

MÁSTER EN INGENIERÍA DE SISTEMAS Y CONTROL

DEPARTAMENTO INGENIERÍA DEL SOFTWARE E INTELIGENCIA ARTIFICIAL

LÍNEA DE INVESTIGACIÓN: VISIÓN POR COMPUTADOR



PROYECTO FIN DE MÁSTER

CURSO ACADÉMICO 2013/2014

CONVOCATORIA ORDINARIA DE JUNIO

RECONOCIMIENTO AUTOMÁTICO DE BARRAS COMBUSTIBLES MEDIANTE TÉCNICAS DE VISIÓN POR COMPUTADOR

Autor: Rubén García Sánchez

Director: Gonzalo Pajares Martinsanz

Autorización de difusión

El abajo firmante, matriculado en el Máster en Ingeniería de Sistemas y Control de la Facultad de Informática, autoriza a la Universidad Complutense de Madrid (UCM) y a la Universidad Nacional de Educación a Distancia (UNED) a difundir y utilizar con fines académicos, no comerciales y mencionando expresamente a su autor, tanto la memoria de este Trabajo Fin de Máster, como el código, la documentación y/o el prototipo desarrollado.

Fdo. Rubén García Sánchez

28 de Mayo de 2014

A mi ejemplar compañero Diego F.

La ingeniería es el arte de lo realizable dentro de los límites de tiempo y coste.

Pedro Miguel Echenique, Catedrático de Física de la Materia Condensada de la UPV-EHU

Agradecimientos

A mi maravillosa Irene porque plasmó su genial idea en el momento y post-it precisos. No sólo su sonrisa emerge de este proyecto: el Máster completo es fruto de su ánimo, cariño y comprensión.

A mi amigo Javier González, por haber enriquecido notablemente este trabajo.

A Óscar Zurrón, responsable del departamento de Salvaguardias y Seguridad Nuclear de ENUSA, porque su gentil colaboración y su inestimable disponibilidad han logrado convertir una casual idea en un ambicioso objetivo.

A Pilar Pérez, responsable del departamento de Planificación y Logística de ENUSA, pues su infatigable determinación resulta ser referente también a nivel investigador.

A mi director, el profesor Gonzalo Pajares, por su acogida y ayuda, siendo también extensible este agradecimiento a todos los profesores de las asignaturas del Máster.

Resumen

En el presente trabajo se propone un procedimiento de reconocimiento de patrones para su aplicación en la automatización de la verificación física de un inventario de material nuclear. Esta actividad se desarrolla según lo establecido en el sistema de salvaguardias exigido por el Tratado sobre la No Proliferación de las Armas Nucleares.

A partir de la fotografía tomada del conjunto de las barras combustibles en su contenedor, se procesa la imagen para que, en un tiempo reducido, se extraiga el número total de unidades recogidas en la misma.

La relevancia del mencionado resultado se sustenta en la descripción de una amplia variedad de diseños ensayados (veinticuatro secuencias) que van desde el empleo de técnicas de extracción de bordes y regiones como el operador de Sobel y el método de Otsu, hasta la aplicación de operaciones morfológicas cuantitativas sobre las imágenes o de una red neuronal unidireccional “feedforward”.

Palabras clave

Reconocimiento de patrones, visión por computador, red neuronal, transformada de Hough, algoritmo de Canny, método de Otsu, transformación morfológica, operador de Sobel, corrección radiométrica, salvaguardias, barra combustible, energía nuclear.

Índice general

Capítulo 1. Introducción.....	14
1.1. Motivación.....	14
1.2. Identificación del problema.....	17
1.3. Objetivo.....	19
1.4. Metodología.....	20
1.5. Organización de la memoria.....	21
Capítulo 2. Antecedentes. Estado del arte.....	22
2.1. Reconocimiento de patrones.....	22
Capítulo 3. Modelos desarrollados.....	30
3.1. Planteamiento.....	30
3.2. Procedimiento A.....	31
3.3. Procedimiento B.....	32
3.4. Procedimiento C.....	37
3.5. Procedimiento D.....	40
3.5.1. Entrenamiento y clasificación de la red neuronal.....	42
3.6. Procedimiento E.....	44
Capítulo 4. Análisis de resultados.....	49
Capítulo 5. Conclusiones.....	60
Capítulo 6. Líneas de investigación futuras.....	61
Bibliografía.....	62
Anexos.....	67
A. Resultados numéricos de los procedimientos propuestos.....	67
B. Contenido de los archivos adjuntos.....	74

B. 1.	Código Matlab de definición del procedimiento A	74
B. 2.	Código Matlab de definición del procedimiento B	74
B. 3.	Código Matlab de definición del procedimiento C	74
B. 4.	Código Matlab de definición del procedimiento D	74
B. 5.	Código Matlab de definición del procedimiento E.....	74

Índice de figuras

Figura 1. Inspectores contabilizando e identificando combustible nuclear fresco (a) y sellando un contenedor de transporte (b) Derrough (2013)	16
Figura 2. Ciclo de Combustible Nuclear Aguado (2010).....	16
Figura 3. Composición de un elemento combustible FN (2013).....	18
Figura 4. Estados y configuraciones del material nuclear	18
Figura 5. Contenedor de barras: (a) punto de captura de la fotografía ENUSA (2007); (b) imagen objeto del análisis ENUSA (2013)	20
Figura 6. Fotografía muestra	30
Figura 7. Espacio de color YCbCr de la imagen muestra	31
Figura 8. Imagen obtenida en el paso 2 (izda.) y detalle extraído de la misma (dcha.)	31
Figura 9. Resultado de la detección de barras mediante el procedimiento A.....	32
Figura 10. Esquema del procedimiento B	32
Figura 11. Imagen obtenida por la aplicación de una operación morfológica de apertura..	33
Figura 12. Imagen obtenida por la aplicación del método de Otsu (1979)	33
Figura 13. Operadores de Sobel (1970) a partir de apertura (izda.) y del método de Otsu (1979) (dcha.)	34
Figura 14. Resultado del paso 4) del procedimiento B.....	36
Figura 15. Resultado de la detección de barras mediante el procedimiento B	37
Figura 16. Esquema del procedimiento C	38
Figura 17. Imágenes obtenidas por la aplicación de la corrección radiométrica raíz cuadrada (i), logarítmica (ii) y raíz cúbica (iii)	38
Figura 18. Imágenes resultado de aplicar (i) los pasos 1 y 3; (ii) los pasos 2 - corrección radiométrica raíz cuadrada - y 3; (iii) los pasos 2 - corrección radiométrica logarítmica - y 3; (iv) los pasos 2 - corrección radiométrica raíz cúbica - y 3.....	39
Figura 19. Imágenes resultado de aplicar (i) los pasos 1, 3 y 4; (ii) los pasos 2 - corrección radiométrica raíz cuadrada -, 3 y 4; (iii) los pasos 2 - corrección radiométrica logarítmica -, 3 y 4; (iv) los pasos 2 - corrección radiométrica raíz cúbica -, 3 y 4.....	40
Figura 20. Imagen obtenida tras la aplicación de una erosión.....	41

Figura 21. Candidatos a pertenecer al conjunto de barras	41
Figura 22. Resultado de la detección de barras mediante el procedimiento D.....	42
Figura 23. Modelo de la red neuronal de retropropagación con dos capas	42
Figura 24. Muestras de las poblaciones de entrenamiento de la red neuronal: (i) barras y (ii) no-barras	43
Figura 25. Evolución de la función de error entropía cruzada durante el entrenamiento de la red neuronal	43
Figura 26. Tasa de aciertos positivos vs. aciertos negativos de la red neuronal durante la fase de entrenamiento	44
Figura 27. Corrección radiométrica logarítmica sobre la imagen problema	44
Figura 28. Imágenes obtenidas de la binarización con varios umbrales y la posterior definición de los bordes	46
Figura 29. Esquema del procedimiento E.....	47
Figura 30. Resultado de la detección de barras mediante el procedimiento E	48
Figura 31. Imágenes originales muestra	49
Figura 32. Nivel de acierto (%) vs. Falsa detección (%) de los diversos procedimientos ..	51
Figura 33. Mejora (%) de cada uno de los procedimientos propuestos.....	55
Figura 34. Resultado aplicando “E Sobel umbral 4” a la imagen (h) de la Figura 31.....	56
Figura 35. Dispersión de falsa detección de los procedimientos en función de la imagen .	57
Figura 36. Correlación entre la falsa detección y la imagen	57
Figura 37. Resultados de aplicación a las imágenes problema del procedimiento A.....	58
Figura 38. (i) Imagen equivalente a la del problema; (ii) Resultado de aplicación del procedimiento A	59

Índice de tablas

Tabla 1. Resumen estadístico de las inspecciones en el año 2001 IAEA (2003)..... 17

Tabla 2. Capacidad de fabricación de combustible LWR en el mundo WNA (2013) 19

Índice de siglas y abreviaturas

Computed Tomography - CT.

Comunidad Europea de la Energía Atómica - Euratom.

Connected Component Labeling - CCL.

Continuity of Knowledge - CoK.

Contrast-Limited Adaptive Histogram Equalization - CLAHE.

Fuel assembly - FA.

Light water reactor - LWR.

Magnetic Resonance Imaging - MRI.

Matiz, saturación e intensidad - HSI.

Matiz, saturación y valor - HSV.

Optical character recognition - OCR.

Organismo Internacional de Energía Atómica - OIEA.

Positron Emission Tomography - PET.

Principal component analysis - PCA.

Region of interest - ROI.

Rojo, verde y azul - RGB.

Support Vector Machine - SVM.

Unconstrained Hit-or-Miss Transform - UHMT.

Capítulo 1. Introducción

1.1. Motivación

La importancia de la electricidad ha crecido progresivamente hasta llegar a convertirse en un bien necesario. Así mismo, constituye un vector fundamental en el desarrollo de las sociedades modernas tanto a nivel doméstico como industrial: en el periodo 1971-2011 el consumo mundial casi se ha cuadruplicado OECD/IEA (2013).

Formando parte del mix energético de muchos países, la energía nuclear es una fuente primaria de generación eléctrica competitiva, en términos de limitación de emisiones de gases de efecto invernadero OECD/NEA (2012) y coste UK/DECC (2012), así como segura desde la perspectiva del suministro (reducida dependencia del exterior). Aunque ésta es la aplicación más conocida, el empleo de la tecnología nuclear se extiende a una inmensidad de campos Waltar (2006):

- Medicina: terapias oncológicas; técnicas de imagen médica como “Positron Emission Tomography” PET, “Computed Tomography” CT o “Magnetic Resonance Imaging” MRI; esterilización de instrumental y erradicación de virus.
- Agricultura: para aumentar la efectividad de los fertilizantes, semillas mejoradas, incremento del periodo de conservación de productos naturales y eliminación de patógenos.
- Ganadería para el diagnóstico en problemas nutricionales y vacunación.
- Energía de transporte en portaaviones, submarinos y rompehielos.
- Industria no energética incluyendo dispositivos de control de calidad y proceso, detectores, producción de semiconductores, prospección petrolífera, filtrado de gases, petróleo sintético a partir de carbón, eliminación de impurezas en los productos cosméticos y de microbios en las soluciones líquidas de conservación de las lentillas oculares.
- Exploración aeroespacial en generadores de calor y baterías.
- Seguridad en detectores de humo, señalización ininterrumpida, inspección de mercancías y bultos.

- Arqueología para dataciones.
- Arte en autenticación, restauración y manufactura de piedras preciosas.
- Medio ambiente para desalinización de agua y análisis de contaminantes.
- Militar.

Abierto a la firma de los Estados en 1968, el Tratado sobre la No Proliferación de las Armas Nucleares establece la aplicación de un sistema de salvaguardias¹ del Organismo Internacional de Energía Atómica OIEA a las actividades nucleares de carácter pacífico. España se adhiere al mismo en 1987, UN (2013), quedando comprometido como Estado no poseedor de armas nucleares a “aceptar las salvaguardias estipuladas en un acuerdo que ha de negociarse y concertarse con el OIEA y el sistema de salvaguardias del Organismo, a efectos únicamente de verificar el cumplimiento de las obligaciones asumidas por ese Estado en virtud de este Tratado con miras a impedir que la energía nuclear se desvíe de usos pacíficos hacia armas nucleares u otros dispositivos nucleares explosivos. [...] Las salvaguardias exigidas por el presente artículo se aplicarán a todos los materiales básicos o materiales fisiónables especiales en todas las actividades nucleares con fines pacíficos [...]”, artículo 3 OIEA (1970).

Como miembro de la Unión Europea, España está adherida al Tratado constitutivo de la Comunidad Europea de la Energía Atómica Euratom, cuyo principal objetivo es “contribuir a la formación y al crecimiento de las industrias nucleares europeas” CECA (1957). Así mismo, bajo este tratado la europea Oficina de Control de Seguridad tiene la misión de garantizar que los materiales nucleares civiles no se destinen a otros fines, en particular, militares.

El sistema de salvaguardias consiste en una contabilidad detallada de la producción, consumo, movimiento y pérdida de materiales nucleares durante su circulación a lo largo del ciclo nuclear con fines pacíficos. Para este propósito se efectúan en todas las instalaciones nucleares de la Comunidad controles contables (Figura 1 -a-) y físicos (Figura 1 -b-) sobre todo tipo de ítems como por ejemplo los conjuntos combustibles, las barras combustibles o los contenedores de polvo de U y Pu, dependiendo de los casos.

¹ Su objetivo técnico es “la oportuna detección de la desviación de cantidades significativas de material nuclear de actividades nucleares pacíficas hacia la fabricación de armas nucleares o de otros dispositivos nucleares explosivos o con fines desconocidos, y disuadir de tal desviación ante el riesgo de la detección temprana”. IAEA 2002. *IAEA SAFEGUARDS GLOSSARY 2001 Edition*, International Atomic Energy Agency.

Esta contabilidad se complementa con medidas de contención (que utilizan las características estructurales existentes, tales como los contenedores o tuberías, para establecer la integridad física de una zona o elemento, evitando así un movimiento no detectado de materiales) y medidas de vigilancia (dispositivos para vigilar las medidas de contención u observar los cambios que se produzcan en el inventario), que desempeñan un papel importante en la reducción de las tareas necesarias y en la continuidad de conocimientos a los efectos de salvaguardias (“Continuity of Knowledge” CoK).

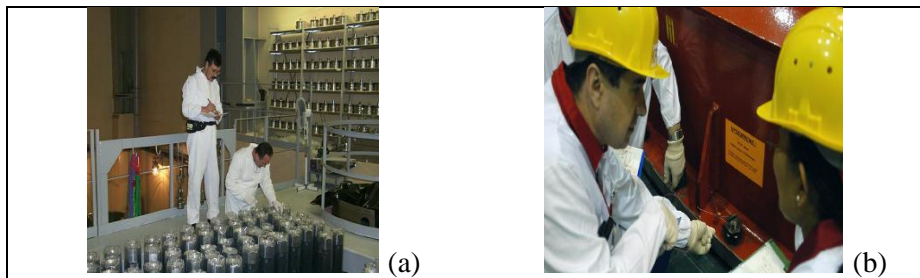


Figura 1. Inspectores contabilizando e identificando combustible nuclear fresco (a) y sellando un contenedor de transporte (b) Derrough (2013)

Aunque sólo son tres los elementos químicos bajo el sistema de salvaguardias (U, Pu y Th), la complejidad y diversidad de las instalaciones² que componen el ciclo de combustible nuclear, Figura 2, sujeto a salvaguardias requiere el empleo de una amplia variedad de técnicas y equipos de verificación, Tabla 1.

