;
            cnt=cnt+1;
        end
    end
end
```



```
end
for i=1:sum(resultados)
for j=coordX1(idx(posiciones(i))):coordX2(idx(posiciones(i)))
for k=coordY1(idx(posiciones(i))):coordY2(idx(posiciones(i)))
if EB2(k,j)==1
IM2(k,j,1)=255;
IM2(k,j,2)=0;
IM2(k,j,3)=0;
end
end
end
figure(1), imshow(IM), title('IMAGEN ORIGINAL. '); figure(2),
imshow(IM2), title('GRIETAS ENCONTRADAS. ');
hold all;
for i=1:sum(resultados)
%Rectángulo alrededor de las regiones
thisBB=stats(idx(posiciones(i))).BoundingBox;
rectangle('Position',
[thisBB(1),thisBB(2),thisBB(3),thisBB(4)],...
'EdgeColor','r','LineWidth',2 )
end

f=getframe(gca);
[IM2, map] = frame2im(f);
imwrite(IM2, strcat(ruta(1:length(ruta)-4), '_grietas', '.png'));

if sum(resultados)>1
msgbox(sprintf('Se han encontrado %i grietas.
',sum(resultados)), 'ATENCIÓN', 'warn');
else
msgbox('Se ha encontrado 1 grieta. ', 'ATENCIÓN', 'warn');
end

else %No hay grietas.
imshow(IM);
msgbox(sprintf('No se han encontrado grietas. '), 'Sin
grietas.', 'none');
end
```

7.2 Anexo 2: Código de la creación y comprobación de la precisión de los clasificadores

```
clear; clc; close all;
[fichero,ruta]=uigetfile({'*.xlsx'; '*.xls'}, 'Seleccione un archivo
excel: '); %Excel con los datos ordenados de manera que la última
columna indica grieta (1) o no grieta (0).
ruta=strcat(ruta,fichero);
A=xlsread(ruta);
[m, n]=size(A);
X=A(:,1:n-1);
Y=A(:,n);
svm=fitcsvm(X,Y, 'Standardize', true, 'KernelFunction', 'linear');
CVsvm=crossval(svm, 'leaveout', 'on');
classLosssvm=kfoldLoss(CVsvm);
```



SISTEMA AUTOMATIZADO BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADOR DE DETECCIÓN DE DEFECTOS EN SISTEMAS MARINOS

APLICACIÓN A LA INSPECCIÓN POR PARTÍCULAS MAGNÉTICAS

Universidad Politécnica de Cartagena. Grado en Arquitectura Naval e Ingeniería en Sistemas Marinos

Ignacio Jesús Moreo López

Trabajo Fin de Grado



```
fprintf('Porcentaje de acierto SVM = %.3f %%\nPorcentaje de error SVM
= %.3f %%\n',100*(1-classLosssvm),100*classLosssvm);
knn=fitcknn(X,Y,'NumNeighbors',4,'Standardize',1,'Distance','correlati
on','DistanceWeight','equal');
CVknn = crossval(knn,'leaveout','on');
classLossknn=kfoldLoss(CVknn);
fprintf('\nPorcentaje de acierto KNN = %.3f %%\nPorcentaje de error
KNN = %.3f %%\n',100*(1-classLossknn),100*classLossknn);
nb=fitcnb(X,Y,
'Distribution','kernel','CrossVal','off','kernel','triangle','ScoreTra
nsform','ismax');
CVnb = crossval(nb,'leaveout','on');
classLossnb=kfoldLoss(CVnb);
fprintf('\nPorcentaje de acierto NB = %.3f %%\nPorcentaje de error NB
= %.3f %%\n',100*(1-classLossnb),100*classLossnb);

[KNNScore]=resubPredict(knn);
[FPRknn,TPRknn,Thrknn,AUCknn,OPTROCPTknn] = perfcurve(Y,
KNNScore(:,1),1);
figure(1),h=plot(FPRknn,TPRknn,'-b');
xlim([-0.01,1])
ylim([-0.01,1])
xlabel('False positive rate');ylabel('True positive rate')
title('ROC for KNN classification ')

[SVMScore]=resubPredict(svm);
[FPRsvm,TPRsvm,Thrsvm,AUCsvm,OPTROCPTsvm] = perfcurve(Y,
SVMScore(:,1),1);
figure(2),h2=plot(FPRsvm,TPRsvm,'r');
xlim([-0.01,1])
ylim([-0.01,1])
xlabel('False positive rate');ylabel('True positive rate')
title('ROC for SVM classification ')

[NBscore]=resubPredict(nb);
[FPRnb,TPRnb,Thrnb,AUCnb,OPTROCPTnb] = perfcurve(Y,NBscore(:,1),
1);
figure(3),h3=plot(FPRnb,TPRnb,'g');
xlim([-0.01,1])
ylim([-0.01,1])
xlabel('False positive rate');ylabel('True positive rate')
title('ROC for NB classification ')

figure(4),plot(FPRknn,TPRknn,'-b');hold on,plot(FPRsvm,TPRsvm,'r');
plot(FPRnb,TPRnb,'g');
legend('KNN','SVM','NB','Location','Best');
xlabel('False positive rate');ylabel('True positive rate')
title('ROC for KNN, SVM and NB classification ')
```



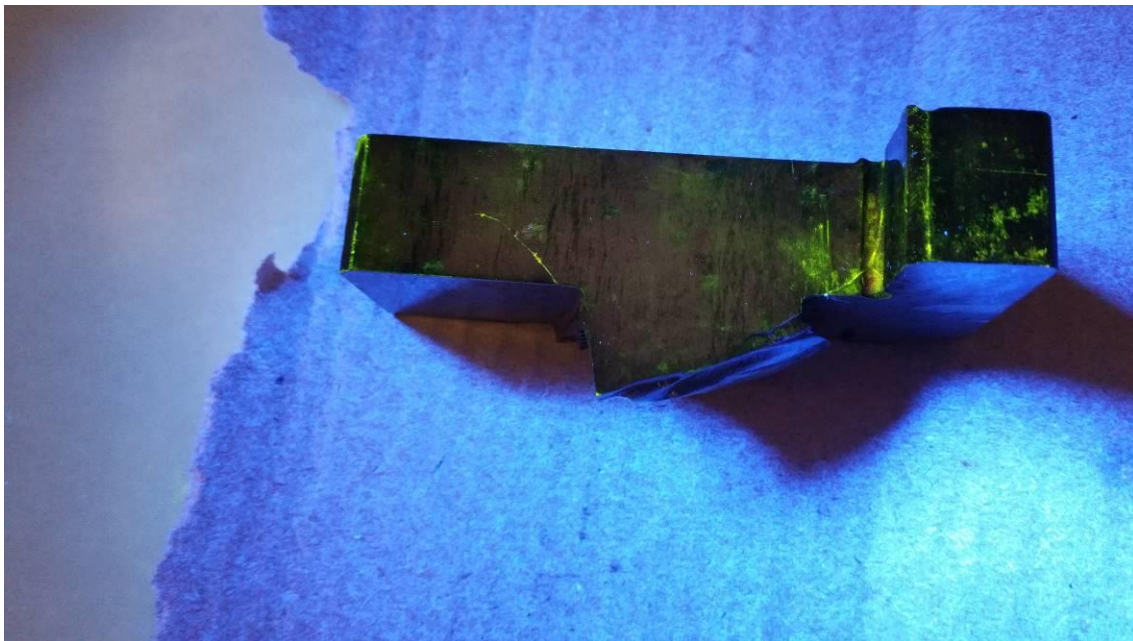
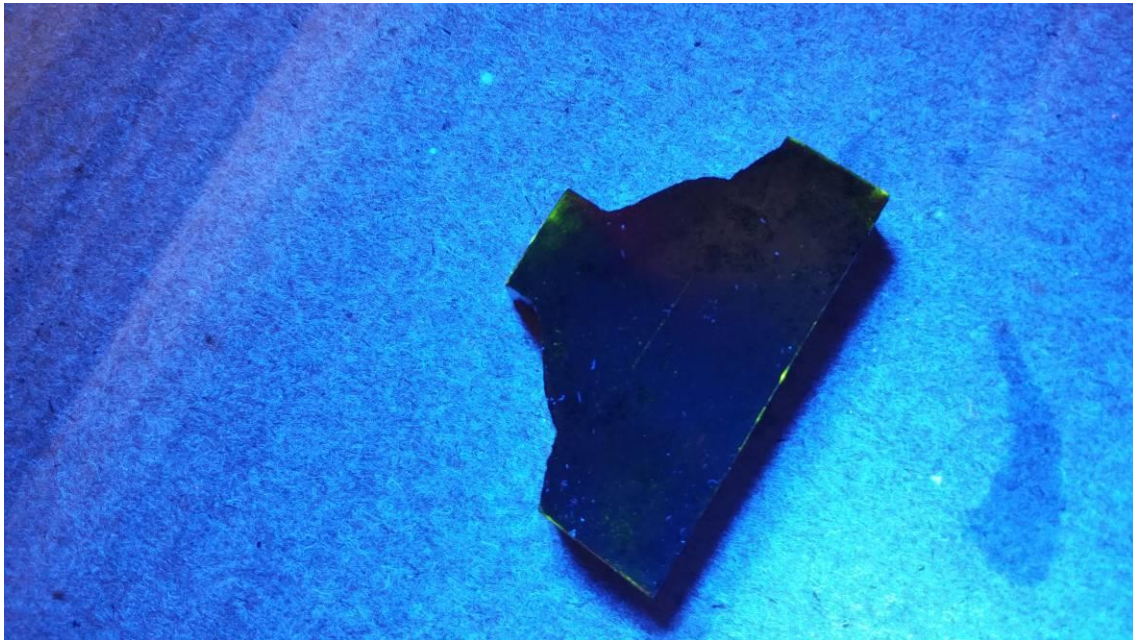
7.3 Anexo 3: Función RGB2Lab

```
function [L,a,b] = RGB2Lab(R,G,B)
% function [L, a, b] = RGB2Lab(R, G, B)
% RGB2Lab takes matrices corresponding to Red, Green, and Blue, and
% transforms them into CIE Lab. This transform is based on ITU-R
% Recommendation BT.709 using the D65 white point reference.
% The error in transforming RGB -> Lab -> RGB is approximately
% 10^-5. RGB values can be either between 0 and 1 or between 0 and
255.
% By Mark Ruzon from C code by Yossi Rubner, 23 September 1997.
% Updated for MATLAB 5 28 January 1998.