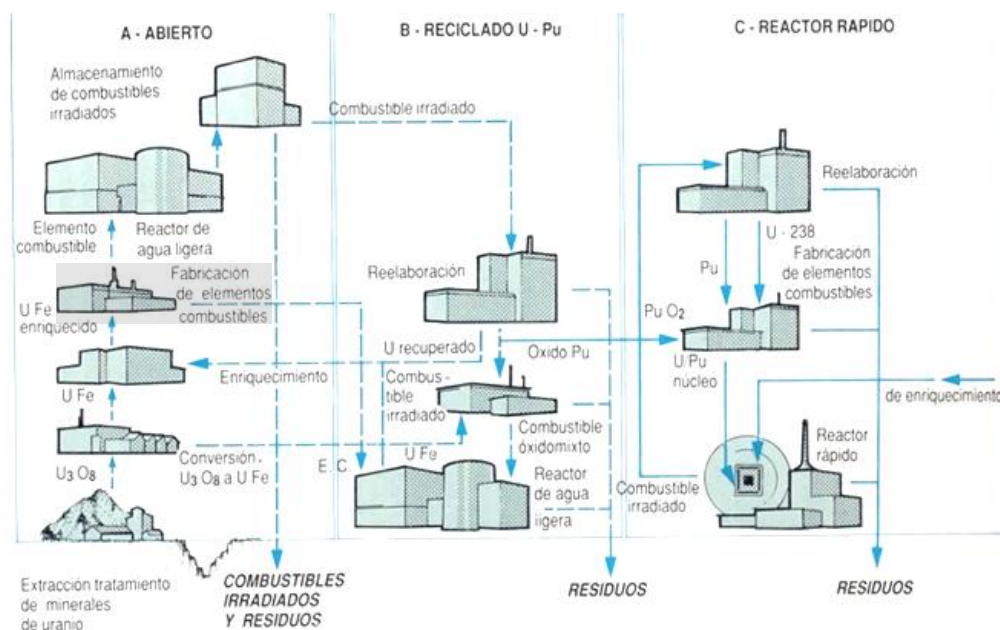


Figura 2. Ciclo de Combustible Nuclear Aguado (2010)

² A modo ilustrativo, el 31 de Diciembre del 2009 había 1125 instalaciones sometidas a salvaguardias o que contenían material salvaguardado OIEA 2010. Informe Anual para 2009 .

Tabla 1. Resumen estadístico de las inspecciones en el año 2001 IAEA (2003)

Esquipo empleado	Número de intervenciones
Técnicas no-destructivas	1669
Sistemas de espectro γ	392
Medida neutrónica	66
Combustible gastado	260
Otras medidas	123
Monitoreo no presencial	71
Toma de muestras de materiales	842
Toma de muestras del medio ambiente	263
Precintos usados	25851
Precintos verificados	19260
Sistemas de videovigilancia instalados	276
Sistemas de videovigilancia multicámara instalados	113

La exigente función de los equipos de salvaguardias requiere la continua incorporación de aquellos desarrollos tecnológicos que faciliten su labor. Por lo que, sin olvidar las especiales características de los materiales objeto de las inspecciones, la visión por computador es una herramienta que proporciona soluciones innovadoras que contribuyen a la demostración de transparencia en las actividades nucleares y el cumplimiento del compromiso de no proliferación de los Estados.

1.2. Identificación del problema

Tomando como marco general la trayectoria que sigue, en sus diversas etapas, el combustible de un reactor nuclear, vamos a situarnos únicamente en el eslabón de la fabricación de elementos combustibles, zona sombreada de la Figura 2.

Aunque existen en la actualidad una gran variedad de modelos de conjunto combustible (“Fuel Assembly” FA), conceptualmente el producto enviado a las centrales nucleares de agua ligera (“Light Water Reactor” LWR) está compuesto de tubos cilíndricos o vainas (con pastillas sinterizadas de óxido de uranio en su interior) dispuestos en una estructura metálica comúnmente de una aleación de circonio (Figura 3), que alcanza una masa total de entre 200 y 500 kg IAEA-TECDOC-1613 (2009).

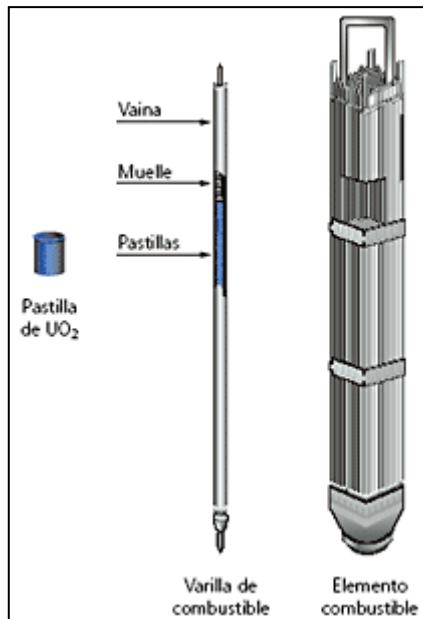


Figura 3. Composición de un elemento combustible FN (2013)

Circunscribiendo el presente problema exclusivamente al procesado de uranio, el objeto de las inspecciones de salvaguardias se extendería a todo producto que contenga dicho elemento químico en cualquier estado físico o químico y cantidad, es decir, polvo, pastillas, productos intermedios, barras combustibles y elementos combustibles. Una posible disposición física se ilustra en la Figura 4.

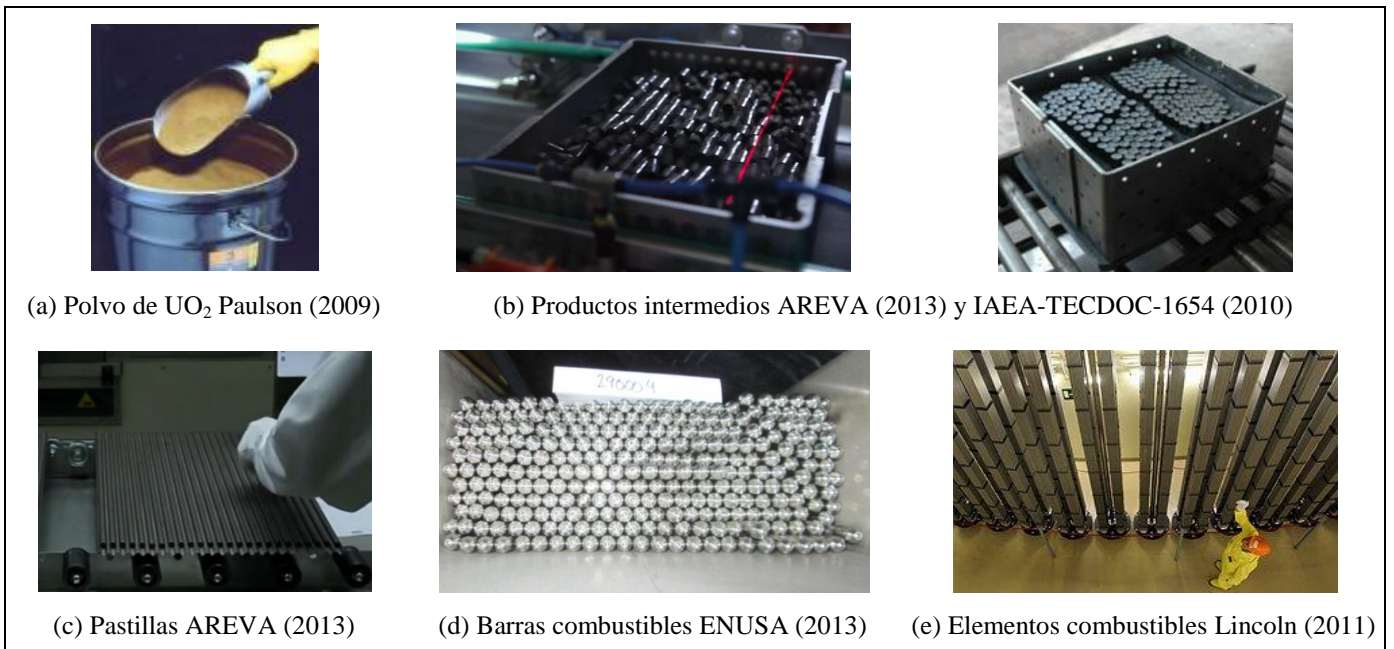


Figura 4. Estados y configuraciones del material nuclear

Aunque este tipo de instalaciones cuenta con sistemas de trazabilidad que permiten seguir

la historia, aplicación y localización de los anteriores ítems en todo momento y bajo cualquier condición, la intervención de organismos como la OIEA o Euratom implica, entre otras actividades, la verificación física independiente del inventario declarado previamente por el Estado correspondiente. Para estimar el alcance en términos de recursos que suponen los anteriores controles en la Tabla 2 aparecen las capacidades de fabricación mundiales.

Tabla 2. Capacidad de fabricación de combustible LWR en el mundo WNA (2013)

Fabricante	País	Emplazamiento	Combustibles (toneladas/año)
AREVA	Alemania	Lingen	650
	EEUU	Richland	1200
	Francia	Romans	1400
CNNC	China	Baotou	200
		Yibin	450
DAE Nuclear Fuel Complex	India	Hyderabad	48
ENUSA	España	Juzbado	500
GNF	EEUU	Wilmington	1000
	Japón	Kurihama	750
INB	Brasil	Resende	240
KNFC	Corea del Sur	Daejeon	500
Mitsubishi Nuclear Fuel	Japón	Tokai-Mura	440
NFI	Japón	Tokai-Mura	250
		Kumatori	284
TVEL	Rusia	Elektrostal	1200
		Novosibirsk	400
Westinghouse	EEUU	Columbia	1500
	Reino Unido	Springfields	860
	Suecia	Västeras	600
TOTAL			12472

1.3. Objetivo

Con el propósito de reducir el tiempo que supone la verificación física del inventario de material nuclear bajo el contexto anteriormente descrito, se pretende emplear la visión por computador para determinar de forma rápida y fiable el número de barras combustibles que están depositadas en los contenedores de almacenamiento. Para ello se realizará un tratamiento de la imagen tomada desde el perfil de las mencionadas bandejas Figura 5.

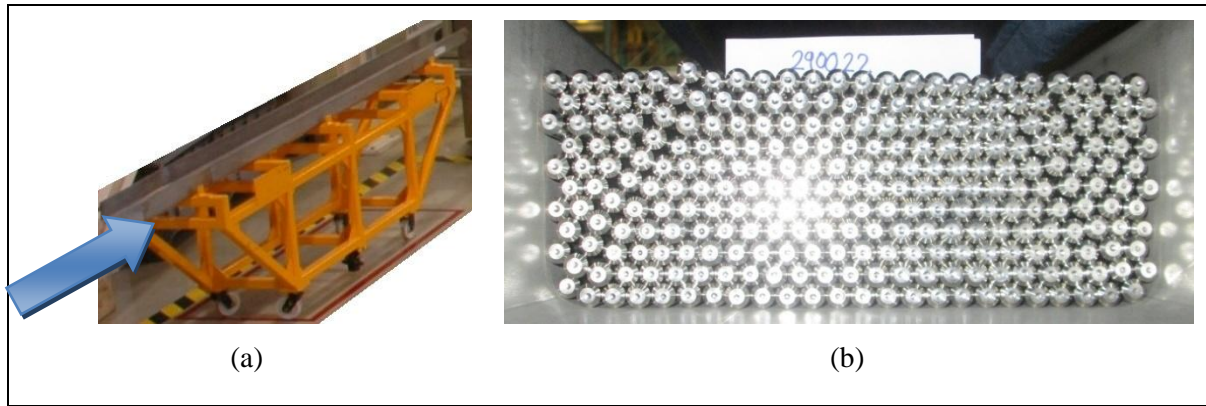


Figura 5. Contenedor de barras: (a) punto de captura de la fotografía ENUSA (2007); (b) imagen objeto del análisis ENUSA (2013)

1.4. Metodología

El desarrollo de este proyecto se puede dividir en las siguientes etapas:

- a. Definición del alcance del problema.
- b. Revisión bibliográfica del campo de estudio objetivo.
- c. Formulación de diferentes algoritmos de resolución.
- d. Enumeración de líneas de investigación futuras.

Los diferentes métodos se han implementado en MATLAB ® por las siguientes razones: es un software con una de las más potentes y completas librerías de funciones de procesamiento de imágenes (“toolbox Image Processing”) y el prototipo final debía disponer de una flexibilidad que permitiera incorporar las modificaciones y mejoras de la actual y futura investigación de forma aditiva.

Por otro lado, en todos los desarrollos propuestos se tienen en cuenta que, según Grattoni y col. (1999), son múltiples los factores que influyen en el nivel de calidad del reconocimiento:

- Ausencia o defecto de detalles.
- Calidad intrínseca de la imagen captada.
- Existencia de sombras o exceso de ruido.
- Inclinación y rotación de las áreas fotografiadas.
- Efectos de movimiento.
- Exceso de exposición y/o brillo.

Por último, se han seguido las recomendaciones enunciadas en Thacker y col. (2008) para

el diseño de algoritmos en el campo de la visión artificial.

1.5. Organización de la memoria

Este trabajo está formado por seis capítulos cuya estructura se describe a continuación.

En el primer capítulo se explica el contexto que motiva la resolución del problema identificado. Así mismo, se define el objetivo perseguido y se presenta la metodología empleada para afrontarlo. Con el segundo capítulo se revisa la bibliografía que compondrá la base teórica a partir de la cual se desarrollan los procedimientos propuestos en este proyecto. El capítulo tercero se centra en la formulación de los procedimientos de resolución del problema antes definido mientras que el análisis cuantitativo de los resultados obtenidos se recoge en el cuarto capítulo. Seguidamente se extraen la conclusión y la limitación principales en el quinto capítulo.

Por último, las posibles líneas de investigación futuras se enumeran en el sexto capítulo, y como anexos se recogen los datos numéricos empleados para el análisis de los resultados así como la enumeración del contenido de los archivos adjuntos a esta memoria.

Capítulo 2. Antecedentes. Estado del arte

Atribuyendo a la visión artificial por computador “la capacidad [...] para deducir la estructura y las propiedades del mundo tridimensional a partir de una o más imágenes bidimensionales” Pajares y Cruz (2007), es fácil reconocer este campo en la base de una amplia variedad de disciplinas Szeliski (2010): inspección de la calidad de los productos fabricados, fotogrametría, imagen médica, seguridad vial, captura de movimiento, vigilancia, biometría o reconocimiento óptico de caracteres (“Optical Character Recognition” OCR). Aunque de propósitos dispares, es posible categorizarlos a partir de las siguientes clases Maintz (2005):

- Mejora de la imagen.
- Reconocimiento de patrones.
- Reducción de datos.
- Síntesis de imágenes.
- Fusión de imágenes.
- Compresión de imágenes.

2.1. Reconocimiento de patrones

El problema se fundamenta en el análisis de la imagen con el propósito de encontrar una región que se ajuste en cierto grado al patrón objetivo, una vez establecidas las propiedades del objeto a reconocer. Por ejemplo, si se pretende buscar un cuerpo rígido específico, la búsqueda se focalizaría en la detección de puntos característicos y en la verificación de que su alineación es geoméricamente plausible.

La implementación clásica para este tipo de problemas sigue una secuencia con los siguientes pasos Malamas y col. (2003):

1. Captura de la imagen mediante una o varias cámaras de óptica adecuada.
2. Procesado de la imagen (filtrado, reducción de ruido y transformaciones varias para facilitar el procesado posterior).
3. Extracción de características relevantes para el tratamiento posterior (segmentación,

operaciones morfológicas, detección de regiones, medida de texturas y colores).

4. Reducción de la dimensionalidad del problema y análisis.
5. Toma de decisiones.

A continuación se realiza una revisión de las referencias bibliográficas que toman el anterior esquema como base para afrontar este tipo de desarrollos. Aunque los ejemplos expuestos a continuación están lejos de la aplicación que aquí se presenta, merece la pena mencionarlos por plantear procesos de interés que sirven de guía y referencia al finalmente propuesto para el reconocimiento de barras de combustible nuclear. En este caso, hasta donde se ha podido investigar, no existen referencias específicas, razón por la que los anteriores ejemplos son la base referida.

La importancia del seguimiento del movimiento de los animales mediante visión artificial va en aumento en la industria agropecuaria. A través de estos sistemas las cada vez más automatizadas granjas pueden tratar a los ejemplares que presentan comportamientos anómalos. Así, para una explotación porcina, Kashiha y col. (2013) presentan un método cuyo procesado de imágenes se basa en la binarización de la captura fotográfica (filtrado paso-bajo de Gauss, umbralización con el método Otsu (1979) y aplicación de una operación morfológica de cierre), la ecualización de su histograma, la identificación con elipses de los cerdos a través de la intensidad de brillo, el uso de la transformada de Fourier sobre las regiones de interés (Region of interest ROI) para generar descriptores, el empleo del método Moore basado en la vecindad para el trazado de los contornos y el cálculo de la distancia euclídea de los descriptores de Fourier para reconocer a cada animal.

Por su parte, uno de los retos actuales de la industria de mecanizado de piezas es la alineación automática de la máquina-herramienta y la pieza. Debido a la irregular superficie de la materia prima, la caracterización de su geometría dificulta el reconocimiento de la forma. Fernandez-Fernandez y col. (2013) proponen un método utilizando fotometría como posible solución. Su algoritmo lo dividen en dos fases:

- a. Detección y estimación de la ROI.
- b. Segmentación y decodificación.

En primer lugar se reduce la resolución de la imagen para acelerar las operaciones computacionales posteriores. Para reducir el ruido de la misma y binarizarla se recurre a un

filtrado bilateral, una umbralización adaptativa y dos operaciones morfológicas (erosión y dilatación). Seguidamente tratan de estimar el centro de la figura objetivo a partir de la estimación de la ROI. Para ello extraen dicha región y analizan el contorno mediante descriptores de circularidad, las dimensiones o los ratios de diámetro. Finalmente emplean la técnica conocida como de “minimum enclosing circle” para distinguir los círculos reales.

El reconocimiento de patrones, basado en formas geométricas, también se está utilizando dentro de la agricultura. Larese y col. (2012) proponen un algoritmo automático de clasificación de legumbres considerando sólo las venas de las hojas. En este caso la segmentación se lleva a cabo mediante “Unconstrained Hit-or-Miss Transform” UHMT y la umbralización adaptativa.

Kılıç y col. (2007) desarrollan un proceso de control de calidad de alubias basándose en las medidas de tamaño y color. La primera fase (segmentación) la descomponen en la binarización de la imagen (a partir del canal rojo), eliminación del ruido (áreas por debajo de los 50 píxels) y relleno de huecos. Seguidamente hacen uso de operaciones morfológicas para etiquetar las regiones candidatas, determinar las dimensiones, las coordenadas y el área de cada muestra mediante el operador Sobel (1970). A partir de ese momento se recurre a un enfoque estadístico (análisis de momentos) en la identificación de las muestras basándose en la distribución de las intensidades de color, para finalizar con el diseño de una red neuronal que resuelva el problema de la clasificación de la legumbre.

Por su parte, Murillo-Bracamontes y col. (2012) recurren a la información sobre el color para mejorar la capacidad de segmentación en el recuento del número de uvas que contiene un racimo. La imagen en escala de grises es ecualizada a través del “Contrast-Limited Adaptive Histogram Equalization” CLAHE. Tras ello se aplica la transformada de Hough para detectar candidatos circulares. Finalmente se lleva a cabo una inspección de color en el espacio CIE 1976 $L^*a^*b^*$ para refinar el resultado.

La investigación de Hussin y col. (2012) conduce a definir un método de detección de los frutos del árbol del mango. En primer lugar se realiza un redimensionado de la imagen y un ajuste del color en el espacio RGB (rojo, verde y azul). A continuación se eliminan todos aquellos objetos de un color diferente al característico de la fruta objetivo. Se suaviza la imagen mediante un filtrado de media y se aplica la transformada circular de Hough

(1959).

En la misma línea, Rizon y col. (2007) comparan dos técnicas para el reconocimiento de los cocos de la palmera. La primera secuencia de operaciones es común para ambos casos: ecualización del histograma para aumentar el contraste de la imagen, segmentación mediante el detector de bordes Canny (1986) seguido de las operaciones morfológicas cierre y apertura. A partir de ese momento en un caso se emplea la transformada circular de Hough (1959) y en el otro la técnica de intersección de cuerdas propuesta por Kim y Kim (2001). Aunque el nivel de acierto es superior con la primera opción, el tiempo de computación es notablemente inferior con el segundo método.

Así mismo, los sistemas de visión, incorporados en robots autónomos y en los dispositivos de asistencia a personas invidentes, recurren también al reconocimiento de patrones. Shahrabadi y col. (2013) presentan un algoritmo de detección en tiempo real de escaleras a distancia. Aunque factores como la luminosidad, los materiales o la arquitectura confieren una alta dificultad a la hora de afrontar este problema, mediante su aproximación de detección de bordes y patrones rectos consiguen notorios resultados. En la etapa de procesado recurren a un filtrado gaussiano paso bajo para eliminar el ruido de la imagen. Tras ello aplican el método de Canny (1986) para buscar bordes; finalmente, mediante la transformada de Hough (1959) segregan aquellos candidatos a vértices de peldaños de escalera, a partir de los cuales se establecen los obstáculos.

En el campo de la medicina, los sistemas de diagnóstico basados en visión artificial permiten una descubrimiento prematuro de cánceres de piel Permuy (2012). Oyola y col. (2012) presentan un método de detección de exantemas para ayudar al diagnóstico de la varicela (descartando otras enfermedades como el herpes zóster) mediante una combinación de técnicas de procesado de imágenes y análisis estadísticos. Para incrementar el contraste recurren a la ecualización del histograma, tras lo cual proponen transformar la imagen a los modelos de color YCbCr y CIE 1976 $L^*a^*b^*$. Una vez extraída la componente de luminancia se emplea el detector Canny (1986) para buscar bordes. Seguidamente, la transformada circular de Hough (1959) determina las formas circulares que serán las ROI. Al final, trabajando con la componente a^* de la representación cromática, se eliminan los falsos positivos con la divergencia de Kullback-Leibler.

Por su parte, con objeto de detectar microcalcificaciones en mamografías (en ocasiones, un signo muy precoz de cáncer de mama), Diaz-Huerta y col. (2012) evalúan cuatro algoritmos basados en propiedades morfológicas.

El primero que analizan está compuesto por la siguiente secuencia de operaciones: erosión, apertura por reconstrucción, aplicación de una transformación de tipo “top-hat” (“white top-hat”) que realza los detalles claros de la imagen con sombras y, finalmente, para extraer los píxeles a partir de un cierto umbral emplean la denominada “extended-maxima” transformada.

El segundo método evaluado resulta ser de mayor sensibilidad. Los tres pasos de los que consta son el uso de un operador de contraste, la umbralización de la imagen mediante la transformada “extended-maxima” y la eliminación de aquellos objetos de área mayor a 55 píxeles (la mayoría de la microcalcificaciones no superan los 50 píxeles), valor elegido siguiendo los criterios de la mencionada referencia.

El tercer algoritmo comienza con la segmentación de la imagen en 32 regiones. Seguidamente se calcula el promedio del nivel de grises por sector y se aplica la interpolación bicúbica. Finalmente, se extrae la anterior delimitación de la imagen original para proceder a una doble umbralización (local y global).

El cuarto y último sigue la secuencia del tercer algoritmo pero cambiando la umbralización. En este caso dicha secuencia consta de dos etapas de ejecución paralela. La denominada local dividiría la imagen en 32 regiones y aplicaría la transformada “extended-maxima”. Por su parte, la global también emplearía la mencionada transformada pero seguida de un operador “white top-hat”.

También existen grandes desarrollos en la industria metalúrgica cuyos elementos son de alta reflexión (aluminio, oro, cobre o plata) en lo que a la iluminación se refiere, algo similar a lo que ocurre en el caso de las barras combustibles nucleares. Los sistemas de inspección automática son muy demandados para detectar defectos cuya reducida dimensión y alta capacidad de reflexión dificultan notablemente su detección (picaduras, marcas superficiales sin profundidad aparente, estrías, rebabas, inclusiones, huecos, grietas, etc.). Xue-wu y col. (2011) describen un sistema compuesto por cuatro componentes:

- a) Adquisición de la imagen.
- b) Preprocesado.
- c) Extracción de las características.
- d) Clasificación.

En un primer momento se aplica el suavizado mediante la transformada en “wavelets” para eliminar el ruido existente en la imagen. Seguidamente se segmenta la misma con la umbralización de Otsu (1979). Por lo que respecta a la descripción de las regiones de interés, usando un enfoque basado en el espectro de Fourier, se cuantifica la rugosidad correspondiente. Finalmente el modelo de aprendizaje supervisado “Support Vector Machines” SVM permite la clasificación de los defectos de los productos.

Por lo que se refiere a la detección de defectos en la producción de contactos eléctricos, también con alta reflectividad, Sun y col. (2010) proponen un sistema de inspección automático. El método se puede subdividir en tres grandes bloques: preprocesado, detección y clasificación de defectos. La primera parte está compuesta por la umbralización mediante minimización de residuos, el filtrado de la mediana para reducir el ruido y la operación morfológica erosión que contribuye al suavizado de la imagen. El siguiente bloque lo conforma la extracción de las regiones, para lo cual se usa el algoritmo de etiquetado de componentes conectadas (“Connected Component Labeling” CCL) para aislar los diversos objetos. Finalmente, en el tercer bloque, teniendo en cuenta las características de los contactos eléctricos producidos, se recurre a la excentricidad de los componentes para clasificar los defectos de fabricación.

Sin abandonar la industria, la radiografía es uno de los controles no-destructivos más extendidos para evaluar la calidad de una unión por soldadura. Yazid y col. (2007) describen un sistema de detección de discontinuidades circulares presentes en las muestras radiografiadas. El preprocesado comienza con una ecualización del histograma para mejorar el contraste de la imagen. El siguiente paso implica la segmentación de la misma, distinguiendo así el fondo de las regiones de interés. Para la detección de los bordes se emplea el método de Sobel (1970) en lugar del algoritmo de Canny (1986); el mayor detalle que se consigue a partir del segundo provocaría un mayor número de falsos positivos tras el uso de la transformada circular Hough (1959). Al mismo tiempo se llevan a cabo las operaciones morfológicas cierre y apertura; la primera permite rellenar pequeños

agujeros y eliminar parte del ruido de la imagen, mientras que la segunda descarta los pequeños huecos. A continuación se utiliza la técnica propuesta por Fukui y Yamaguchi (1998) para extraer sus características. Por último, se recurre a la transformada circular de Hough (1959) como clasificación de patrones para identificar los objetos.

En el campo de la cartografía, la detección de vías de comunicación terrestre consiste en la segmentación de calles y carreteras a partir de las imágenes captadas vía satélite. La extracción automática de este tipo de objetos es afrontada por Ramirez y Fuentes (2012) haciendo uso de un clasificador particular: las características asimétricas Haar. Este sistema implica la implementación de un algoritmo genético para reducir el gran número de parámetros del espacio de características a explorar.

También en la industria de la alimentación se han aplicado técnicas de reconocimiento de patrones. Para caracterizar la distribución de la salsa de tomate de las pizzas, Du y Sun (2005) proponen la siguiente secuencia de algoritmos de procesado de imágenes para afrontar el problema:

- a) Segmentación de la imagen. Se compone a su vez de cinco etapas: detección de bordes Sobel (1970), aplicación de la operación morfológica de dilatación, relleno de huecos, suavizado y obtención de la ROI a través de una máscara.
- b) Transformación de la región de color (del espacio rojo, verde y azul RGB a matiz, saturación y valor HSV).
- c) Cuantificación del color.
- d) Reducción de la dimensionalidad mediante la técnica “Principal Component Analysis” PCA.
- e) Discriminación mediante clasificadores SVM.

De forma genérica, Young y Zou (2008) presentan un robusto y adaptativo método de detección de objetos circulares a partir de la transformada circular de Hough (1959) y la detección circular “randomized”.

En la industria nuclear también está presente el reconocimiento de patrones. Siendo la pastilla de UO_2 uno de los principales componentes de los elementos combustibles, los estándares de calidad exigidos, especialmente relativos a su superficie, siempre se sitúan en los niveles más altos. Al mismo tiempo su composición química le confiere un potencial de

emisión de radiaciones ionizantes que limita la inspección visual convencional de forma manual. Para mejorar este proceso de Oliveira y col. (2012) proponen una red neuronal artificial entrenada a través de una librería de imágenes de pastillas con y sin defectos. Su metodología está compuesta de las siguientes etapas:

- a) Adquisición de la imagen.
- b) Segmentación.
- c) Cálculo del histograma de cada segmento.
- d) Composición de la red neuronal.
- e) Entrenamiento de la red mediante patrones.
- f) Validación de la red a través de entradas no presentes en la muestra de entrenamiento.
- g) Integración de la red validada con el sistema de adquisición de imágenes.

En este campo cabe destacar también los desarrollos de Moore (1987), Keyvan (1999), Aguirre y Domingo (2000), Beloborodov y col. (2010) y Kamalesh Kumar y col. (2013).

Por último, la solicitud de patente de Sequeira y Bostrom (2012) es una muestra del empleo de la visión artificial en el campo de las salvaguardias nucleares. Para resolver el problema de asegurar la continuidad del conocimiento, presentan un método para la identificación del movimiento de objetos tridimensionales dentro de un área delimitada.

La revisión de las técnicas y métodos expuestos hasta aquí, aunque en aplicaciones bien diferentes a la propuesta, tal y como se mencionó previamente, ha permitido extraer las ideas básicas para desarrollar el proceso de reconocimiento automático de barras de combustible mediante visión artificial, propuesto en el presente trabajo.

Capítulo 3. Modelos desarrollados

3.1. Planteamiento

Como se ha mencionado previamente, el problema que se pretende resolver consiste en determinar el número de barras de combustible, mediante técnicas automáticas basadas en visión por computador, depositadas en un contenedor y dispuestas según aparecen en la imagen de la Figura 6. Si bien pueden existir ligeras variaciones en relación a la disposición de las barras y su relación con las condiciones medioambientales anexas (iluminación, distancia de la cámara respecto de las barras, etc.), se toma como referencia esta imagen al ser representativa del conjunto de imágenes analizadas, que en esencia no difieren sustancialmente de la mostrada.

Es por ello que, en lo que respecta a los métodos y algoritmos que se presentan a continuación, se ha empleado dicha imagen para mostrar el resultado de cada uno de los pasos de que constan los distintos procedimientos. Así mismo, tras el procesado de las imágenes originales, se obtienen las correspondientes imágenes procesadas sobre las que aparecen circunferencias de color que representan las barras detectadas y una etiqueta, en la esquina superior derecha de las figuras, con el número total de barras detectado.

A continuación se describen cinco métodos o procedimientos, identificados con las letras desde la A a la E, donde se describen los cinco procesos desarrollados cuyos resultados se muestran y analizan en el Capítulo 4.

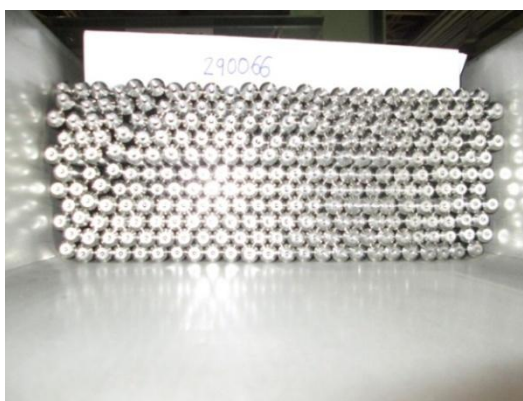


Figura 6. Fotografía muestra

3.2. Procedimiento A

Este procedimiento consta de los pasos que se describen a continuación, según la secuencia ordenada de los mismos:

- 1) Transformación del espacio de color de la imagen: consiste en transformar la imagen original dada en el espacio de color RGB al YCbCr (Figura 7) para proseguir, a continuación, con el procesamiento de la componente de luminiscencia.

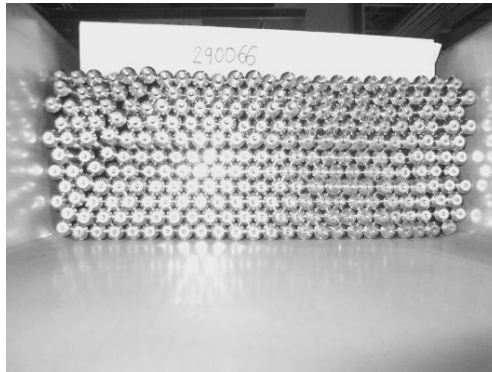


Figura 7. Espacio de color YCbCr de la imagen muestra

- 2) A partir de la imagen de luminiscencia, se trata de extraer los bordes de la misma, es decir, los píxeles alrededor de los cuales la imagen presenta una brusca variación en los niveles de gris. Para ello recurrimos al algoritmo de Canny (1986), método que se fundamenta en la teoría de operadores primera derivada. El resultado de esta etapa se muestra en la imagen de la Figura 8, observándose los bordes de la misma en su conjunto, así como la región detallada de la misma, tal y como se especifica en la región ampliada de la derecha.