if (nargin == 1)
    B = double(R(:,:,3));
    G = double(R(:,:,2));
    R = double(R(:,:,1));
end
if ((max(max(R)) > 1.0) || (max(max(G)) > 1.0) || (max(max(B)) > 1.0))
    R = R/255;
    G = G/255;
    B = B/255;
end
[M, N] = size(R);
s = M*N;
% Set a threshold
T = 0.008856;
RGB = [reshape(R,1,s); reshape(G,1,s); reshape(B,1,s)];
% RGB to XYZ
MAT = [0.412453 0.357580 0.180423;
        0.212671 0.715160 0.072169;
        0.019334 0.119193 0.950227];
XYZ = MAT * RGB;
X = XYZ(1,:) / 0.950456;
Y = XYZ(2,:);
Z = XYZ(3,:) / 1.088754;
XT = X > T;
YT = Y > T;
ZT = Z > T;
fX = XT .* X.^(1/3) + (~XT) .* (7.787 .* X + 16/116);
% Compute L
Y3 = Y.^(1/3);
fY = YT .* Y3 + (~YT) .* (7.787 .* Y + 16/116);
L = YT .* (116 * Y3 - 16.0) + (~YT) .* (903.3 * Y);
fZ = ZT .* Z.^(1/3) + (~ZT) .* (7.787 .* Z + 16/116);
% Compute a and b
a = 500 * (fX - fY);
b = 200 * (fY - fZ);
L = reshape(L, M, N);
a = reshape(a, M, N);
b = reshape(b, M, N);
if ((nargout == 1) || (nargout == 0))
    L = cat(3,L,a,b);
end
```


7.4 Anexo 4: Imágenes tomadas y resultados

7.4.1 Antes del procesado





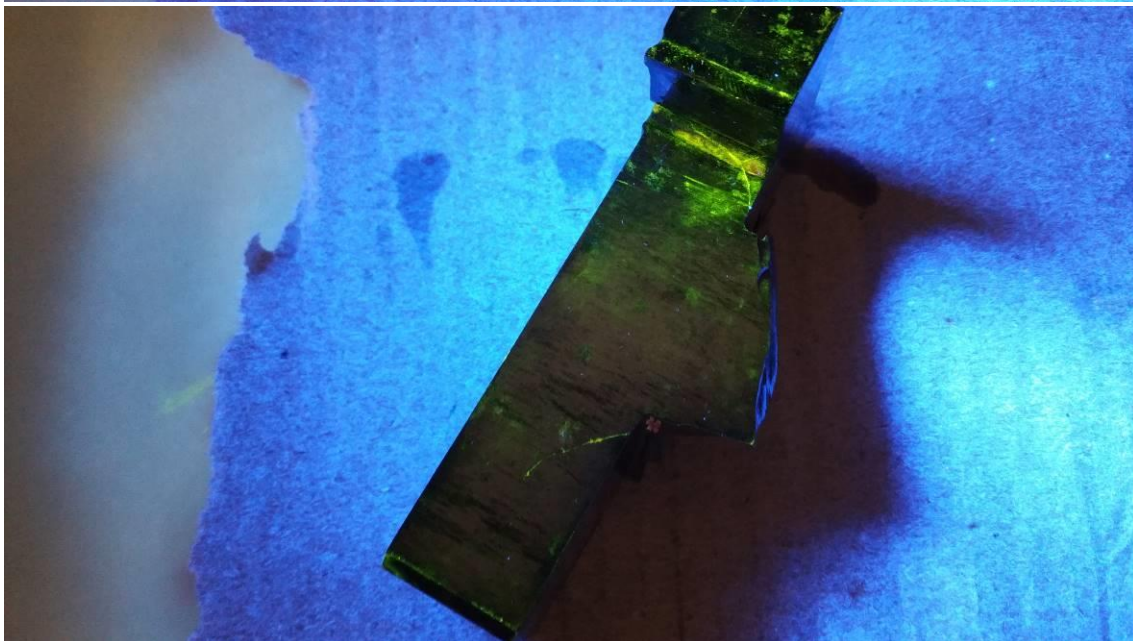
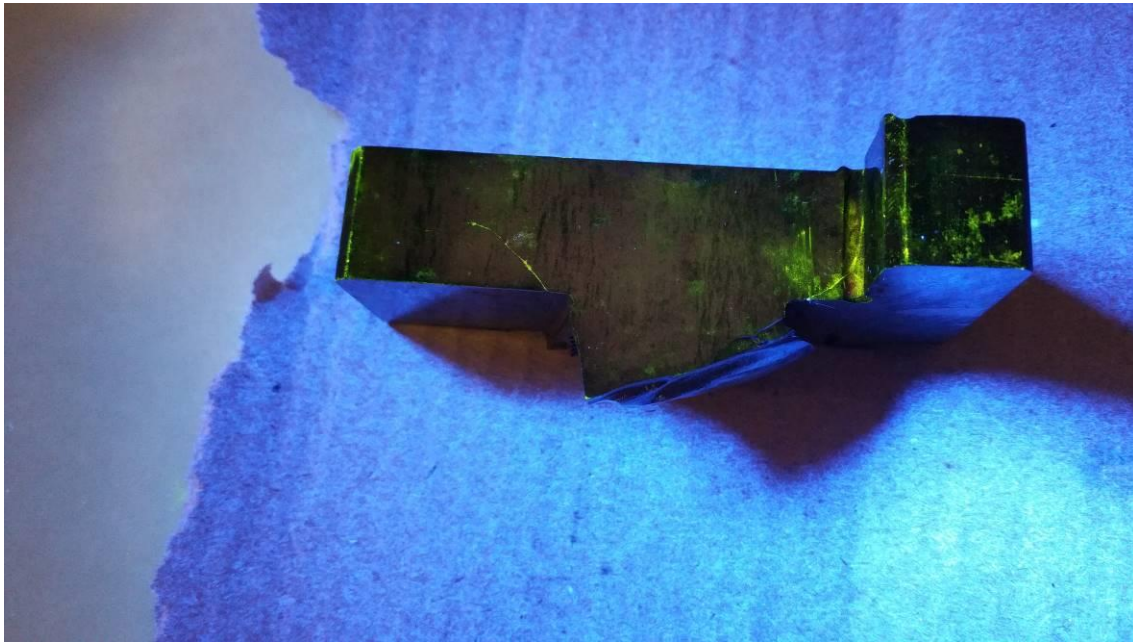
**SISTEMA AUTOMATIZADO BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADOR DE DETECCIÓN
DE DEFECTOS EN SISTEMAS MARINOS**