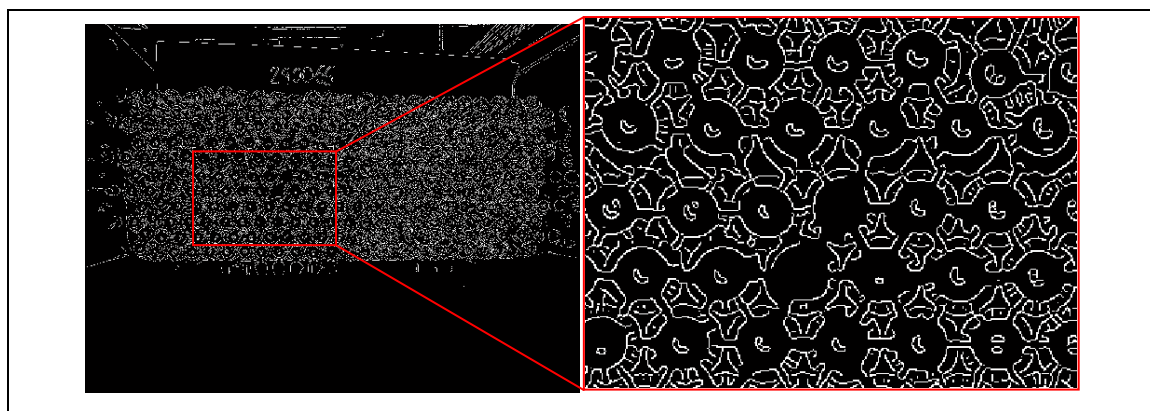


Figura 8. Imagen obtenida en el paso 2 (izda.) y detalle extraído de la misma (dcha.)

- 3) Teniendo las dimensiones fijas de la bandeja de barras objetivo del estudio

(sintetizado en el diámetro de las barras de combustible), definimos un radio máximo y otro mínimo como referencia a tener en cuenta para la identificación de las barras de la imagen: Entonces buscamos estos patrones mediante la versión “two-stage” Davies (2005) de la transformada circular de Hough (1962). Este tercer paso se encarga de mostrar el número total de barras detectadas y señalar las barras sobre la imagen mediante circunferencias azules. En la Figura 9 se puede ver el resultado obtenido de esta última etapa.

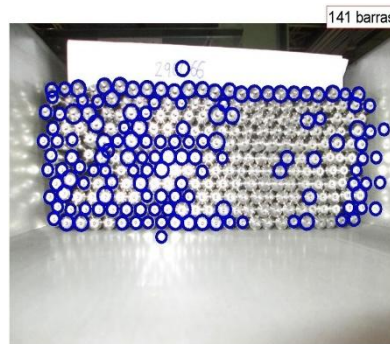


Figura 9. Resultado de la detección de barras mediante el procedimiento A

3.3. Procedimiento B

A diferencia del anterior procedimiento, en este caso se obtienen diez resultados para cada uno de los análisis de una misma imagen. Este proceso se esquematiza en la Figura 10.

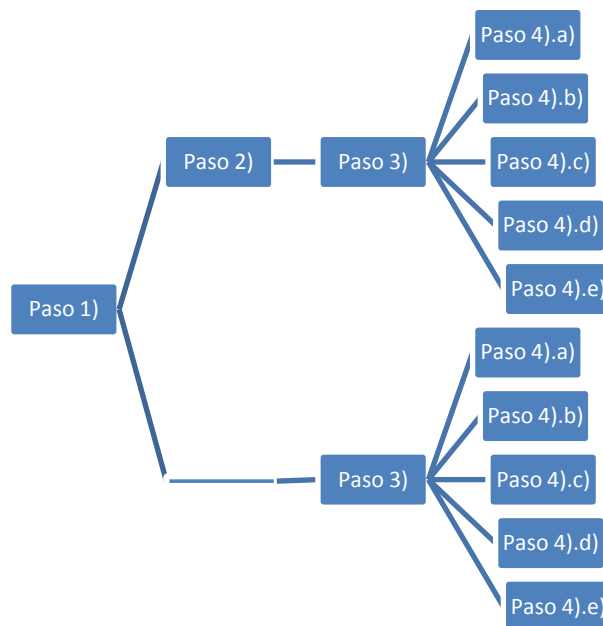


Figura 10. Esquema del procedimiento B

A continuación se describen los diversos pasos:

- 1) Se convierte la imagen a la escala de grises mediante una transformación del espacio de color RGB a matiz, saturación e intensidad HSI . Sobre la imagen de intensidad I se aplica la operación morfológica de apertura con un disco de radio 20 como elemento estructural (Figura 11). El hecho de aplicar este elemento estructural de naturaleza circular se debe a las estructuras circulares que constituyen el objetivo de la detección.



Figura 11. Imagen obtenida por la aplicación de una operación morfológica de apertura

- 2) Sobre la imagen de intensidad I, se aplica un proceso de binarización mediante el método automático de Otsu (1979).

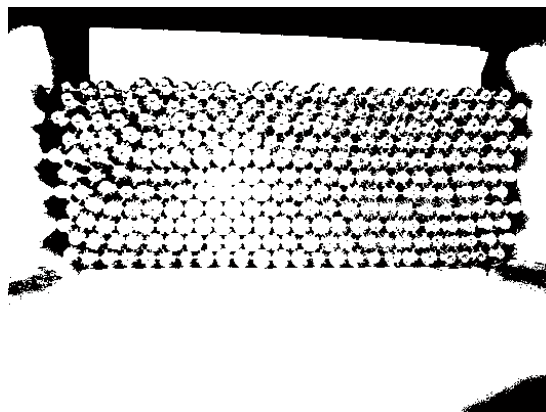


Figura 12. Imagen obtenida por la aplicación del método de Otsu (1979)

- 3) El punto de partida lo constituye la imagen obtenida en el apartado 1) a la que se ha aplicado una operación morfológica de apertura, y la imagen resultado del paso 2) binarizada con el método de Otsu (1979). Se aplica el detector de bordes de Sobel (1970) para extraer las componentes horizontales y verticales sobre las imágenes

anteriores. Tras lo cual se combinan las componentes horizontales y verticales de los vectores gradiente obtenidos mediante Sobel (1970), finalizando con la inversión de los colores blanco y negro (Figura 13).

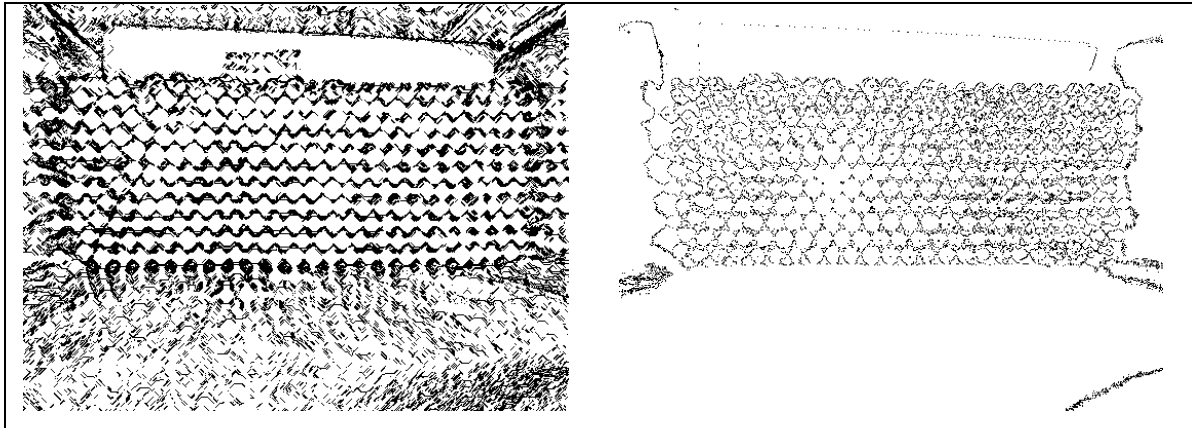


Figura 13. Operadores de Sobel (1970) a partir de apertura (izda.) y del método de Otsu (1979) (dcha.)

- 4) Sobre las dos imágenes obtenidas en el paso anterior se aplican las siguientes operaciones morfológicas:
- a) Apertura.
 - b) Erosión.
 - c) Dos erosiones.
 - d) Tres erosiones.
 - e) Cuatro erosiones.

Las anteriores operaciones se realizan utilizando el elemento estructural circular B.

$$B = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Las diez imágenes conseguidas se muestran en la Figura 14. En la columna de la izquierda se recogen los resultados de las siguientes secuencias:

- i. Paso 1) [Imagen de intensidad I + operación de apertura] + 3) [Detector de bordes Sobel (1970)] + 4) [Apertura]
- ii. Paso 1) [Imagen de intensidad I + operación de apertura] + 3) [Detector de bordes Sobel (1970)] + 4) [Erosión]

- iii. Paso 1) [Imagen de intensidad I + operación de apertura] + 3) [Detector de bordes Sobel (1970)] + 4) [Doble erosión]
- iv. Paso 1) [Imagen de intensidad I + operación de apertura] + 3) [Detector de bordes Sobel (1970)] + 4) [Triple erosión]
- v. Paso 1) [Imagen de intensidad I + operación de apertura] + 3) [Detector de bordes Sobel (1970)] + 4) [Cuádruple erosión]

En la columna de la derecha de la Figura 14 se recogen los resultados de las siguientes secuencias:

- vi. Paso 1) [Imagen de intensidad I + operación de apertura] + 2) [Binarización con el método automático de Otsu (1979)] + 3) [Detector de bordes Sobel (1970)] + 4) [Apertura]
- vii. Paso 1) [Imagen de intensidad I + operación de apertura] + 2) [Binarización con el método automático de Otsu (1979)] + 3) [Detector de bordes Sobel (1970)] + 4) [Erosión]
- viii. Paso 1) [Imagen de intensidad I + operación de apertura] + 2) [Binarización con el método automático de Otsu (1979)] + 3) [Detector de bordes Sobel (1970)] + 4) [Doble erosión]
- ix. Paso 1) [Imagen de intensidad I + operación de apertura] + 2) [Binarización con el método automático de Otsu (1979)] + 3) [Detector de bordes Sobel (1970)] + 4) [Triple erosión]
- x. Paso 1) [Imagen de intensidad I + operación de apertura] + 2) [Binarización con el método automático de Otsu (1979)] + 3) [Detector de bordes Sobel (1970)] + 4) [Cuádruple erosión]

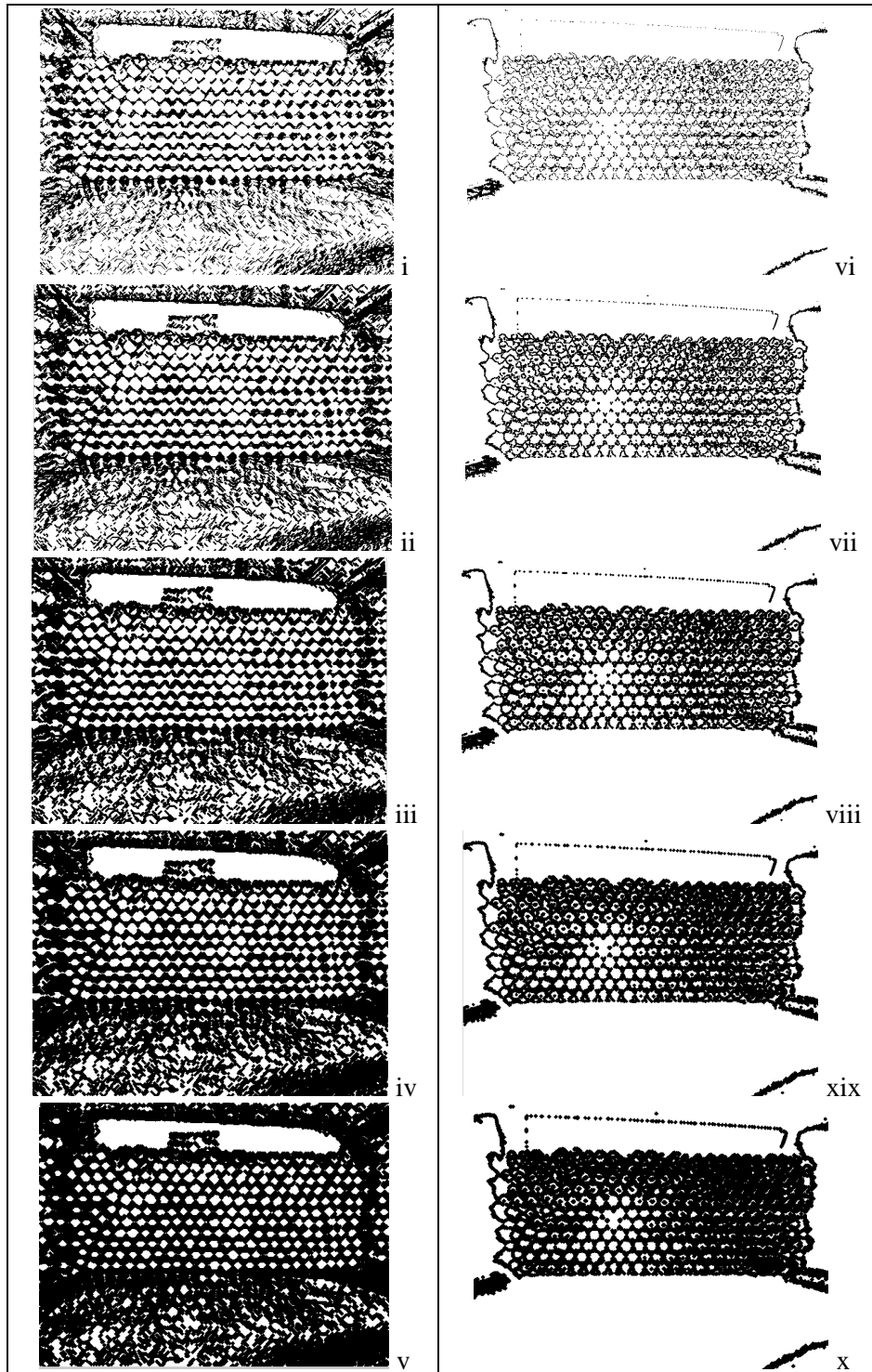


Figura 14. Resultado del paso 4) del procedimiento B

- 5) Se definen un radio máximo y otro mínimo como referencia a tener en cuenta cuando se vayan a identificar las circunferencias de la imagen, buscando los candidatos a barras con la versión “two-stage” Davies (2005) de la transformada circular de Hough (1962). Finalmente se representan las barras sobre la imagen original mediante circunferencias y una etiqueta con el número total contabilizado.

La Figura 15 muestra las diez imágenes (según el orden de la Figura 14) con las barras detectadas en azul.

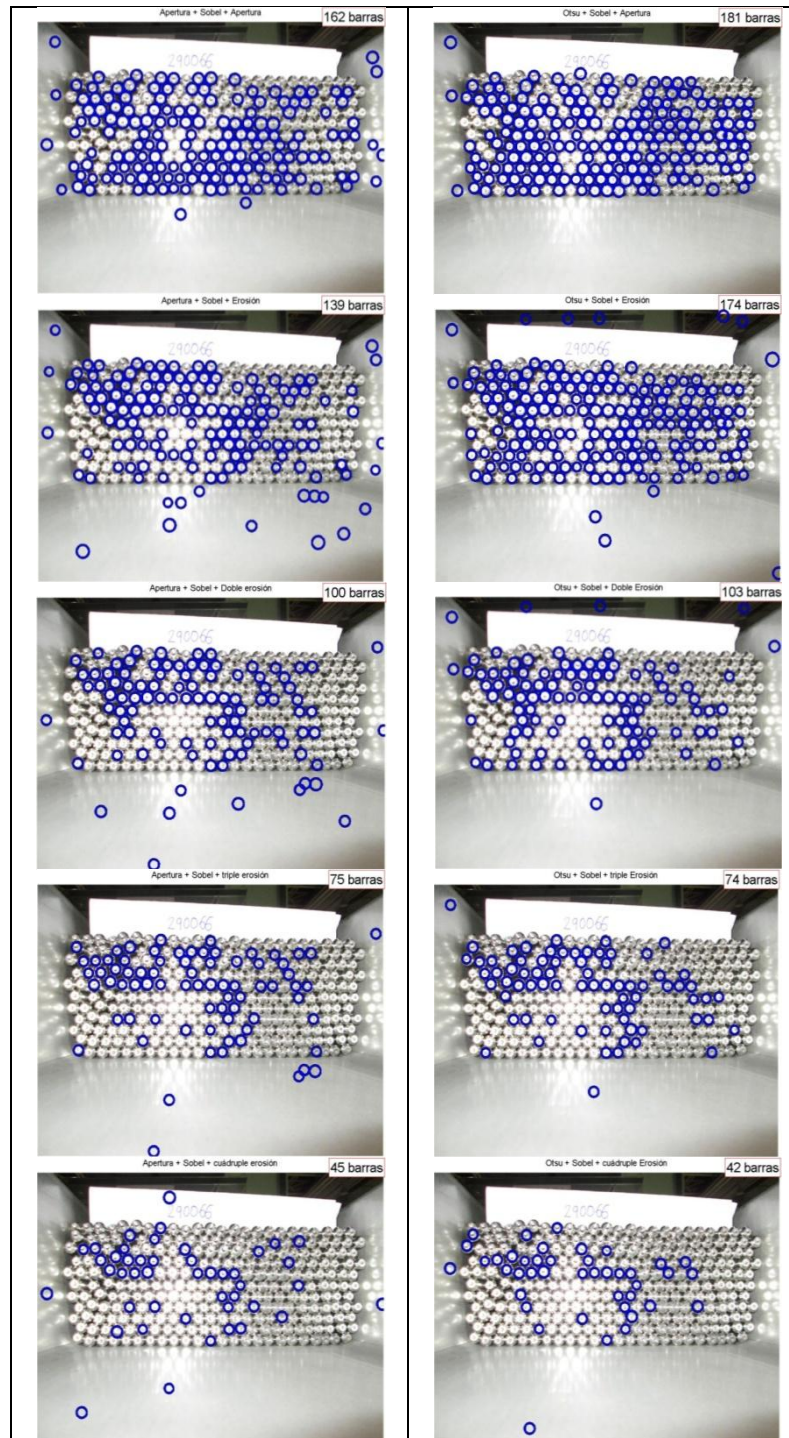


Figura 15. Resultado de la detección de barras mediante el procedimiento B

3.4. Procedimiento C

Al igual que en el procedimiento anterior, por cada imagen problema obtendremos varios

resultados (cuatro en este caso) como se recoge en el esquema de la Figura 16.

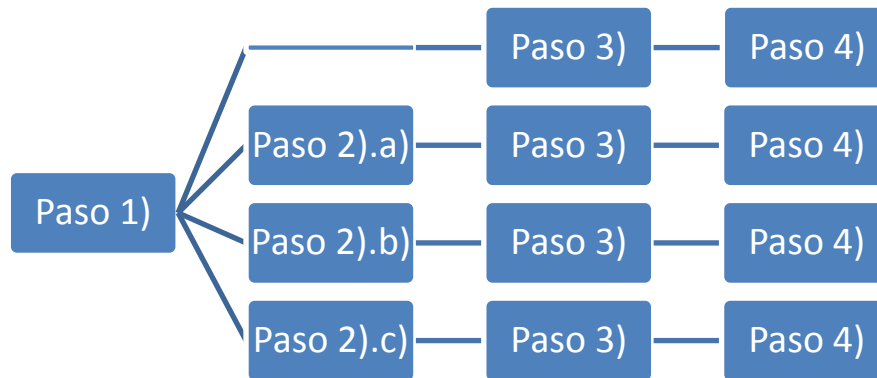


Figura 16. Esquema del procedimiento C

Los pasos que constituyen el presente método se sintetizan como sigue:

- 1) Conversión de la imagen en el modelo de color RGB al modelo HSI para procesar la imagen I en escala de grises.
- 2) Con el objetivo de reducir el contraste de las imágenes se procede a aplicar las siguientes correcciones radiométricas:
 - .a) Raíz cuadrada.
 - .b) Logarítmica.
 - .c) Raíz cúbica.

Las diez imágenes conseguidas se muestran en la Figura 17.

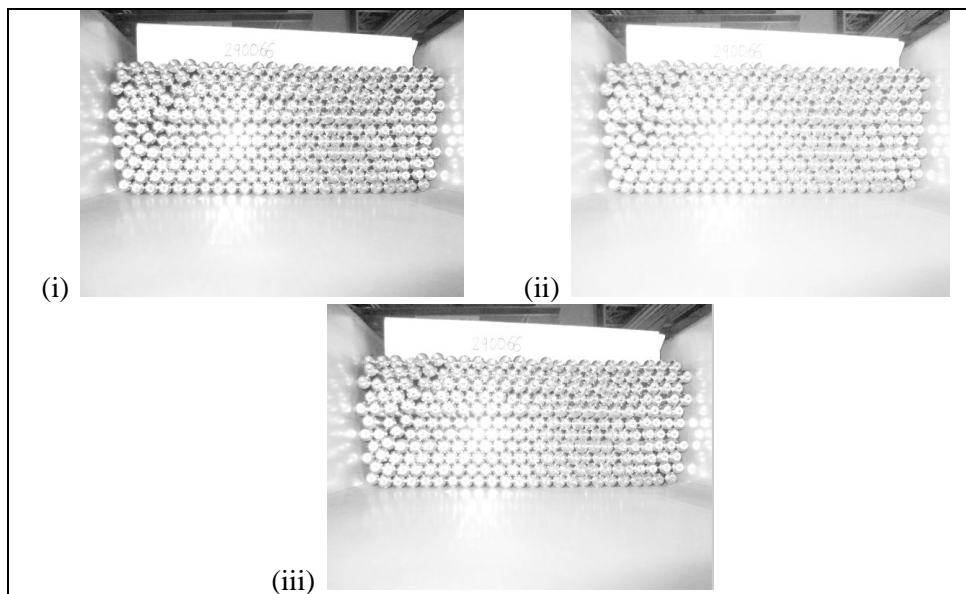


Figura 17. Imágenes obtenidas por la aplicación de la corrección radiométrica raíz cuadrada (i), logarítmica (ii) y raíz cúbica (iii)

- 3) Sobre la imagen obtenida en el paso 1) y las tres del paso 2) se empleará una operación morfológica de erosión a través del elemento estructural circular B , resultando los cuatro “outputs” de la Figura 18.

$$B = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

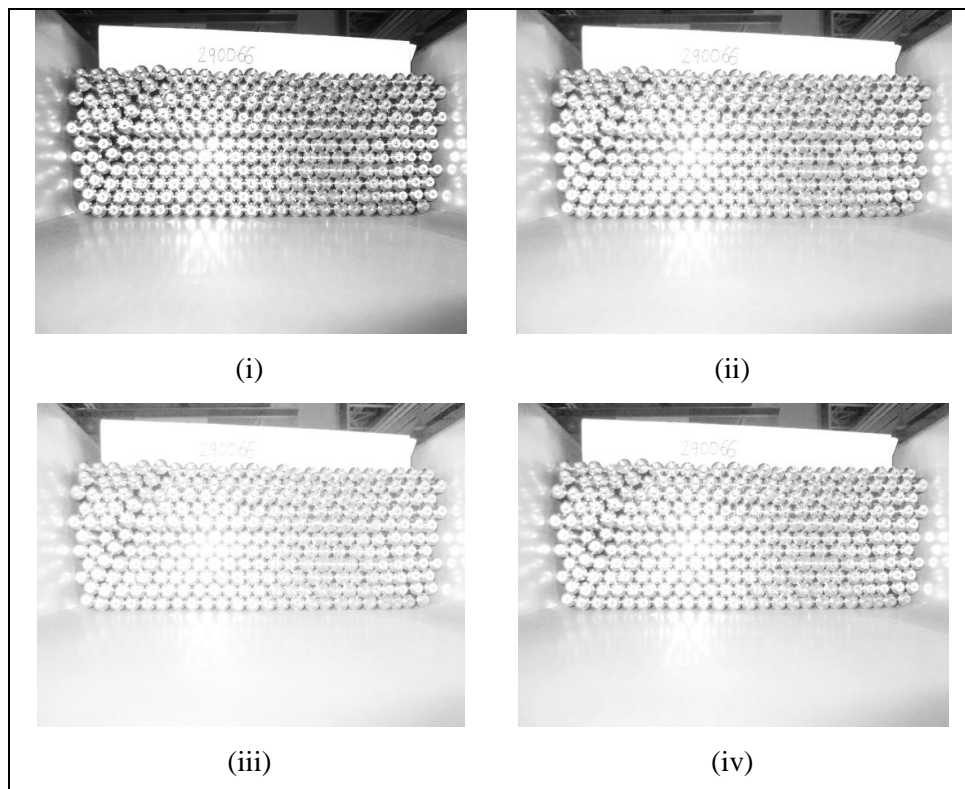


Figura 18. Imágenes resultado de aplicar (i) los pasos 1 y 3; (ii) los pasos 2 - corrección radiométrica raíz cuadrada - y 3; (iii) los pasos 2 - corrección radiométrica logarítmica - y 3; (iv) los pasos 2 - corrección radiométrica raíz cúbica - y 3

- 4) Definimos un radio máximo y otro mínimo como referencia a tener en cuenta para la identificación de las circunferencias de la imagen, y procedemos a aplicar la versión “two-stage” Davies (2005) de la transformada circular de Hough (1959) sobre las cuatro imágenes del paso anterior. De esta forma conseguimos detectar las barras tal y como aparece en la Figura 19.

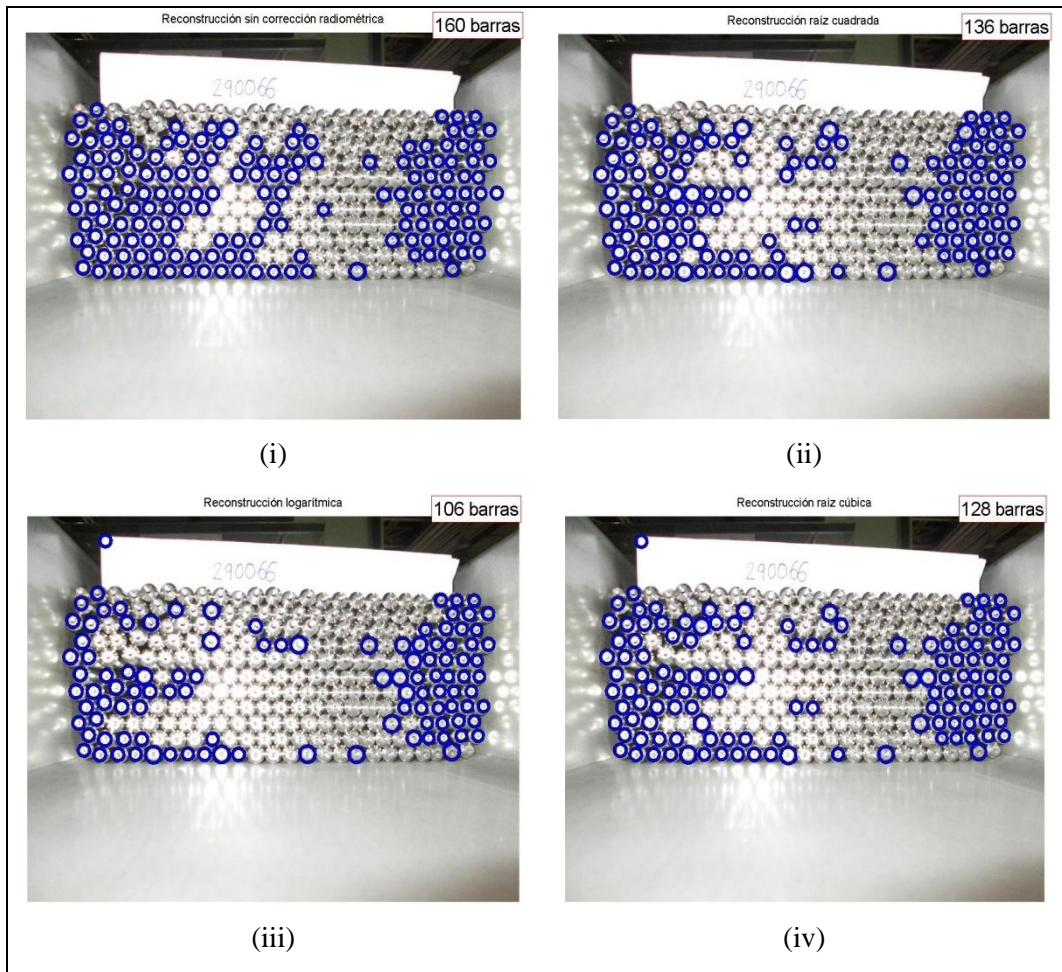


Figura 19. Imágenes resultado de aplicar (i) los pasos 1, 3 y 4; (ii) los pasos 2 - corrección radiométrica raíz cuadrada -, 3 y 4; (iii) los pasos 2 - corrección radiométrica logarítmica -, 3 y 4; (iv) los pasos 2 - corrección radiométrica raíz cúbica -, 3 y 4

3.5. Procedimiento D

La novedad que presenta este método respecto a los descritos anteriormente se encuentra en la etapa de extracción de las características y posterior detección. En este caso se recurre a una red neuronal que conlleva el correspondiente proceso de entrenamiento y clasificación. Este procedimiento se sintetiza en los siguientes pasos:

- 1) Partiendo de la imagen en convertida a la escala de grises, aplicamos la operación morfológica apertura a través de un elemento estructural de radio 20.
- 2) Segmentamos las regiones de la imagen mediante el método de Otsu (1979).
- 3) Extraemos las componentes horizontales y verticales de Sobel (1970) e invertimos los colores blanco y negro.
- 4) Aplicamos la operación morfológica erosión mediante el elemento estructural circular B y obtenemos el resultado de la Figura 20.

$$B = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

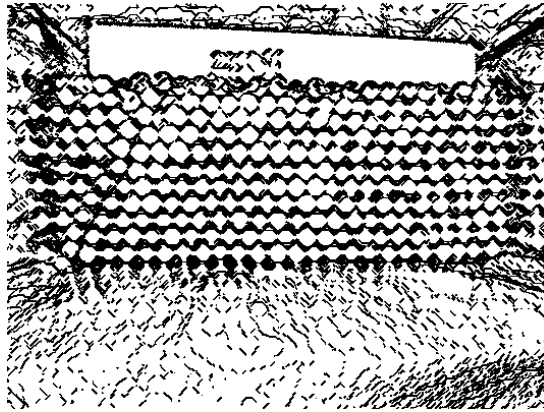


Figura 20. Imagen obtenida tras la aplicación de una erosión

- 5) Definimos un radio máximo y otro mínimo como referencia a tener en cuenta cuando se vayan a identificar las circunferencias de la imagen. Aplicamos la versión “two-stage” Davies (2005) de la transformada circular de Hough (1962) para detectar las barras.
- 6) Extraemos de la fotografía original cada uno de los candidatos a barras identificados en el paso anterior (Figura 21 para la muestra tomada) y los convertimos a la escala de grises.

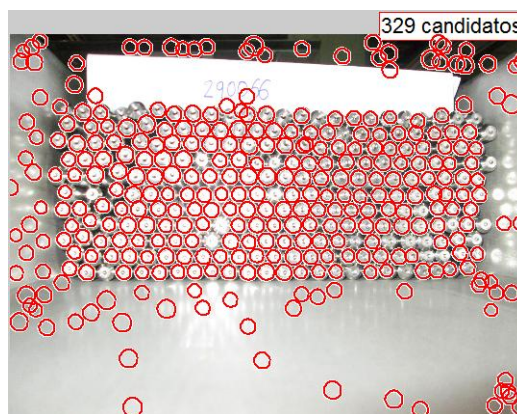


Figura 21. Candidatos a pertenecer al conjunto de barras

- 7) Calculamos los momentos invariantes propuestos por Hu (1962) para cada uno de

los anteriores candidatos.

- 8) Escalamos los valores obtenidos del apartado anterior para que todos los momentos tengan el mismo orden de magnitud. Llegado este punto se recurre a una red neuronal (“two-layer feed-forward” con 100 “hidden layers” de tipo sigmoide) previamente definida y entrenada.
- 9) Como paso final se establece un criterio para clasificar aquellos candidatos que la red neuronal considere que son verdaderamente barras. En nuestro caso todo candidato cuyo resultado del anterior algoritmo de aprendizaje resulte mayor o igual a 0.5 se considerará una barra. Para el problema muestra se obtiene la selección de la Figura 22.



Figura 22. Resultado de la detección de barras mediante el procedimiento D

3.5.1. Entrenamiento y clasificación de la red neuronal

El método de clasificación empleado consiste en una red neuronal unidireccional de dos capas cuya función de activación sigmoide es la conocida como función logística y cuyas salidas se encuentran normalizadas mediante la transformación “soft-max”. La red de retropropagación tiene cien capas ocultas. El modelo se representa en la Figura 23.