APLICACIÓN A LA INSPECCIÓN POR PARTÍCULAS MAGNÉTICAS

Universidad Politécnica de Cartagena. Grado en Arquitectura Naval e Ingeniería en Sistemas Marinos

Ignacio Jesús Moreo López

Trabajo Fin de Grado





**SISTEMA AUTOMATIZADO BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADOR DE DETECCIÓN
DE DEFECTOS EN SISTEMAS MARINOS**

APLICACIÓN A LA INSPECCIÓN POR PARTÍCULAS MAGNÉTICAS

Universidad Politécnica de Cartagena. Grado en Arquitectura Naval e Ingeniería en Sistemas Marinos

Ignacio Jesús Moreo López

Trabajo Fin de Grado





**SISTEMA AUTOMATIZADO BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADOR DE DETECCIÓN
DE DEFECTOS EN SISTEMAS MARINOS**

APLICACIÓN A LA INSPECCIÓN POR PARTÍCULAS MAGNÉTICAS

Universidad Politécnica de Cartagena. Grado en Arquitectura Naval e Ingeniería en Sistemas Marinos

Ignacio Jesús Moreo López

Trabajo Fin de Grado





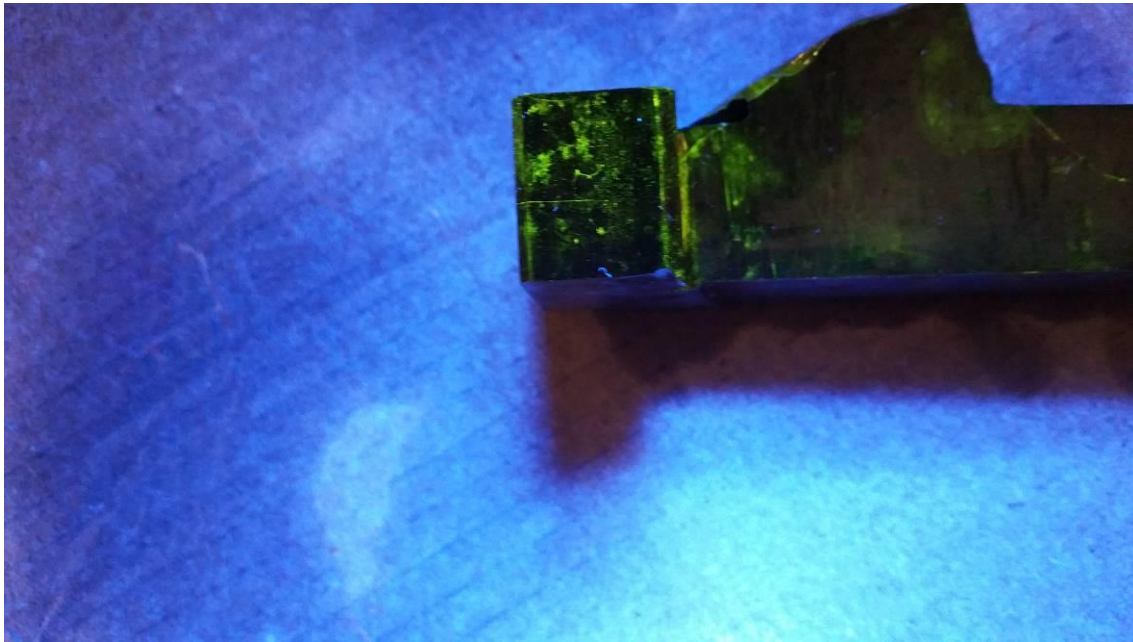
**SISTEMA AUTOMATIZADO BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADOR DE DETECCIÓN
DE DEFECTOS EN SISTEMAS MARINOS**

APLICACIÓN A LA INSPECCIÓN POR PARTÍCULAS MAGNÉTICAS

Universidad Politécnica de Cartagena. Grado en Arquitectura Naval e Ingeniería en Sistemas Marinos