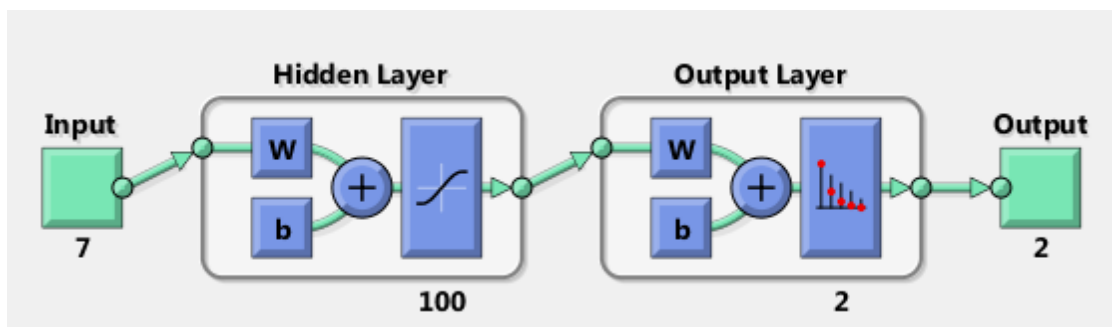


Figura 23. Modelo de la red neuronal de retropropagación con dos capas

Para proceder con el entrenamiento y la clasificación partiremos de dos poblaciones diferentes de imágenes: 1573 círculos con barras (positivos) y 5908 círculos no-barras (negativos). En la Figura 24 se pueden ver muestras de ambas categorías.

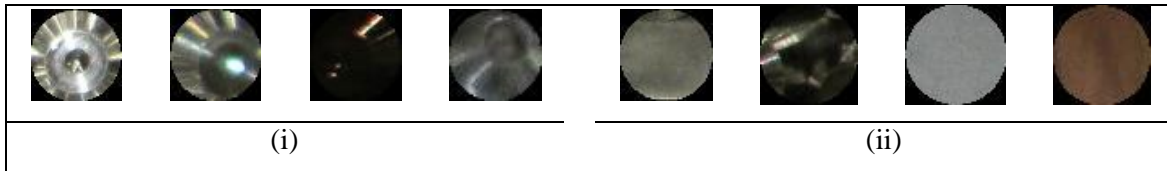


Figura 24. Muestras de las poblaciones de entrenamiento de la red neuronal: (i) barras y (ii) no-barras

Del total de muestras disponibles se utilizarán un 70% para el entrenamiento, 15% para la validación y 15% para el ensayo.

Los vectores de entrada que se proporcionan a la red neuronal son los siete momentos invariantes de Hu (1962) escalados (extraídos de la imagen en escala de grises) y un vector para representar la salida que representa si la entrada es o no una barra: [1;0] si es barra y [0;1] cuando no lo sea.

En la Figura 25 se puede ver el desarrollo del entrenamiento tomando la entropía cruzada como función de error. En la iteración 67 consigue el mejor resultado.

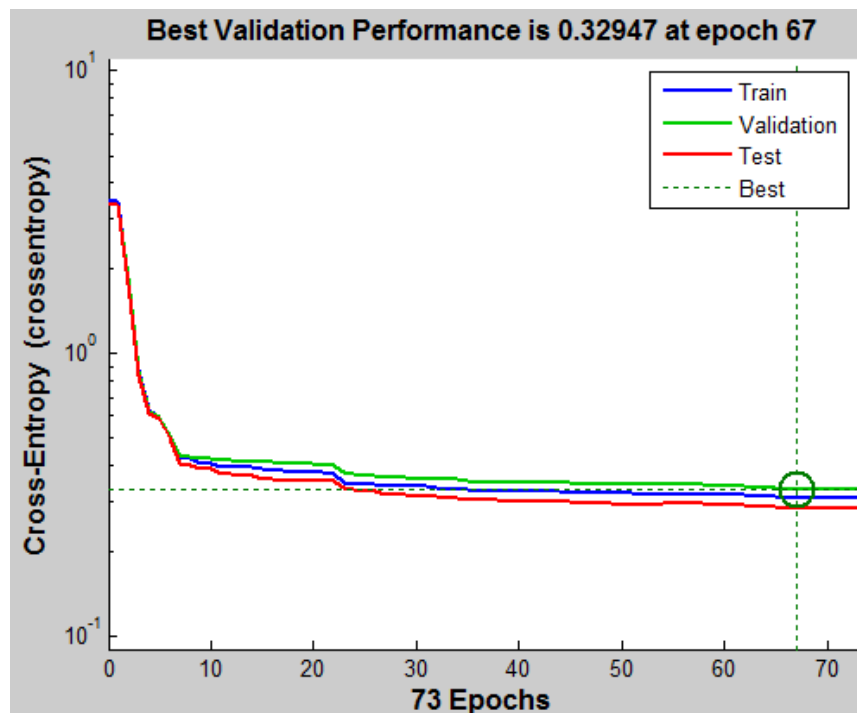


Figura 25. Evolución de la función de error entropía cruzada durante el entrenamiento de la red neuronal

De igual forma en la Figura 26 se observa el aprendizaje de la red neuronal. La “class 1” representa la población de círculos con barras y la “class 2” el grupo de círculos sin barras.

La fase de aprendizaje de la primera categoría se la red neuronal es más rápida que para la segunda.

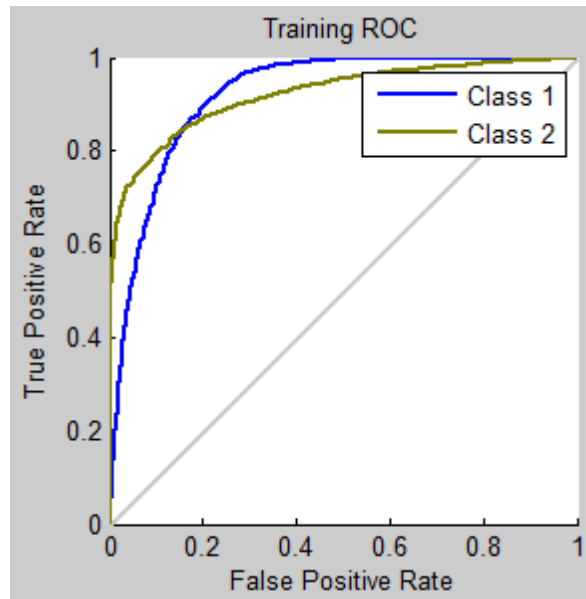


Figura 26. Tasa de aciertos positivos vs. aciertos negativos de la red neuronal durante la fase de entrenamiento

3.6. Procedimiento E

La novedad introducida en este caso radica en que se realiza el procesado a partir de binarizaciones de umbral de intensidad diferente. Esta particularidad se ha tenido en cuenta ya que la distinta naturaleza de las diversas zonas de la imagen del problema implica un tratamiento de binarización no único.

El proceso se sintetiza como sigue:

- 1) Reducción del contraste de la imagen de intensidad I, del modelo HSI, mediante una corrección radiométrica logarítmica, resultando la Figura 27.

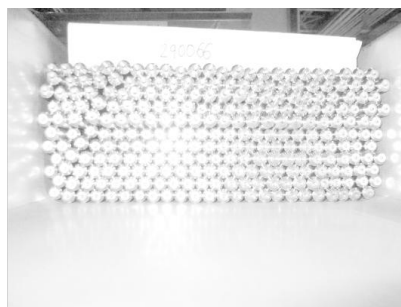


Figura 27. Corrección radiométrica logarítmica sobre la imagen problema

- 2) Sobre la imagen corregida radiométricamente del paso anterior, binarización con múltiples umbrales (de 0 a 1 sin contar con los extremos), seguido de:
- .a) aplicamos a la imagen paso 1) la operación morfológica erosión con disco de radio 20 y se continúa con un proceso de rellenado de huecos.
 - .b) aplicamos a la imagen paso 1) la operación morfológica erosión con elemento estructural B y se continúa con un proceso de rellenado de huecos.
 - .c) aplicamos a la imagen paso 1) la operación morfológica apertura con elemento estructural B y se continúa con un proceso de rellenado de huecos.
 - .d) sobre la imagen paso 1) la diferencia de dos operaciones morfológicas: apertura – erosión (bordes) y se continúa con un proceso de rellenado de huecos.

$$B = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Se obtienen, por tanto, cuatro imágenes por cada umbral de binarización.

Tal y como se explica mediante pseudo-código en el Algoritmo 1, se define el salto entre los umbrales de binarización (en nuestro caso 0,1) y a continuación se recurre a un bucle, cuyas iteraciones vienen determinadas precisamente por los diferentes umbrales, para aplicar las posteriores transformaciones.

Algoritmo 1: binarización múltiple

Entrada: imagen paso 1)

Salida: cuatro conjuntos de binomios (centro, radio) que representan a las barras detectadas
inicialización;

for umbral *igual a* salto *hasta* (1-salto) **step** salto

| binarizamos;
| paso 2);
| paso 3);
| paso 4);

end

En la Figura 28 se muestran los resultados que se obtienen tras binarizar (con los

diferentes umbrales definidos) y aplicar la diferencia entre la operación de apertura y erosión. Imágenes equivalentes se consiguen procesándolas mediante las otras tres operaciones morfológicas recogidas en el Algoritmo 1.

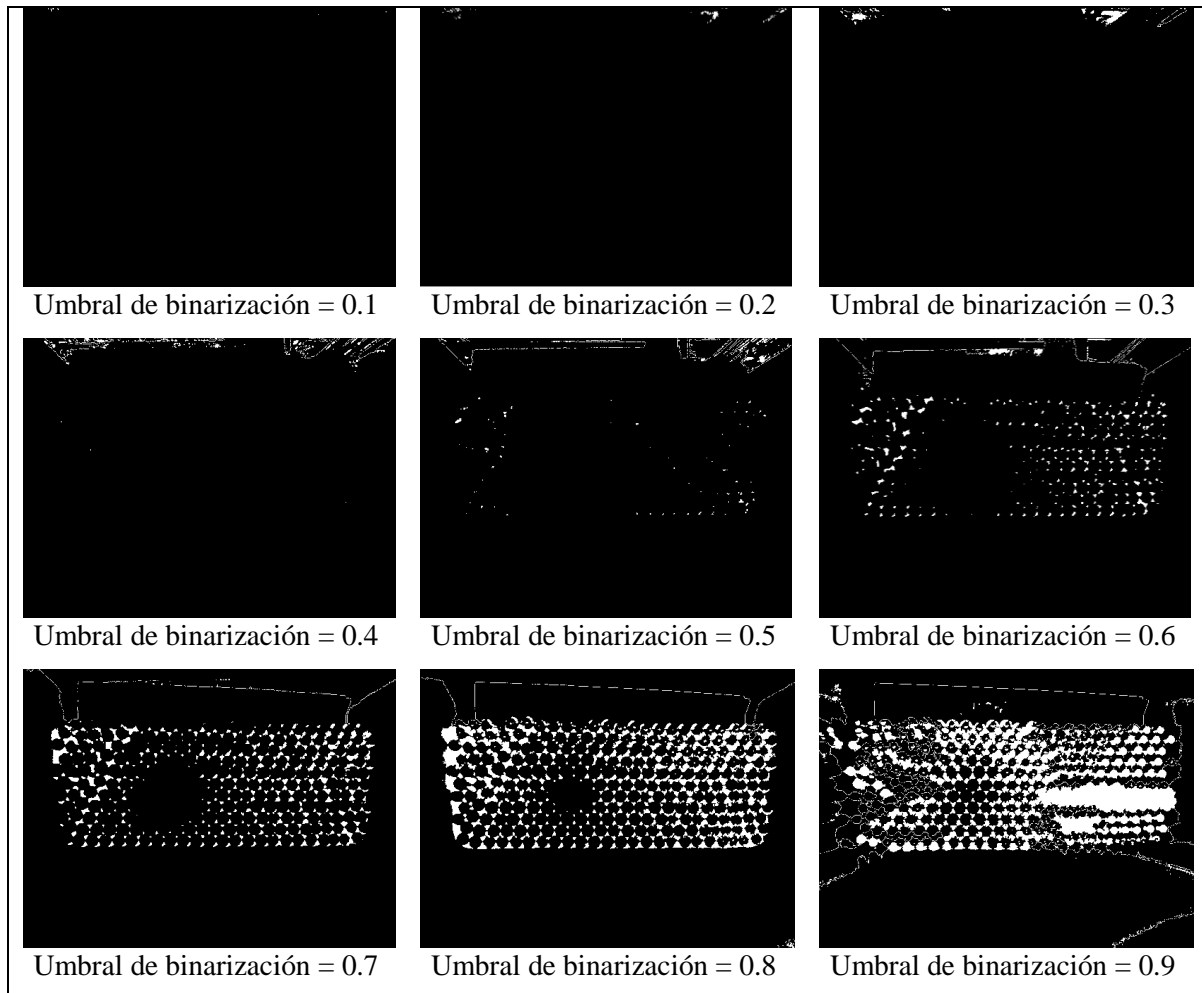


Figura 28. Imágenes obtenidas de la binarización con varios umbrales y la posterior definición de los bordes

- 3) Tomando la imágenes del paso anterior (cuatro por cada umbral) se procede con:
 - .a) la extracción de los bordes mediante el método de Canny (1986).
 - .b) la extracción de los bordes mediante los operadores de Sobel (1970).

Por consiguiente se obtienen ocho imágenes, cuatro con el método y otras tantas con los operadores.

Tras definir un radio máximo y otro mínimo de referencia según las dimensiones de las barras combustibles, buscamos las circunferencias mediante la versión “two-stage” Davies (2005) de la transformada circular de Hough (1959), de forma análoga a los desarrollos de los procedimientos A, B y C.

- 4) Los datos obtenidos en el paso 3), es decir, las coordenadas del centro y el valor del radio de las circunferencias detectadas, se almacenan en una variable.
- 5) Por último, una vez que se han registrado los valores de los centros y los radios de todos los círculos detectados para los diferentes umbrales de binarización, se filtran los datos para eliminar circunferencias duplicadas. Este paso es necesario ya que un mismo círculo puede ser detectado en el paso 3) tras la binarización con varios umbrales.

La Figura 29 muestra el esquema de este procedimiento.

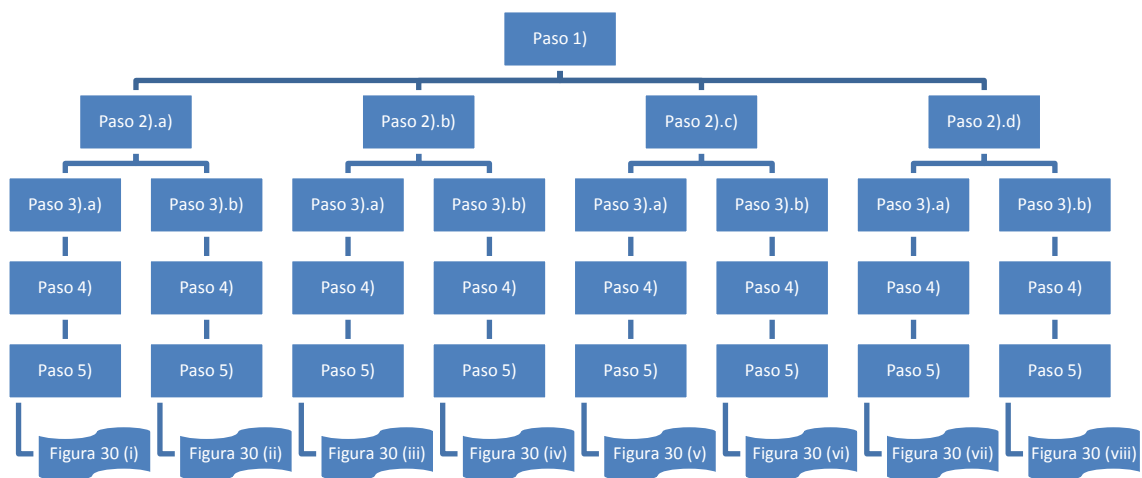


Figura 29. Esquema del procedimiento E

En la Figura 30 se puede ver el resultado obtenido para la imagen de muestra.

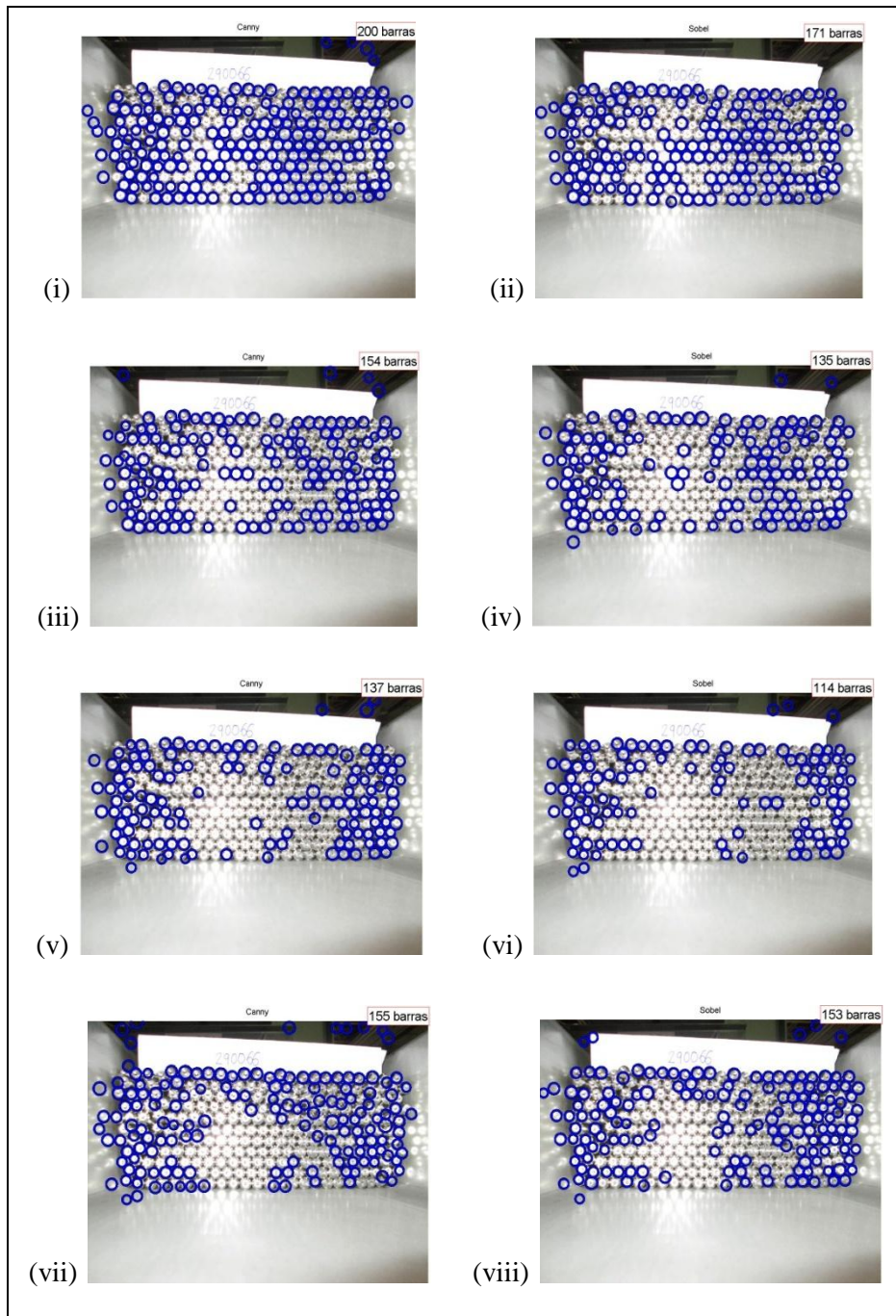


Figura 30. Resultado de la detección de barras mediante el procedimiento E

Capítulo 4. Análisis de resultados

En este capítulo se muestran los resultados obtenidos así como la correspondiente discusión relativa a los mismos a partir de la aplicación de los procedimientos propuestos.

Las imágenes digitales utilizadas en este trabajo se tomaron con una cámara Canon PowerShot A810 en condiciones de iluminación reales, es decir, las propias de las verificaciones físicas del inventario de material nuclear. La Figura 31 muestra el conjunto representativo de las mismas que se han empleado en los ensayos. Dichas imágenes se capturaron en el formato JPEG y en el modelo de color RGB de 24 bits con una resolución de 1600×1200 píxeles. Los tiempos de exposición han sido de 1/50 segundos.

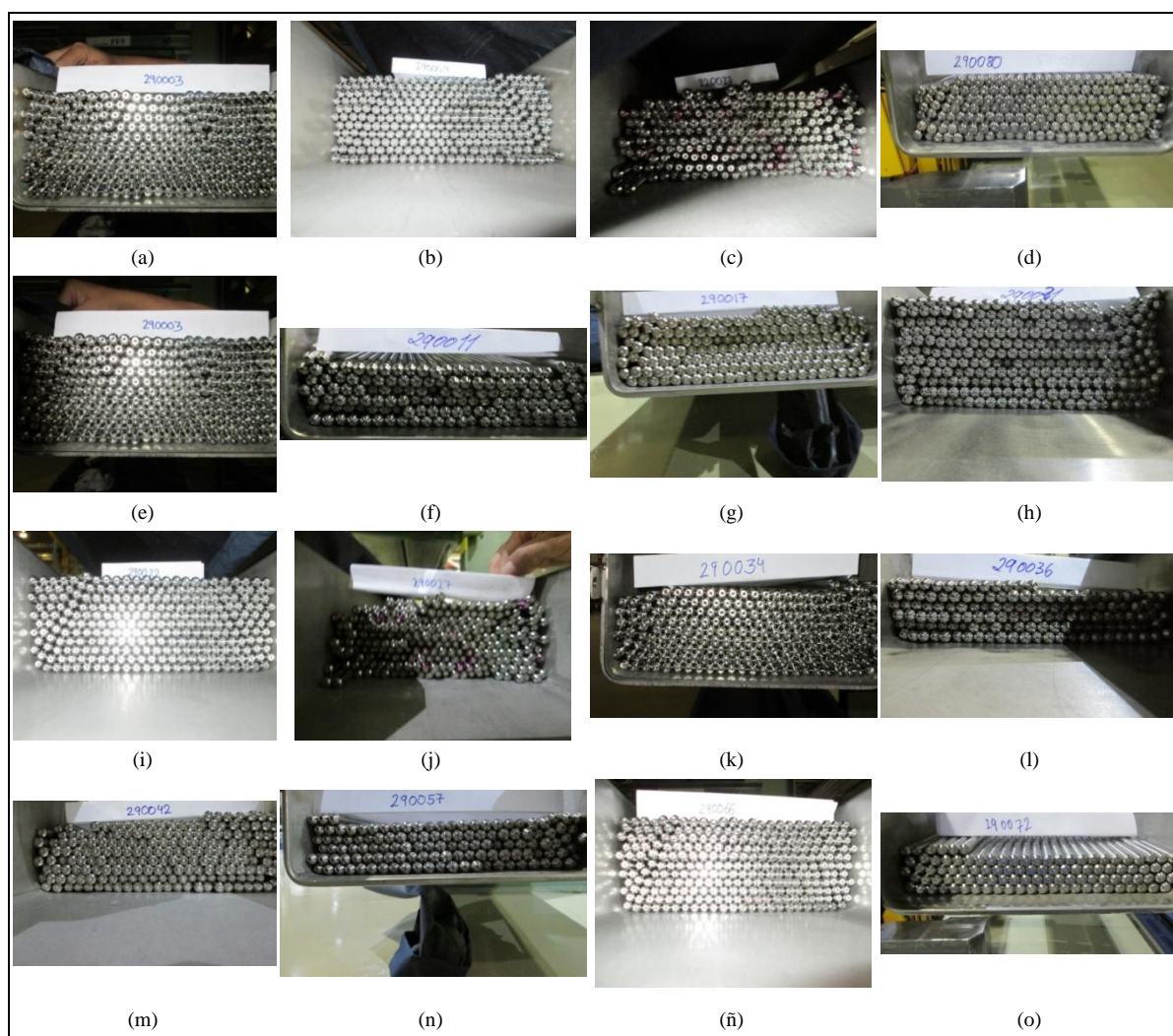


Figura 31. Imágenes originales muestra

Las tres magnitudes que se han medido en los ensayos realizados son las siguientes:

$$\text{Barras detectadas} = \text{número de barras detectadas}$$

$$\text{Fallos} = \text{número de barras detectadas no reales}$$

$$\text{Tiempo de detección} = \text{segundos hasta alcanzar el resultado por imagen}$$

Ahora bien, se ha procedido a transformar los valores absolutos de las anteriores magnitudes a términos relativos ya que permiten evaluar y comparar la eficacia de los diferentes procedimientos propuestos de forma más adecuada. Por lo tanto para el análisis de los datos de cada uno de los n procedimientos, se emplearán:

$$\text{Nivel de acierto (\%)} = \frac{\text{Barras detectadas con el procedimiento } n - \text{ésimo}}{\text{número real de barras}} \times 100$$

$$\text{Falsa detección (\%)} = \frac{\text{Fallos con el procedimiento } n - \text{ésimo}}{\text{número de barras detectadas por el algoritmo}} \times 100$$

$$\text{Mejora (\%)} = \frac{(t \text{ procedimiento manual}) - (t \text{ procedimiento } n - \text{ésimo})}{t \text{ procedimiento manual}} \times 100$$

donde t representa al tiempo de detección.

Respecto a la última magnitud relativa, conviene definir el procedimiento manual mencionado: la persona encargada de realizar la verificación del inventario de material nuclear cuenta sobre la imagen el número de barras marcando cada una con un aspa. Como hipótesis de trabajo se ha estimado que los resultados del procedimiento manual son: un nivel de acierto de 100% y una falsa detección de 0%. Así mismo, cabe destacar que los tiempos de detección considerados para este procedimiento manual son orientativos ya que pueden variar en función de la destreza de la persona que acomete la tarea de verificación.

Sin olvidar el objetivo de este proyecto, reducir el tiempo que supone la verificación física del inventario de material nuclear, la valoración de los resultados se realiza teniendo en cuenta una solución de compromiso entre los tres anteriores parámetros relativos (nivel de acierto, falsa detección y mejora).

Se han ensayado los cinco procedimientos (A, B, C, D y E) propuestos con las imágenes digitales de la Figura 31. Los datos conseguidos en términos de barras detectadas, fallos y tiempos de detección se han recogido en las tablas del Anexo A.

En la Figura 32 se comparan los resultados que se consiguen con los procedimientos propuestos en términos de nivel de acierto y falsa detección promedios, es decir, a partir de las medias aritméticas de las dieciséis imágenes procesadas de la Figura 31.

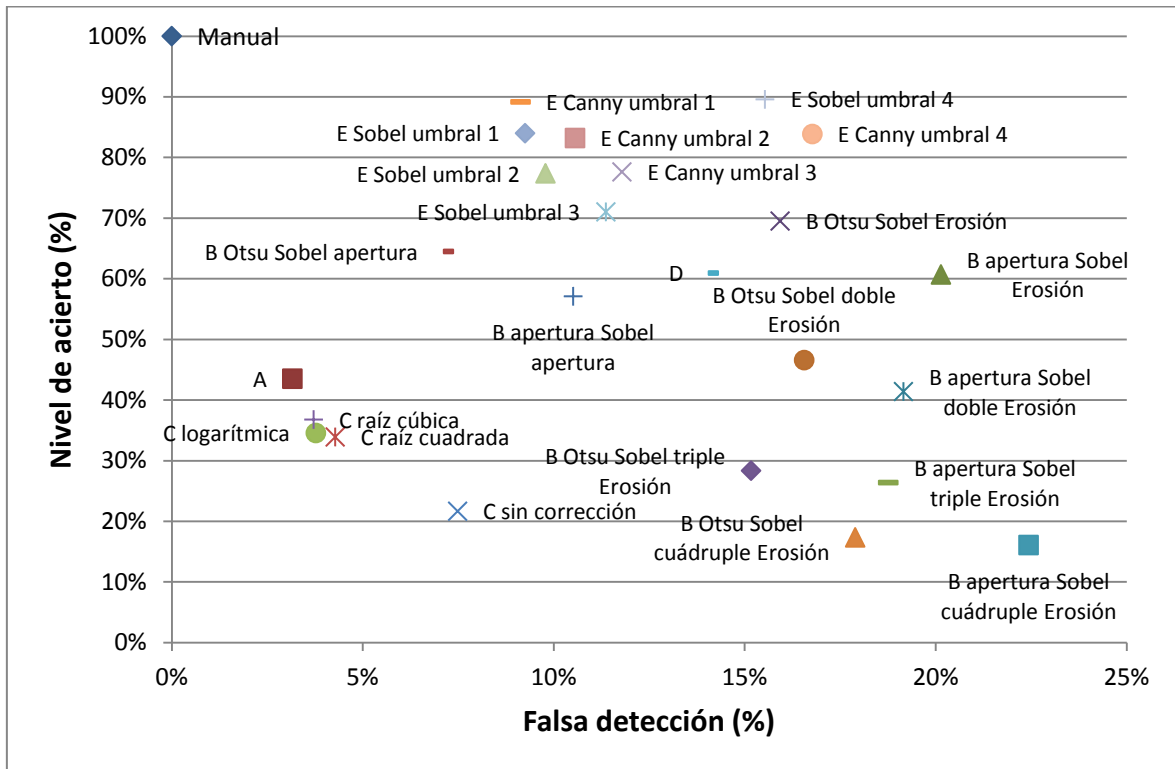


Figura 32. Nivel de acierto (%) vs. Falsa detección (%) de los diversos procedimientos

A continuación se explican las codificaciones de la anterior figura:

- *Manual*: procedimiento manual.
- *A*: procedimiento A.
- *B apertura Sobel Erosión*: procedimiento B en el que se ha aplicado una operación morfológica de apertura con un disco de radio 20 como elemento estructural, el operador de Sobel (1970) como extractor de bordes, la operación morfológica erosión y búsqueda de barras con la versión “two-stage” Davies (2005) de la transformada circular de Hough (1962).
- *B Otsu Sobel Erosión*: procedimiento B en el que se ha aplicado una operación morfológica de apertura con un disco de radio 20 como elemento estructural, se binariza mediante el método automático de Otsu (1979) , el operador de Sobel (1970) como extractor de bordes, la operación morfológica erosión y búsqueda de barras con la versión “two-stage” Davies (2005) de la transformada circular de

Hough (1962).

- *B apertura Sobel doble Erosión:* procedimiento B en el que se ha aplicado una operación morfológica de apertura con un disco de radio 20 como elemento estructural, el operador de Sobel (1970) como extractor de bordes, dos operaciones morfológicas de erosión seguidas y búsqueda de barras con la versión “two-stage” Davies (2005) de la transformada circular de Hough (1962).
- *B Otsu Sobel doble Erosión:* procedimiento B en el que se ha aplicado una operación morfológica de apertura con un disco de radio 20 como elemento estructural, se binariza mediante el método automático de Otsu (1979) , el operador de Sobel (1970) como extractor de bordes, dos operaciones morfológicas de erosión seguidas y búsqueda de barras con la versión “two-stage” Davies (2005) de la transformada circular de Hough (1962).
- *B apertura Sobel apertura:* procedimiento B en el que se ha aplicado una operación morfológica de apertura con un disco de radio 20 como elemento estructural, el operador de Sobel (1970) como extractor de bordes, la operación morfológica apertura y búsqueda de barras con la versión “two-stage” Davies (2005) de la transformada circular de Hough (1962).
- *B Otsu Sobel apertura:* procedimiento B en el que se ha aplicado una operación morfológica de apertura con un disco de radio 20 como elemento estructural, se binariza mediante el método automático de Otsu (1979) , el operador de Sobel (1970) como extractor de bordes, la operación morfológica apertura y búsqueda de barras con la versión “two-stage” Davies (2005) de la transformada circular de Hough (1962).
- *B apertura Sobel triple Erosión:* procedimiento B en el que se ha aplicado una operación morfológica de apertura con un disco de radio 20 como elemento estructural, el operador de Sobel (1970) como extractor de bordes, tres operaciones morfológicas de erosión seguidas y búsqueda de barras con la versión “two-stage” Davies (2005) de la transformada circular de Hough (1962).
- *B Otsu Sobel triple Erosión:* procedimiento B en el que se ha aplicado una operación morfológica de apertura con un disco de radio 20 como elemento estructural, se binariza mediante el método automático de Otsu (1979) , el operador de Sobel (1970) como extractor de bordes, tres operaciones morfológicas de erosión seguidas y búsqueda de barras con la versión “two-stage” Davies (2005) de

- la transformada circular de Hough (1962).
- *B apertura Sobel cuádruple Erosión:* procedimiento B en el que se ha aplicado una operación morfológica de apertura con un disco de radio 20 como elemento estructural, el operador de Sobel (1970) como extractor de bordes, cuatro operaciones morfológicas de erosión seguidas y búsqueda de barras con la versión “two-stage” Davies (2005) de la transformada circular de Hough (1962).
 - *B Otsu Sobel cuádruple Erosión:* procedimiento B en el que se ha aplicado una operación morfológica de apertura con un disco de radio 20 como elemento estructural, se binariza mediante el método automático de Otsu (1979) , el operador de Sobel (1970) como extractor de bordes, cuatro operaciones morfológicas de erosión seguidas y búsqueda de barras con la versión “two-stage” Davies (2005) de la transformada circular de Hough (1962).
 - *C sin corrección:* procedimiento C en el que se ha aplicado una operación morfológica de erosión a través de un elemento estructural circular y búsqueda de barras con la versión “two-stage” Davies (2005) de la transformada circular de Hough (1962).
 - *C raíz cuadrada:* procedimiento C en el que se ha aplicado una corrección radiométrica raíz cuadrada, una operación morfológica de erosión a través de un elemento estructural circular y búsqueda de barras con la versión “two-stage” Davies (2005) de la transformada circular de Hough (1962).
 - *C logarítmica:* procedimiento C en el que se ha aplicado una corrección radiométrica logarítmica, una operación morfológica de erosión a través de un elemento estructural circular y búsqueda de barras con la versión “two-stage” Davies (2005) de la transformada circular de Hough (1962).
 - *C raíz cúbica:* procedimiento C en el que se ha aplicado una corrección radiométrica raíz cúbica, una operación morfológica de erosión a través de un elemento estructural circular y búsqueda de barras con la versión “two-stage” Davies (2005) de la transformada circular de Hough (1962).
 - *D:* procedimiento D.
 - *E Canny umbral 1:* procedimiento E en el que se ha aplicado una corrección radiométrica logarítmica, se ha binarizado con umbrales desde 0.1 hasta 0.9 con saltos de 0.1, la operación morfológica erosión con disco de radio 20 y la extracción de los bordes mediante el método de Canny (1986).