Ignacio Jesús Moreo López

Trabajo Fin de Grado





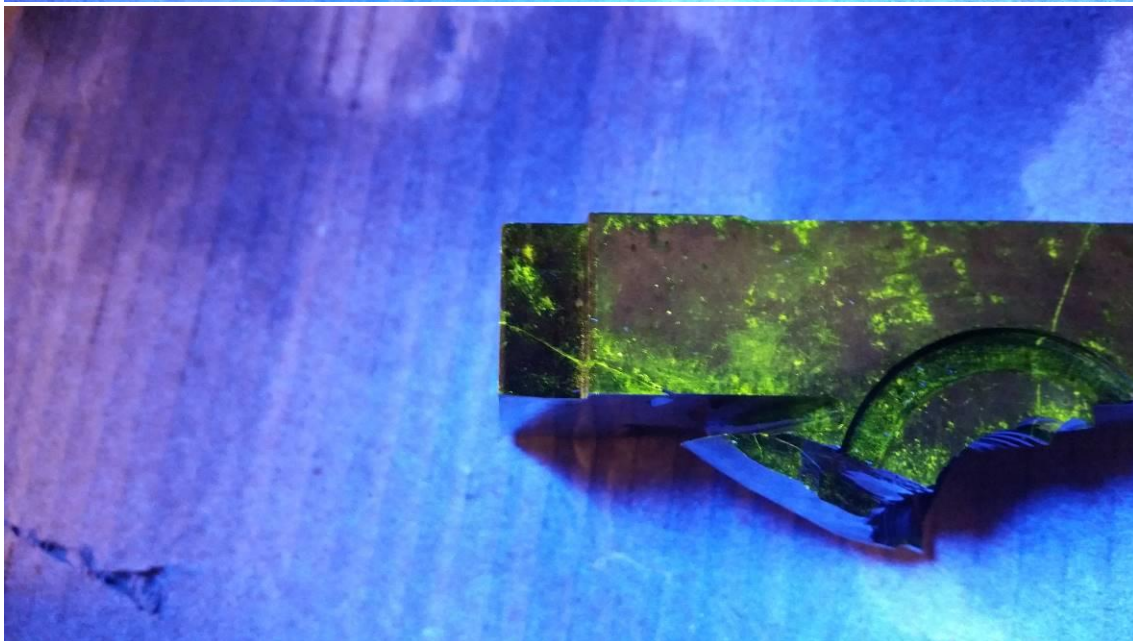
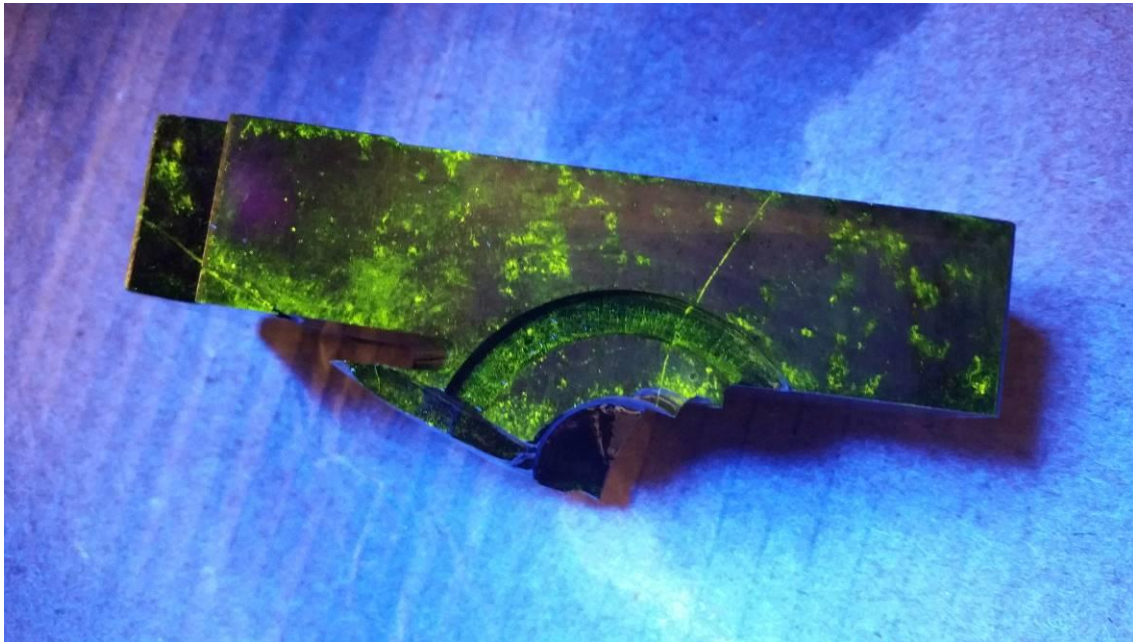
**SISTEMA AUTOMATIZADO BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADOR DE DETECCIÓN
DE DEFECTOS EN SISTEMAS MARINOS**

APLICACIÓN A LA INSPECCIÓN POR PARTÍCULAS MAGNÉTICAS

Universidad Politécnica de Cartagena. Grado en Arquitectura Naval e Ingeniería en Sistemas Marinos

Ignacio Jesús Moreo López

Trabajo Fin de Grado





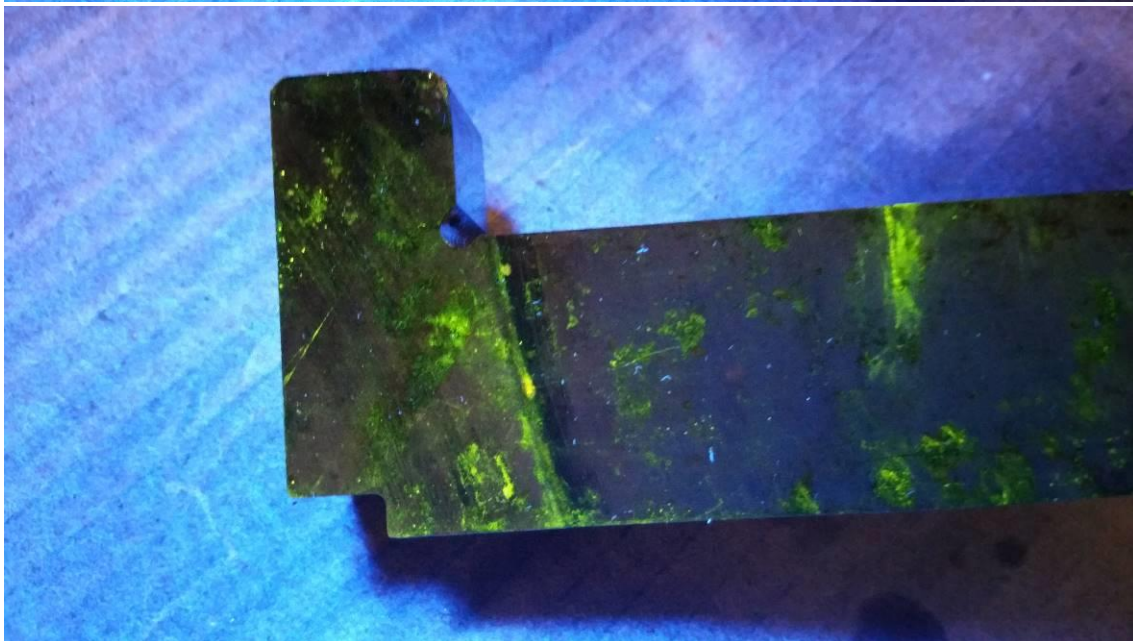
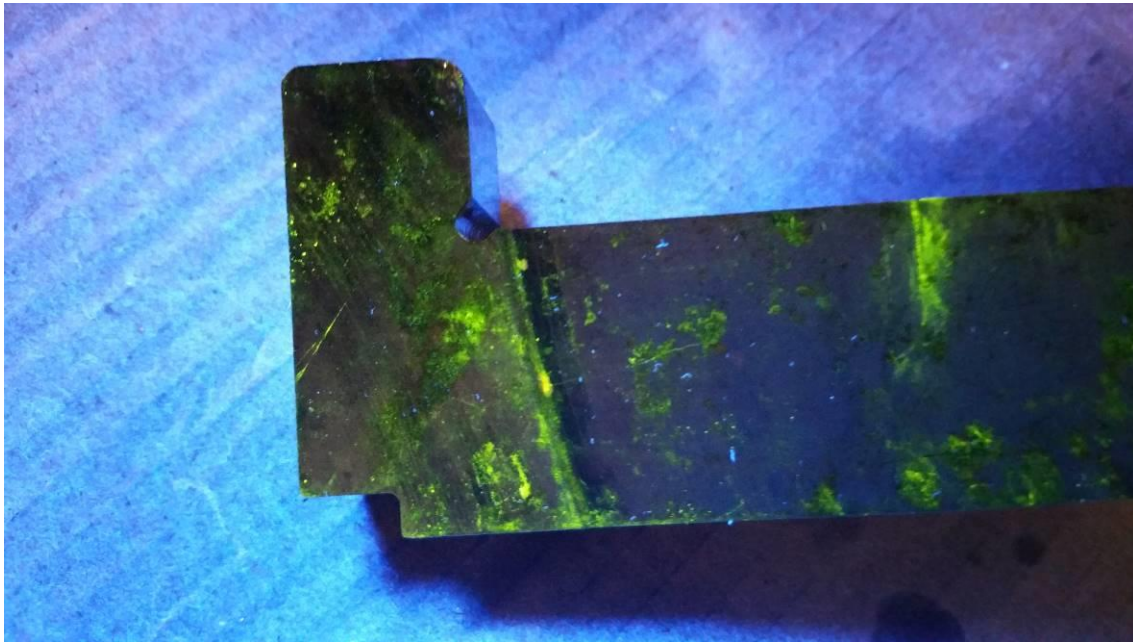
**SISTEMA AUTOMATIZADO BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADOR DE DETECCIÓN
DE DEFECTOS EN SISTEMAS MARINOS**

APLICACIÓN A LA INSPECCIÓN POR PARTÍCULAS MAGNÉTICAS

Universidad Politécnica de Cartagena. Grado en Arquitectura Naval e Ingeniería en Sistemas Marinos

Ignacio Jesús Moreo López

Trabajo Fin de Grado





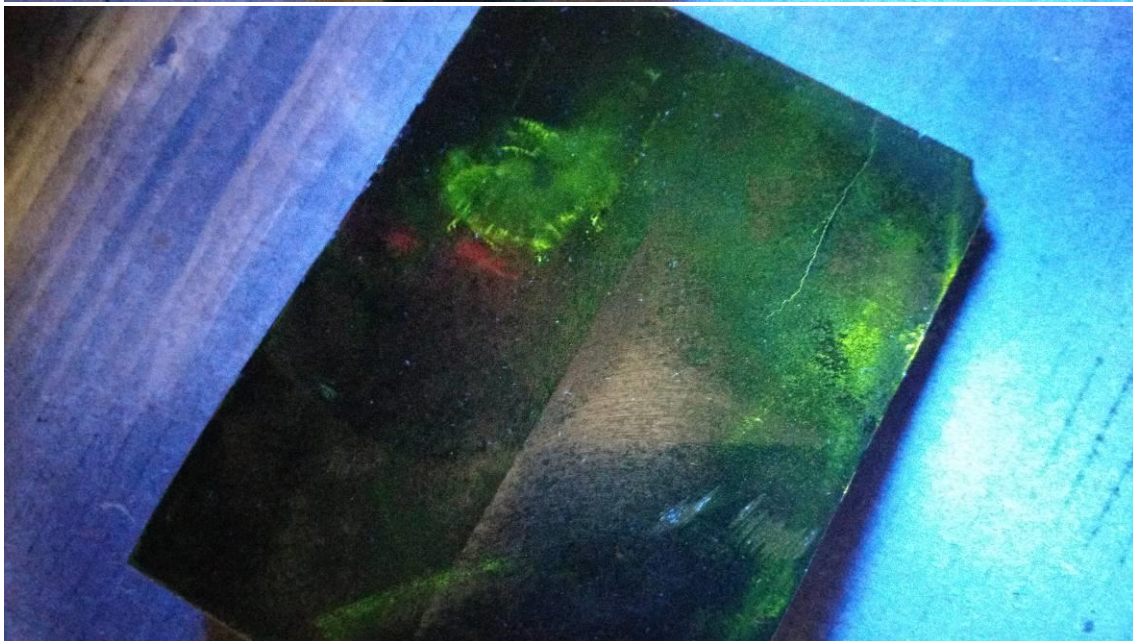
**SISTEMA AUTOMATIZADO BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADOR DE DETECCIÓN
DE DEFECTOS EN SISTEMAS MARINOS**

APLICACIÓN A LA INSPECCIÓN POR PARTÍCULAS MAGNÉTICAS

Universidad Politécnica de Cartagena. Grado en Arquitectura Naval e Ingeniería en Sistemas Marinos

Ignacio Jesús Moreo López

Trabajo Fin de Grado





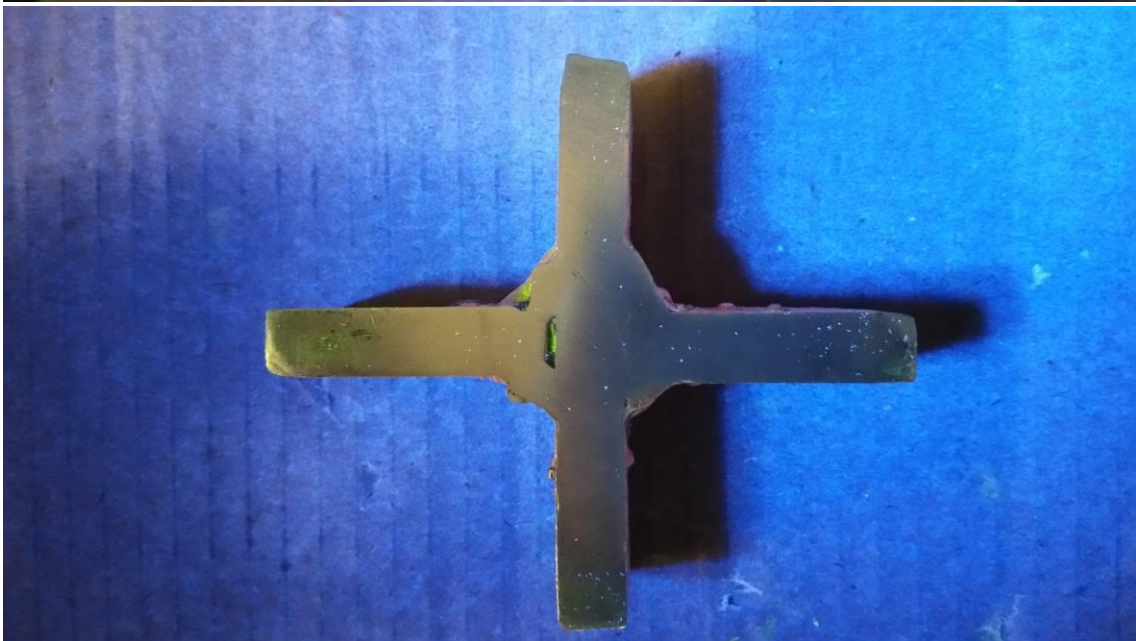
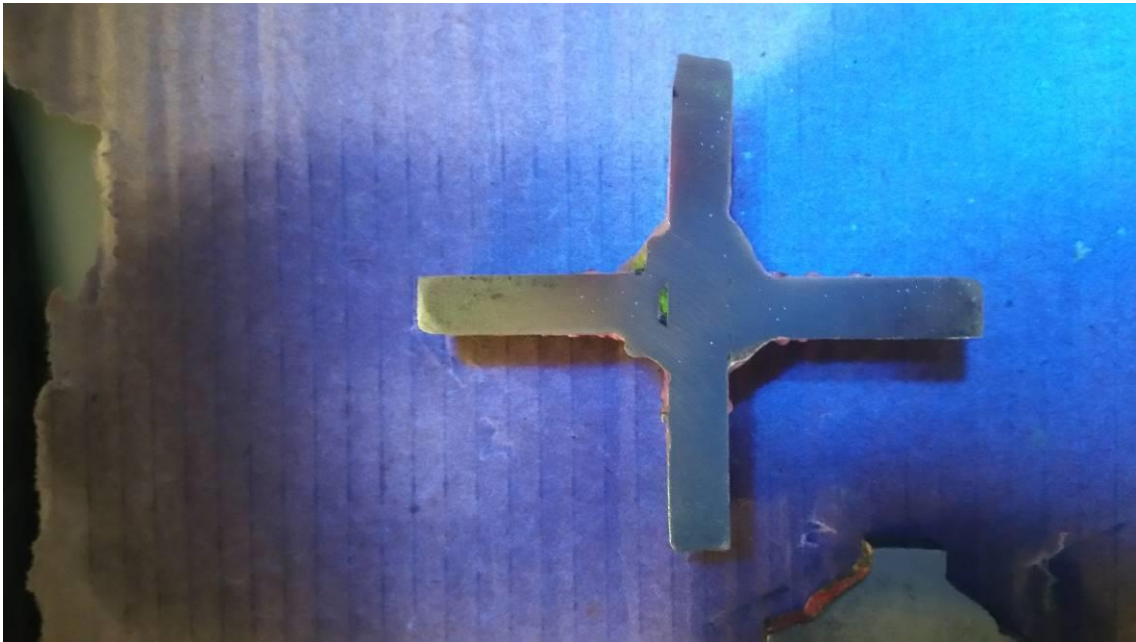
**SISTEMA AUTOMATIZADO BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADOR DE DETECCIÓN
DE DEFECTOS EN SISTEMAS MARINOS**

APLICACIÓN A LA INSPECCIÓN POR PARTÍCULAS MAGNÉTICAS

Universidad Politécnica de Cartagena. Grado en Arquitectura Naval e Ingeniería en Sistemas Marinos

Ignacio Jesús Moreo López

Trabajo Fin de Grado





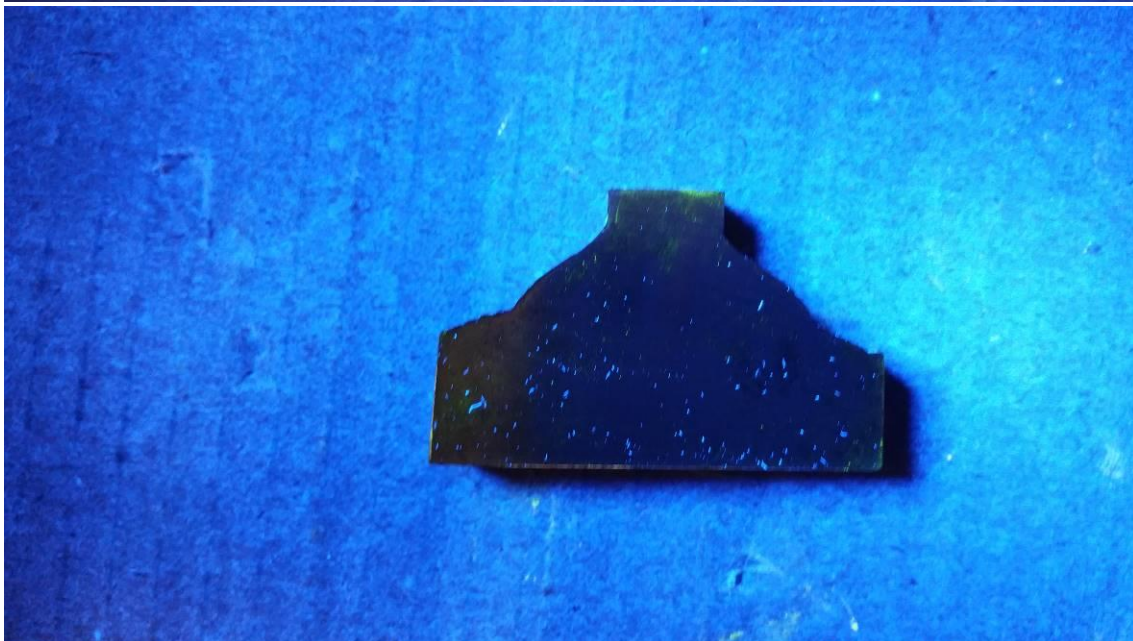
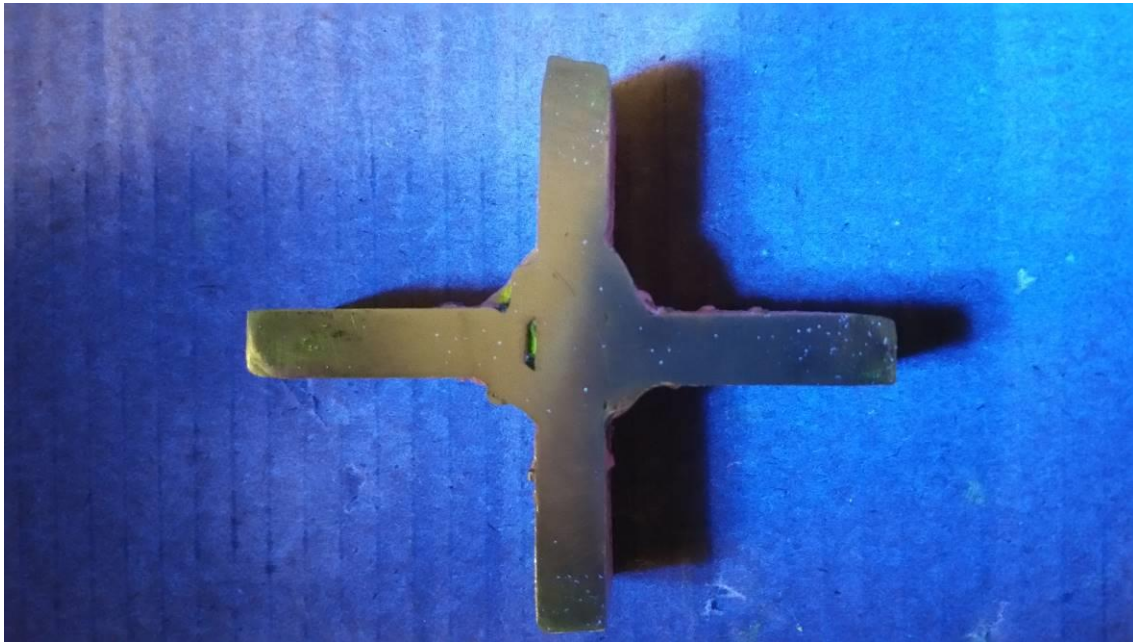
**SISTEMA AUTOMATIZADO BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADOR DE DETECCIÓN
DE DEFECTOS EN SISTEMAS MARINOS**

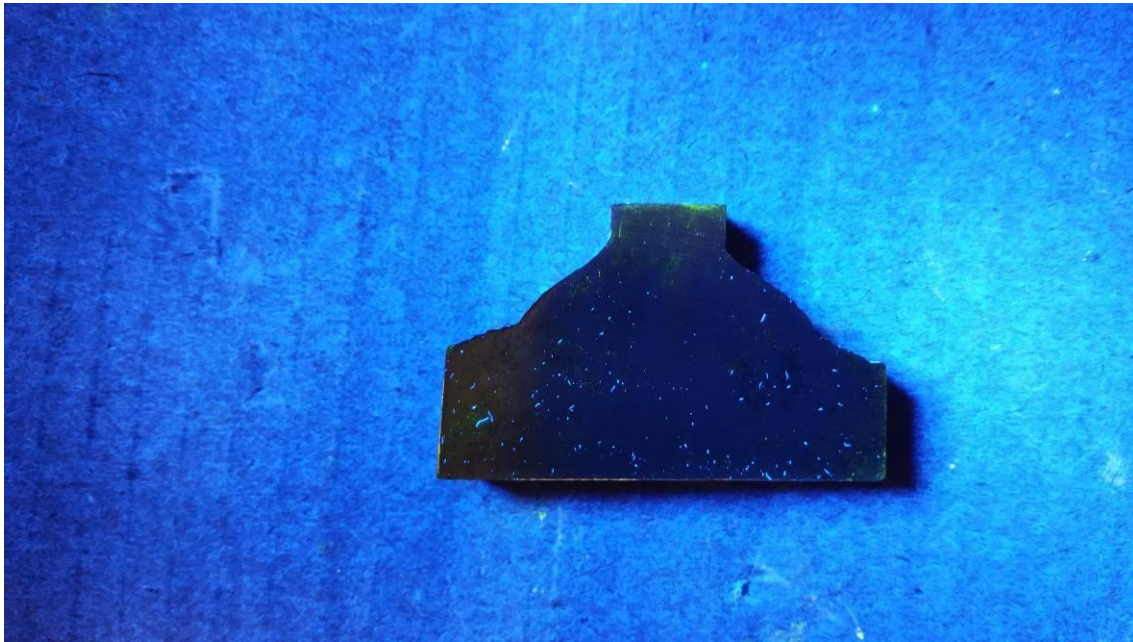
APLICACIÓN A LA INSPECCIÓN POR PARTÍCULAS MAGNÉTICAS

Universidad Politécnica de Cartagena. Grado en Arquitectura Naval e Ingeniería en Sistemas Marinos

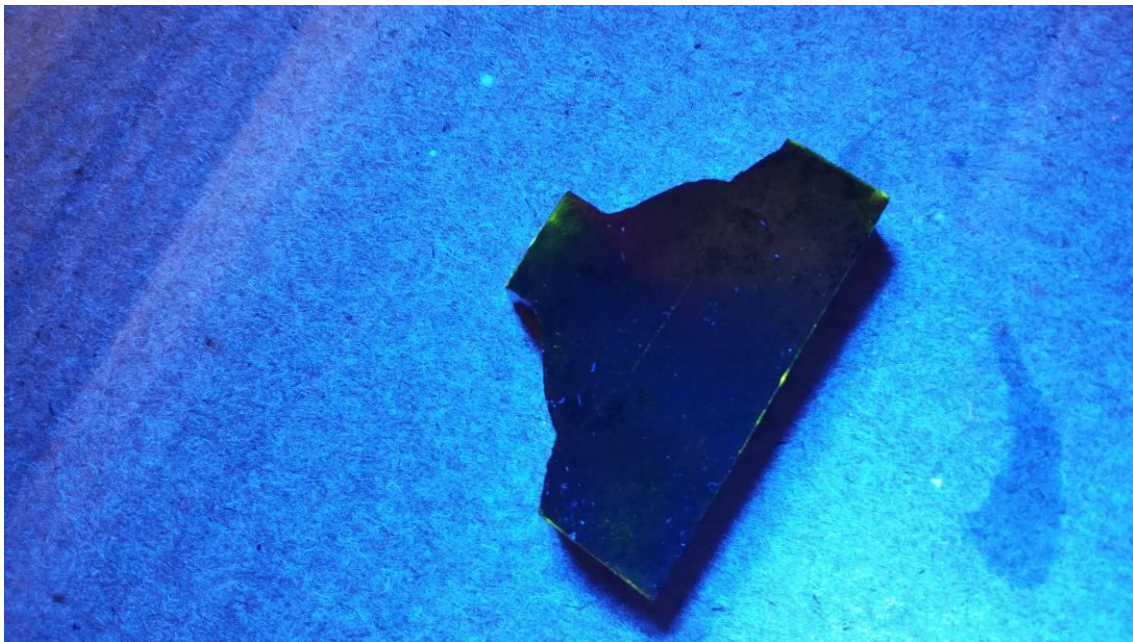
Ignacio Jesús Moreo López

Trabajo Fin de Grado





7.4.2 Después del procesado





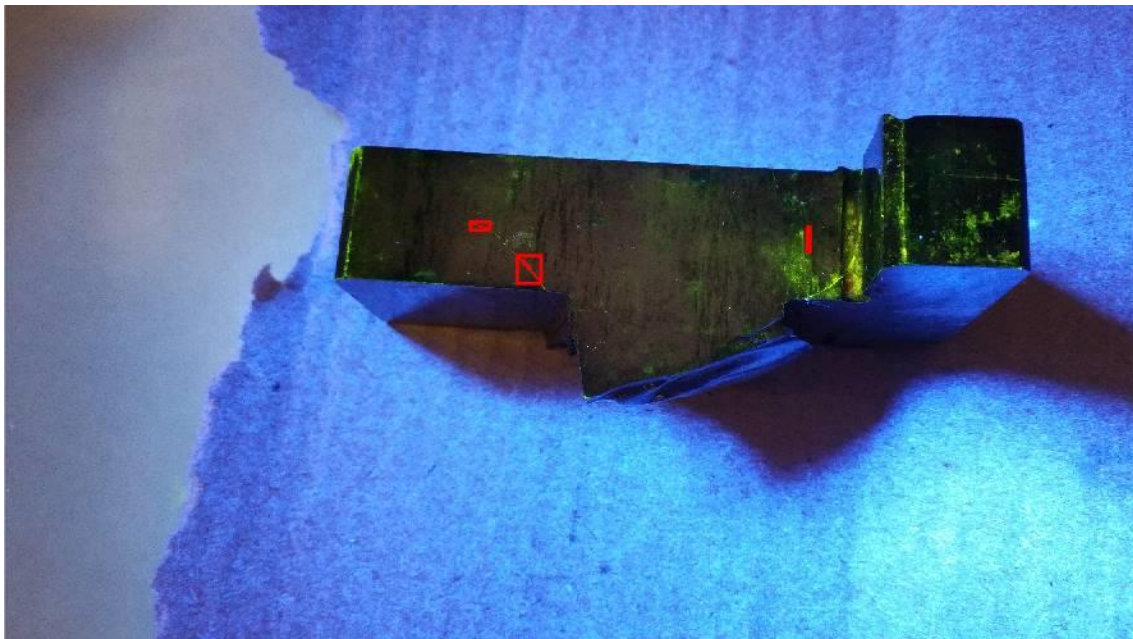
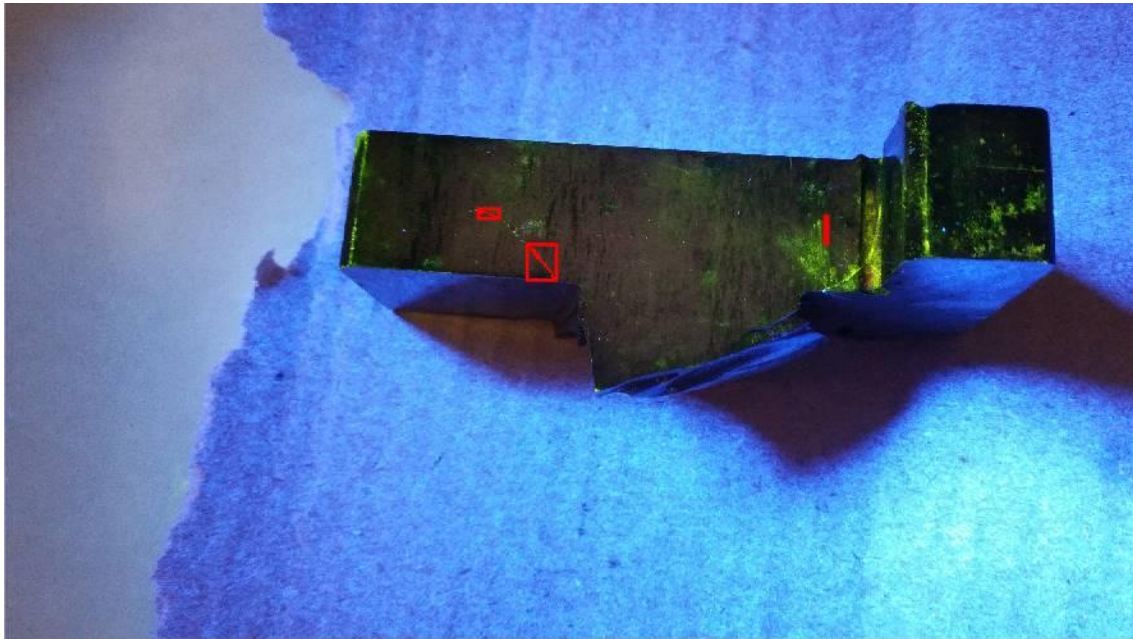
SISTEMA AUTOMATIZADO BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADOR DE DETECCIÓN DE DEFECTOS EN SISTEMAS MARINOS

APLICACIÓN A LA INSPECCIÓN POR PARTÍCULAS MAGNÉTICAS

Universidad Politécnica de Cartagena. Grado en Arquitectura Naval e Ingeniería en Sistemas Marinos

Ignacio Jesús Moreo López

Trabajo Fin de Grado





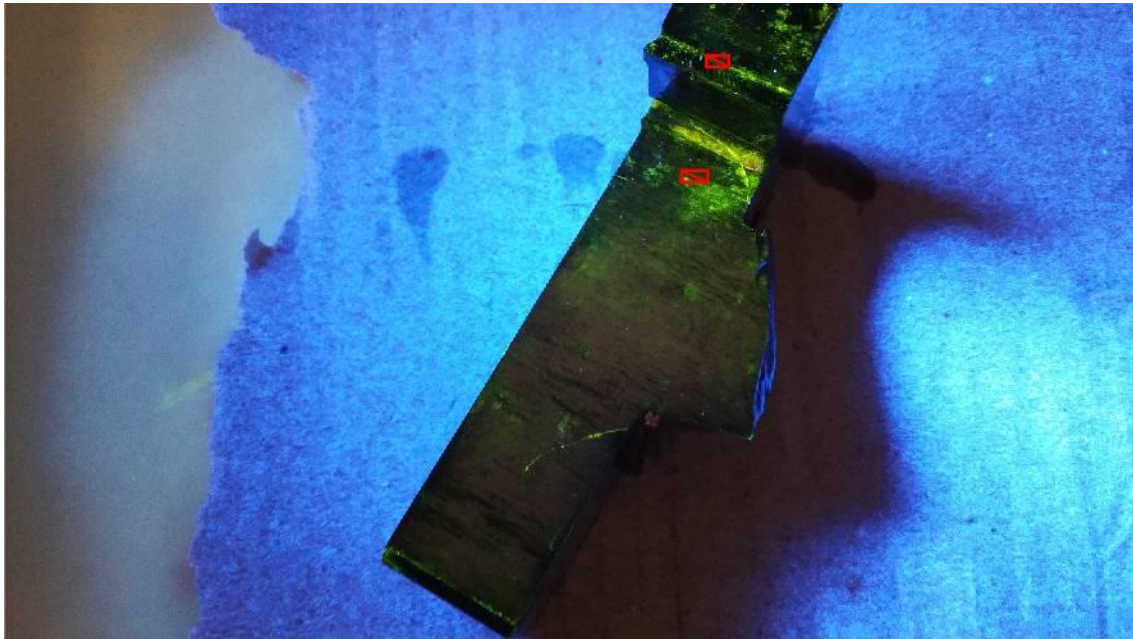
SISTEMA AUTOMATIZADO BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADOR DE DETECCIÓN DE DEFECTOS EN SISTEMAS MARINOS

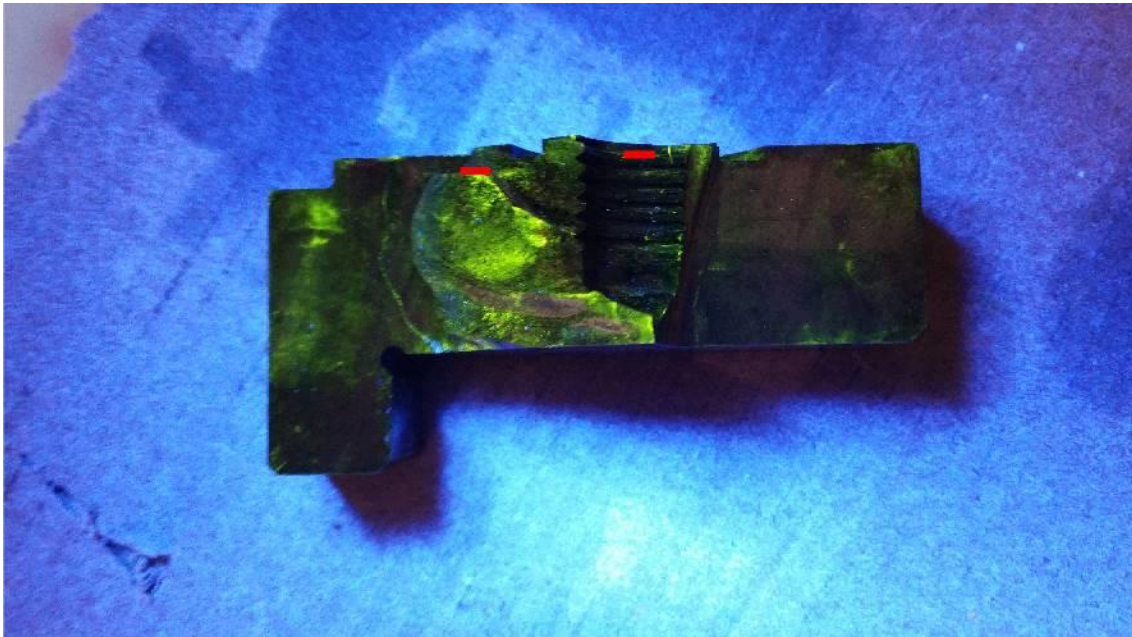
APLICACIÓN A LA INSPECCIÓN POR PARTÍCULAS MAGNÉTICAS

Universidad Politécnica de Cartagena. Grado en Arquitectura Naval e Ingeniería en Sistemas Marinos

Ignacio Jesús Moreo López

Trabajo Fin de Grado







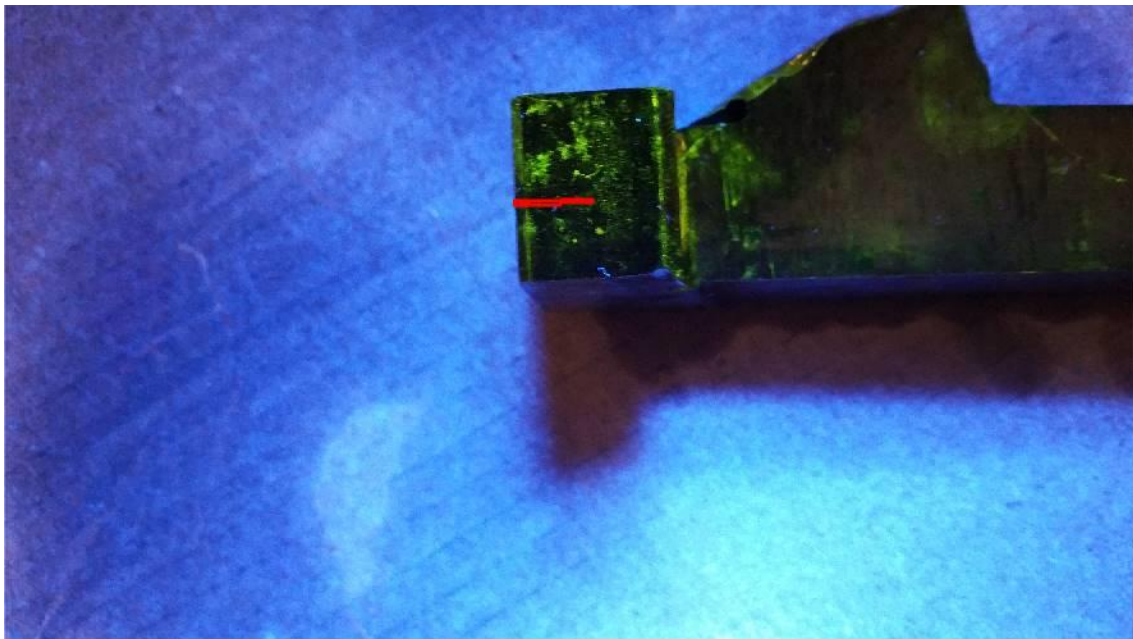
**SISTEMA AUTOMATIZADO BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADOR DE DETECCIÓN
DE DEFECTOS EN SISTEMAS MARINOS**

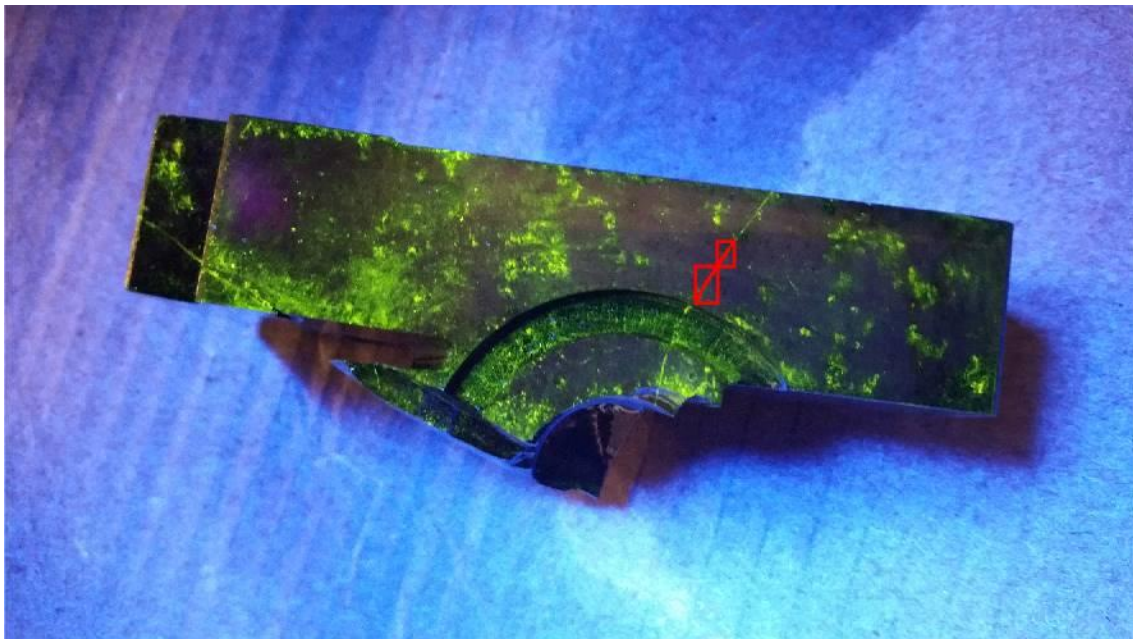
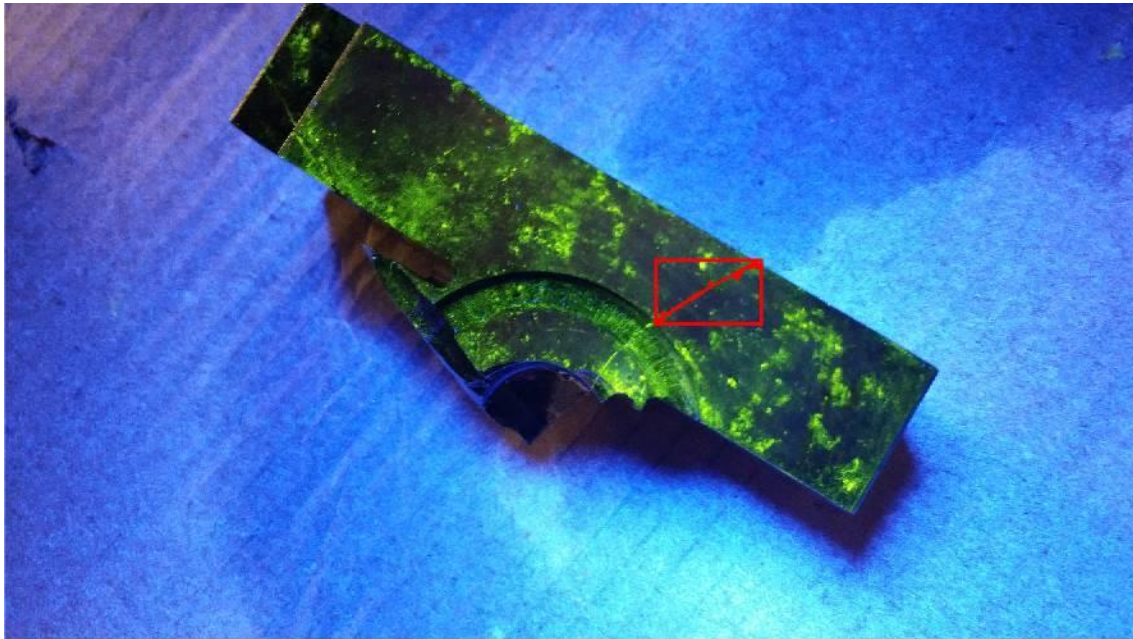
APLICACIÓN A LA INSPECCIÓN POR PARTÍCULAS MAGNÉTICAS

Universidad Politécnica de Cartagena. Grado en Arquitectura Naval e Ingeniería en Sistemas Marinos

Ignacio Jesús Moreo López

Trabajo Fin de Grado







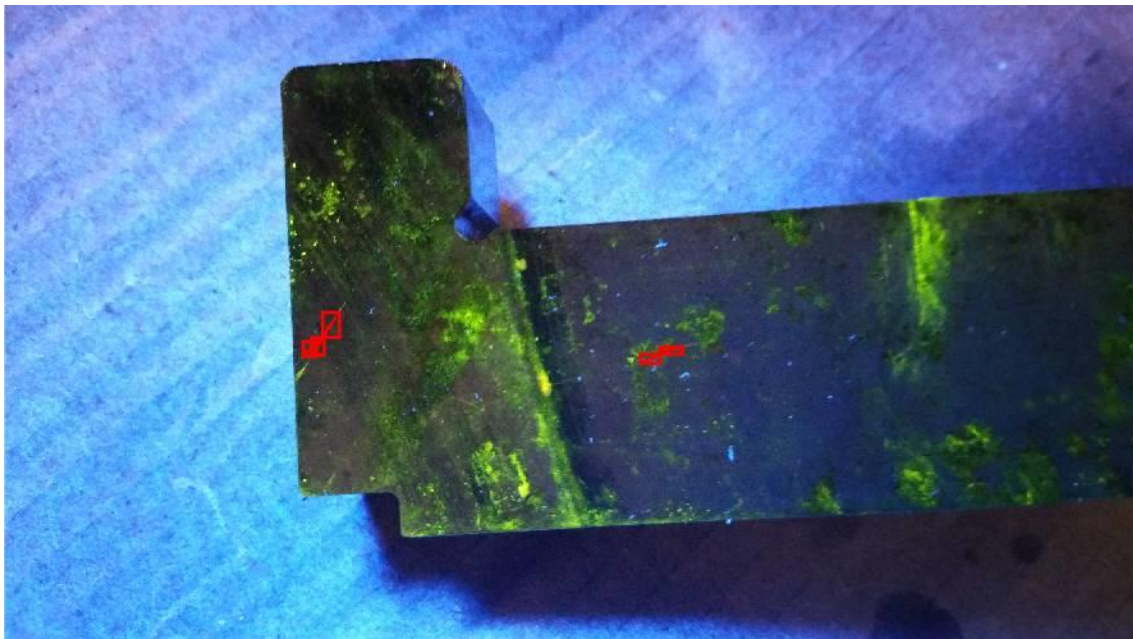
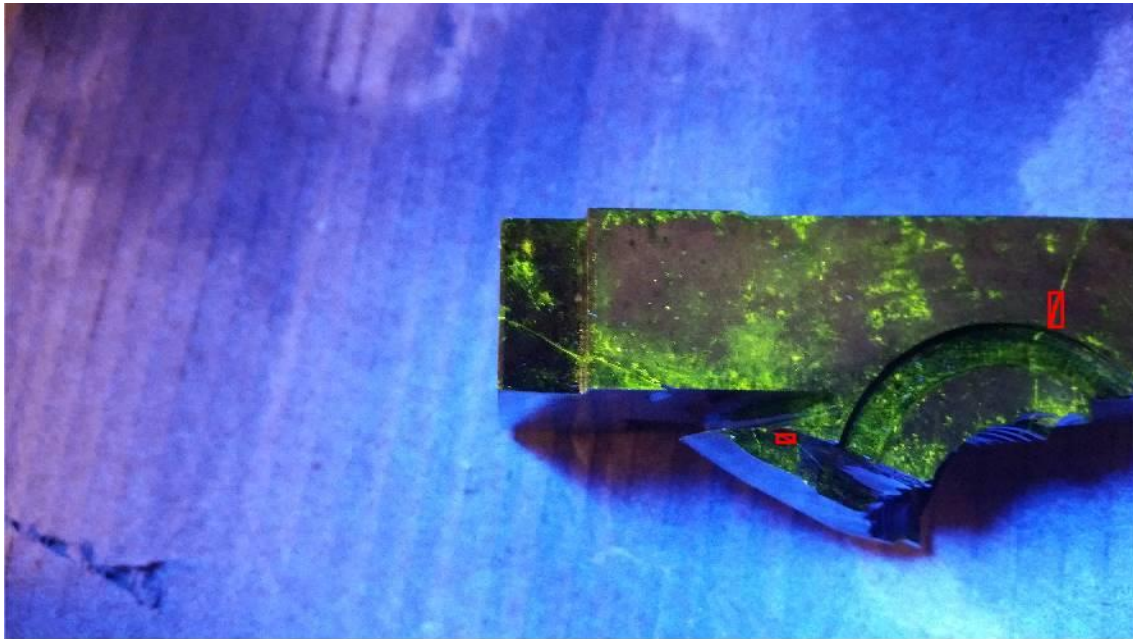
**SISTEMA AUTOMATIZADO BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADOR DE DETECCIÓN
DE DEFECTOS EN SISTEMAS MARINOS**

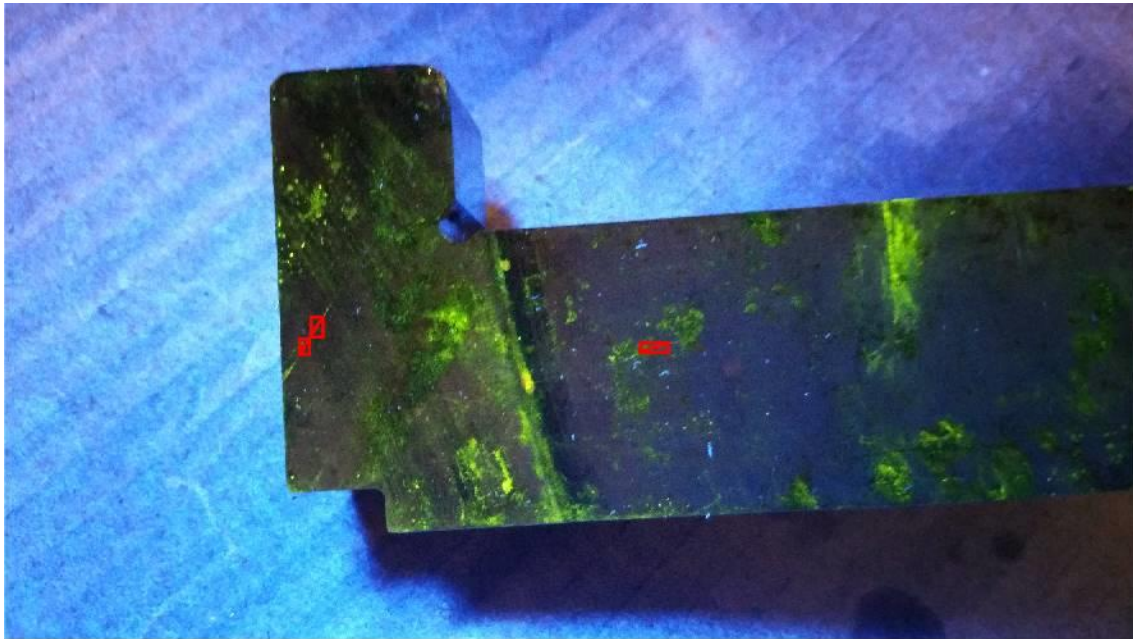
APLICACIÓN A LA INSPECCIÓN POR PARTÍCULAS MAGNÉTICAS

Universidad Politécnica de Cartagena. Grado en Arquitectura Naval e Ingeniería en Sistemas Marinos

Ignacio Jesús Moreo López

Trabajo Fin de Grado







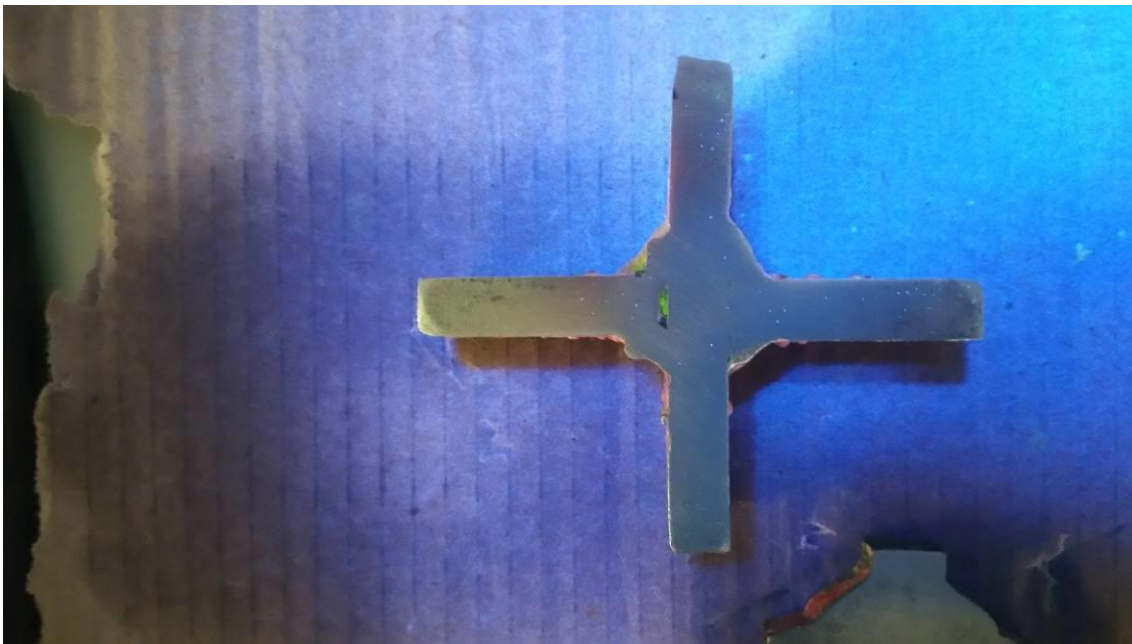
**SISTEMA AUTOMATIZADO BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADOR DE DETECCIÓN
DE DEFECTOS EN SISTEMAS MARINOS**

APLICACIÓN A LA INSPECCIÓN POR PARTÍCULAS MAGNÉTICAS

Universidad Politécnica de Cartagena. Grado en Arquitectura Naval e Ingeniería en Sistemas Marinos

Ignacio Jesús Moreo López

Trabajo Fin de Grado





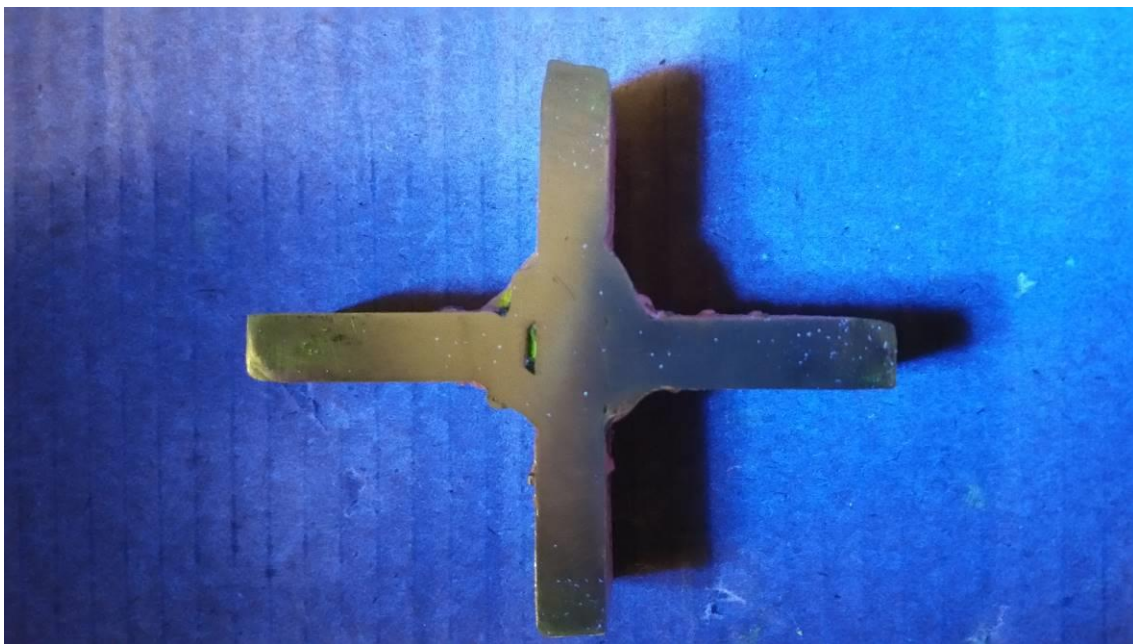
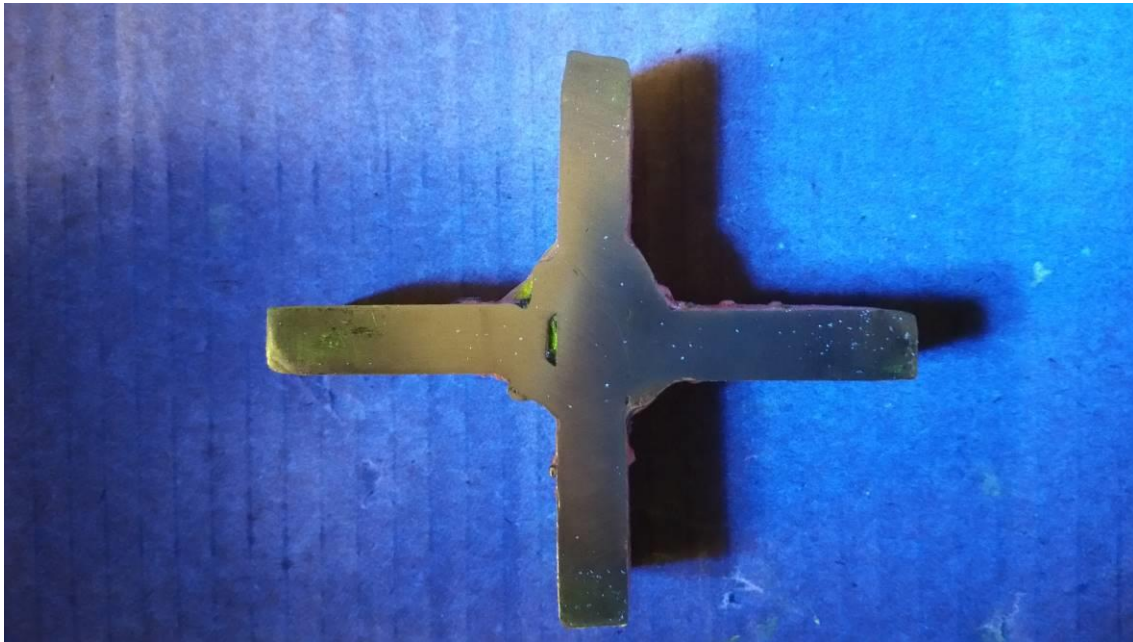
**SISTEMA AUTOMATIZADO BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADOR DE DETECCIÓN
DE DEFECTOS EN SISTEMAS MARINOS**

APLICACIÓN A LA INSPECCIÓN POR PARTÍCULAS MAGNÉTICAS

Universidad Politécnica de Cartagena. Grado en Arquitectura Naval e Ingeniería en Sistemas Marinos

Ignacio Jesús Moreo López

Trabajo Fin de Grado





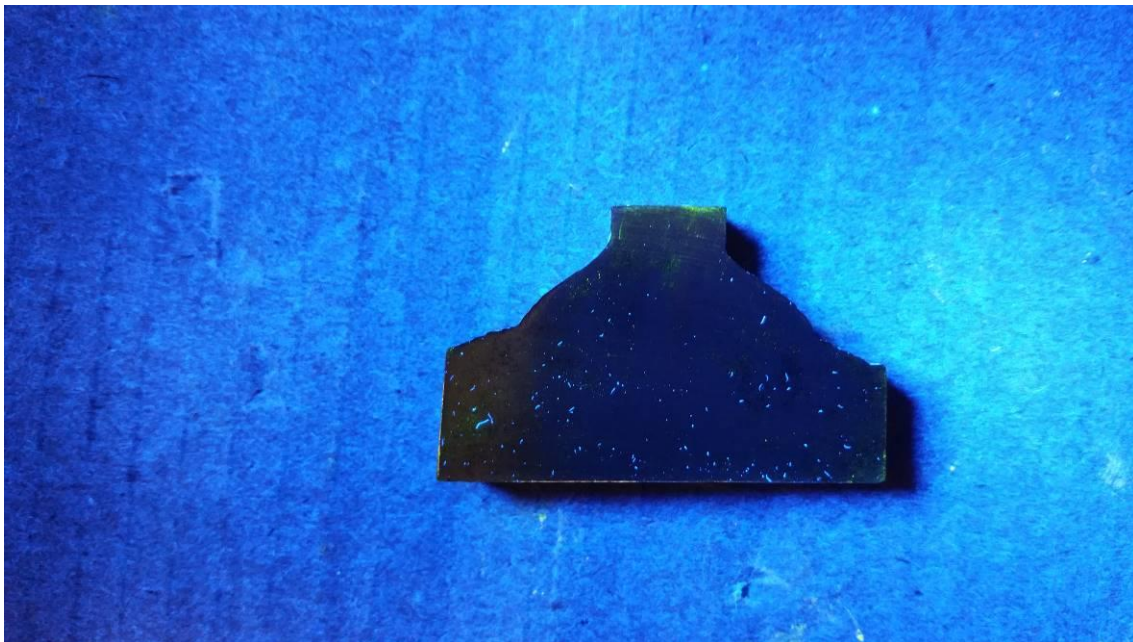
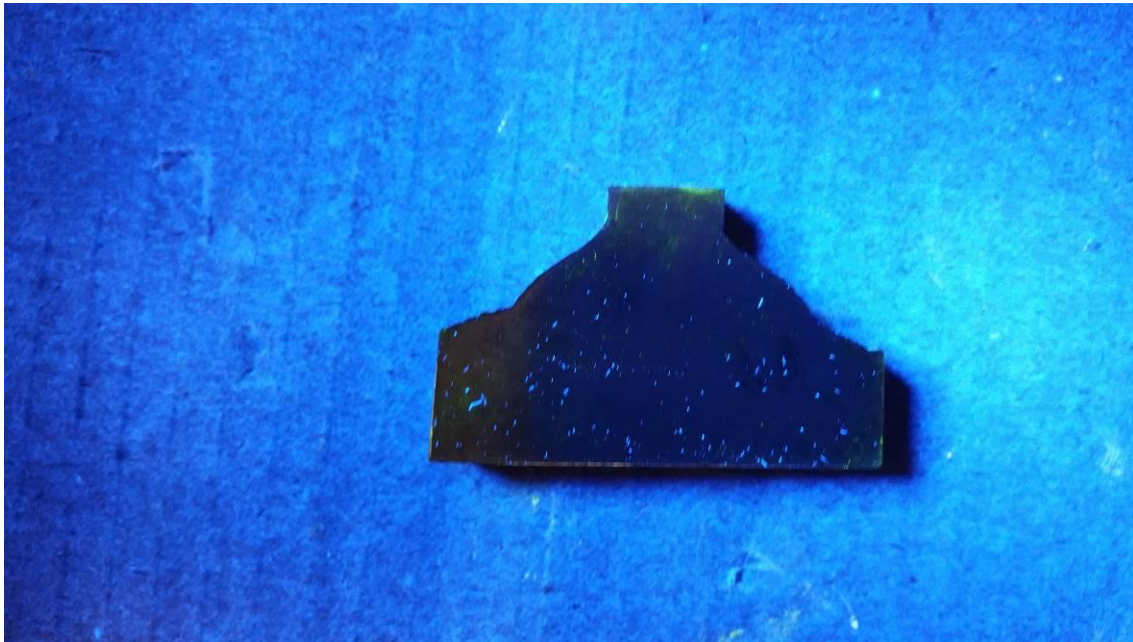
**SISTEMA AUTOMATIZADO BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADOR DE DETECCIÓN
DE DEFECTOS EN SISTEMAS MARINOS**

APLICACIÓN A LA INSPECCIÓN POR PARTÍCULAS MAGNÉTICAS

Universidad Politécnica de Cartagena. Grado en Arquitectura Naval e Ingeniería en Sistemas Marinos

Ignacio Jesús Moreo López

Trabajo Fin de Grado





**SISTEMA AUTOMATIZADO BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADOR DE DETECCIÓN
DE DEFECTOS EN SISTEMAS MARINOS**

APLICACIÓN A LA INSPECCIÓN POR PARTÍCULAS MAGNÉTICAS

Universidad Politécnica de Cartagena. Grado en Arquitectura Naval e Ingeniería en Sistemas Marinos

Ignacio Jesús Moreo López

Trabajo Fin de Grado





**SISTEMA AUTOMATIZADO BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADOR DE DETECCIÓN
DE DEFECTOS EN SISTEMAS MARINOS**

APLICACIÓN A LA INSPECCIÓN POR PARTÍCULAS MAGNÉTICAS

Universidad Politécnica de Cartagena. Grado en Arquitectura Naval e Ingeniería en Sistemas Marinos

Ignacio Jesús Moreo López

Trabajo Fin de Grado





**SISTEMA AUTOMATIZADO BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADOR DE DETECCIÓN
DE DEFECTOS EN SISTEMAS MARINOS**

APLICACIÓN A LA INSPECCIÓN POR PARTÍCULAS MAGNÉTICAS

Universidad Politécnica de Cartagena. Grado en Arquitectura Naval e Ingeniería en Sistemas Marinos

Ignacio Jesús Moreo López

Trabajo Fin de Grado