- *E Sobel umbral 1*: procedimiento E en el que se ha aplicado una corrección radiométrica logarítmica, se ha binarizado con umbrales desde 0.1 hasta 0.9 con saltos de 0.1, la operación morfológica erosión con disco de radio 20 y la extracción de los bordes mediante los operadores de Sobel (1970).
- *E Canny umbral 2*: procedimiento E en el que se ha aplicado una corrección radiométrica logarítmica, se ha binarizado con umbrales desde 0.1 hasta 0.9 con saltos de 0.1, la operación morfológica erosión con elemento estructural B y la extracción de los bordes mediante el método de Canny (1986).
- *E Sobel umbral 2*: procedimiento E en el que se ha aplicado una corrección radiométrica logarítmica, se ha binarizado con umbrales desde 0.1 hasta 0.9 con saltos de 0.1, la operación morfológica erosión con elemento estructural B y la extracción de los bordes mediante los operadores de Sobel (1970).
- *E Canny umbral 3*: procedimiento E en el que se ha aplicado una corrección radiométrica logarítmica, se ha binarizado con umbrales desde 0.1 hasta 0.9 con saltos de 0.1, la operación morfológica apertura con elemento estructural B y la extracción de los bordes mediante el método de Canny (1986).
- *E Sobel umbral 3*: procedimiento E en el que se ha aplicado una corrección radiométrica logarítmica, se ha binarizado con umbrales desde 0.1 hasta 0.9 con saltos de 0.1, la operación morfológica apertura con elemento estructural B y la extracción de los bordes mediante los operadores de Sobel (1970).
- *E Canny umbral 4*: procedimiento E en el que se ha aplicado una corrección radiométrica logarítmica, se ha binarizado con umbrales desde 0.1 hasta 0.9 con saltos de 0.1, la diferencia de dos operaciones morfológicas: apertura – erosión (bordes) y la extracción de los bordes mediante el método de Canny (1986).
- *E Sobel umbral 4*: procedimiento E en el que se ha aplicado una corrección radiométrica logarítmica, se ha binarizado con umbrales desde 0.1 hasta 0.9 con saltos de 0.1, la diferencia de dos operaciones morfológicas: apertura – erosión (bordes) y la extracción de los bordes mediante los operadores de Sobel (1970).

Los resultados recogidos en la Figura 32 reflejan la agrupación de los procedimientos en tres categorías diferentes: una caracterizada por bajos (por ejemplo *A*, *C logarítmica* o *C raíz cúbica*) y otra por altos (por ejemplo *E Canny umbral 1*, *E Sobel umbral 4* o *B Otsu Sobel Erosión*) niveles de acierto y falsa detección, y una tercera con métodos cuyo nivel

de error es considerablemente mayor a los anteriores aun siendo el nivel de acierto pobre (por ejemplo *B apertura Sobel triple Erosión*, *B Otsu Sobel cuádruple Erosión* o *B apertura Sobel cuádruple Erosión*).

En cuanto a los tiempos de computación, en la Figura 33 se recoge el ahorro de tiempo que supone el empleo de cada método, si es positivo el porcentaje, o el incremento de tiempo que implica utilizarlo, si el porcentaje es negativo, siempre tomando como referencia el procedimiento manual.

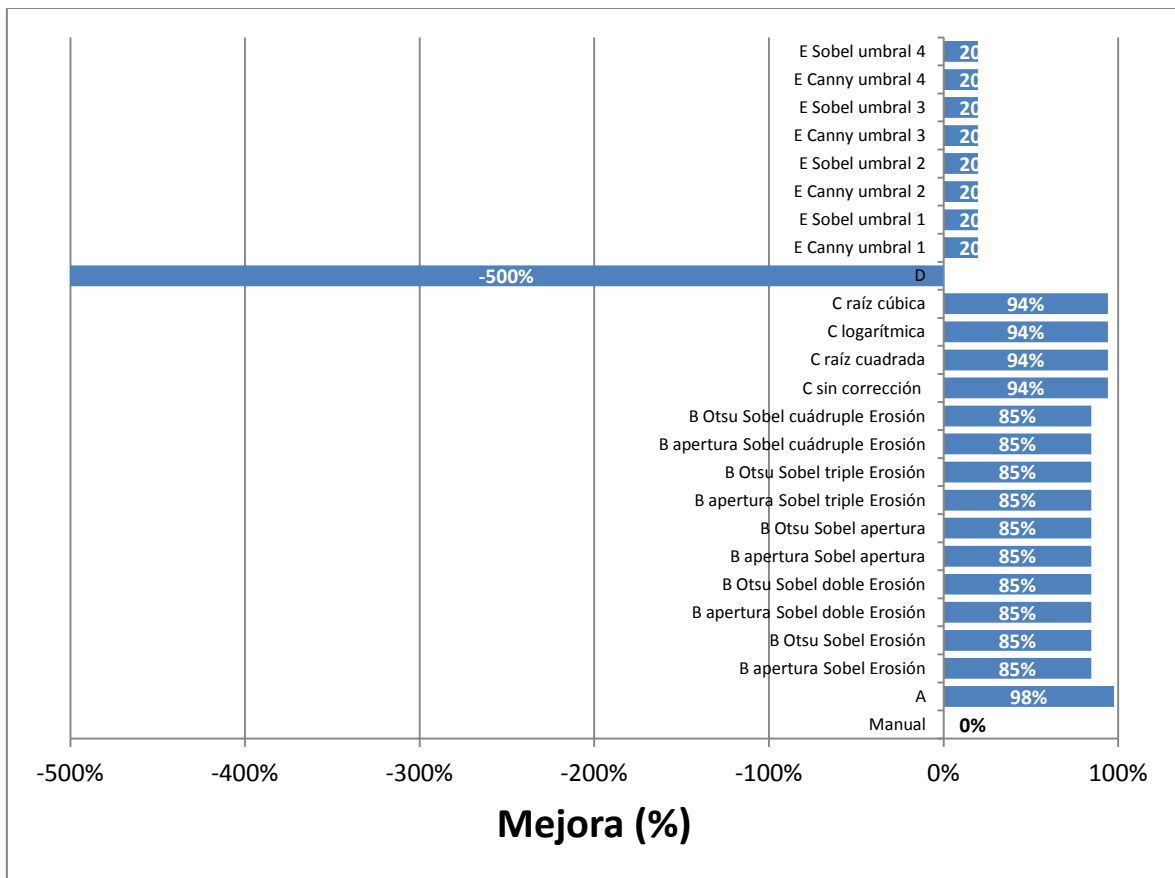


Figura 33. Mejora (%) de cada uno de los procedimientos propuestos

Como se comprueba a partir de la anterior figura, salvo el procedimiento *D*, todas las soluciones planteadas suponen un avance importante en cuanto al tiempo empleado en la detección de las barras combustibles. Si nos centramos en el conjunto de métodos más eficaces, esto es, cuya falsa detección sea menor y cuyo nivel de acierto mayor, el de mejor comportamiento es el procedimiento *A*. En las pruebas realizadas sobre las dieciséis imágenes de la Figura 31, en promedio el resultado obtenido se corresponde con un nivel de acierto de 44 % y una falsa detección de 3 %. Por tanto se selecciona como mejor

solución planteada el mencionado procedimiento A.

Aunque los niveles de acierto (en torno al 90%) podrían conducir a considerar que métodos como *E Sobel umbral 4* o *E Canny umbral 1* son mejores que el seleccionado, sus altos rendimientos van emparejados con una alta falsa detección (16% y 9% respectivamente) que los invalida como procedimientos confiables; de hecho, el número de barras que detectan se acerca al real en base a considerar no-barras como si lo fueran. Por ejemplo, el procedimiento *E Sobel umbral 4* aplicado a la imagen (h) de la Figura 31 concluye que existen 247 barras. Aunque es una cifra muy próxima a la real (264), ha considerado como barras 15 que no lo son en realidad. En la Figura 34 se puede comprobar qué soporta a las 247 barras detectadas.

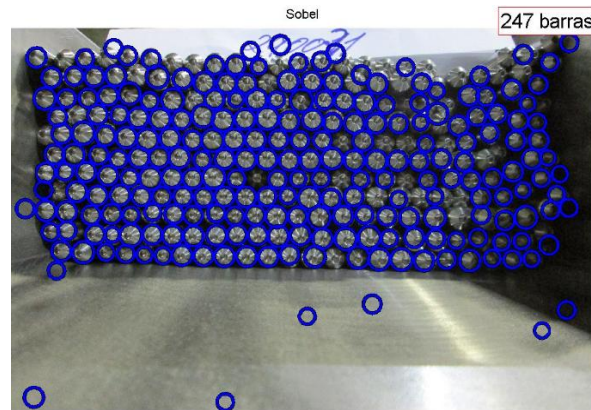


Figura 34. Resultado aplicando “E Sobel umbral 4” a la imagen (h) de la Figura 31

Al mismo tiempo, debido a la no despreciable disparidad de condiciones adversas desde el punto de vista del procesamiento de las imágenes utilizadas (brillo, contraste, etc.), conviene analizar la influencia de las mismas en el comportamiento de los procedimientos propuestos. Para ello se tomarán los datos de falsa detección de todos los procedimientos presentados aplicados sobre las dieciséis imágenes de la Figura 31. Para cada una de estas muestras se calculan los valores de falsa detección mínimo, percentil 25, mediana, percentil 75 y máximo. Una vez dispuestos estos datos en forma de diagrama de cajas, tal y como se muestra en la Figura 35 es posible concluir que la dispersión de los valores de falsa detección de todos los procedimientos propuestos se ve influenciada por las características de la propia imagen. De hecho, unas medianas y percentiles muy parecidos para todas las fotografías es el resultado que cabría esperar en la Figura 35 en el caso de suponer que la falsa detección de los métodos fuera independiente de las imágenes.

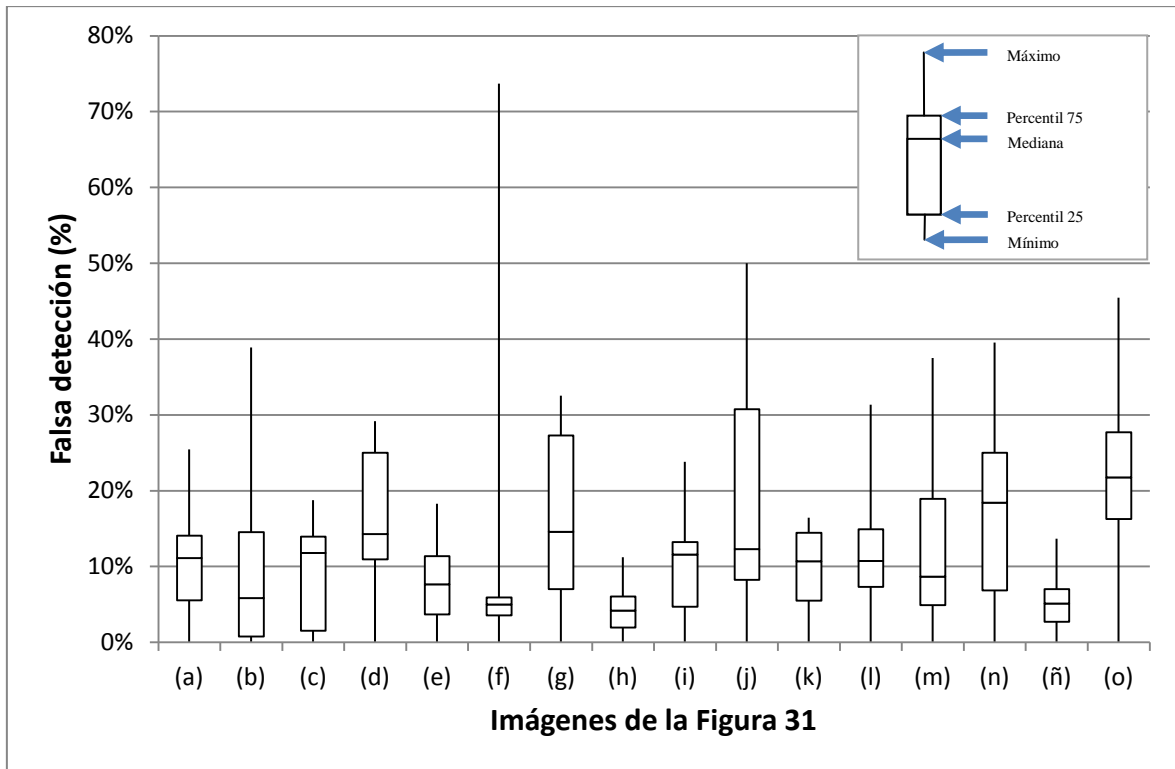


Figura 35. Dispersión de falsa detección de los procedimientos en función de la imagen

Ahora bien, aunque se haya comprobado que existe cierta interdependencia entre la falsa detección y la imagen a tratar, como esta conclusión se basa en un análisis del conjunto de los procedimientos presentados, conviene estudiar la correlación entre la falsa detección y todas las imágenes agrupadas en la Figura 31 sólo teniendo en cuenta el procedimiento A. En la Figura 36 se recopilan estos valores y se puede comprobar que en este caso particular la dependencia entre la falsa detección y la imagen procesada no resulta ser tan significativa ya que los valores de falsa detección no sufren grandes variaciones. Por lo tanto, el procedimiento A presenta una positiva estabilidad de detección.

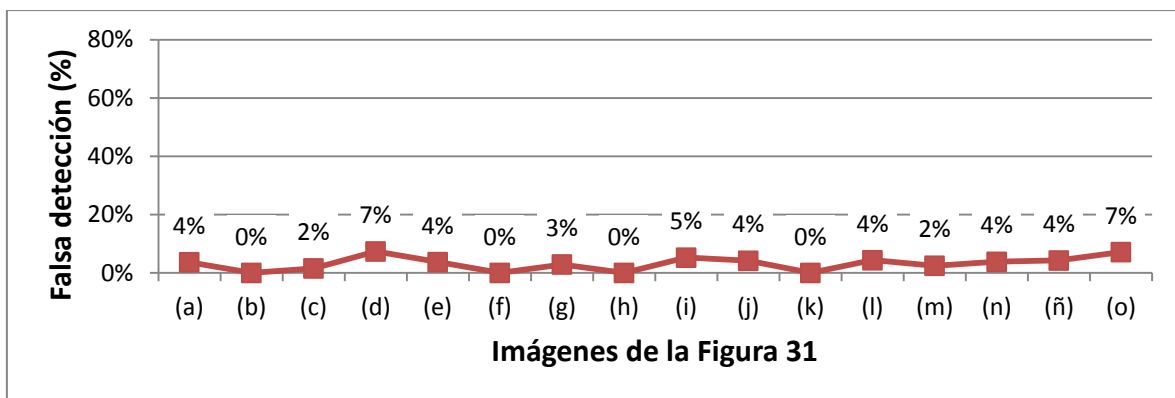


Figura 36. Correlación entre la falsa detección y la imagen

En la Figura 37 se muestran los resultados de procesar las imágenes de la Figura 31 mediante el procedimiento A cuyo tiempo de computación promedio ha sido de 3 segundos por imagen.

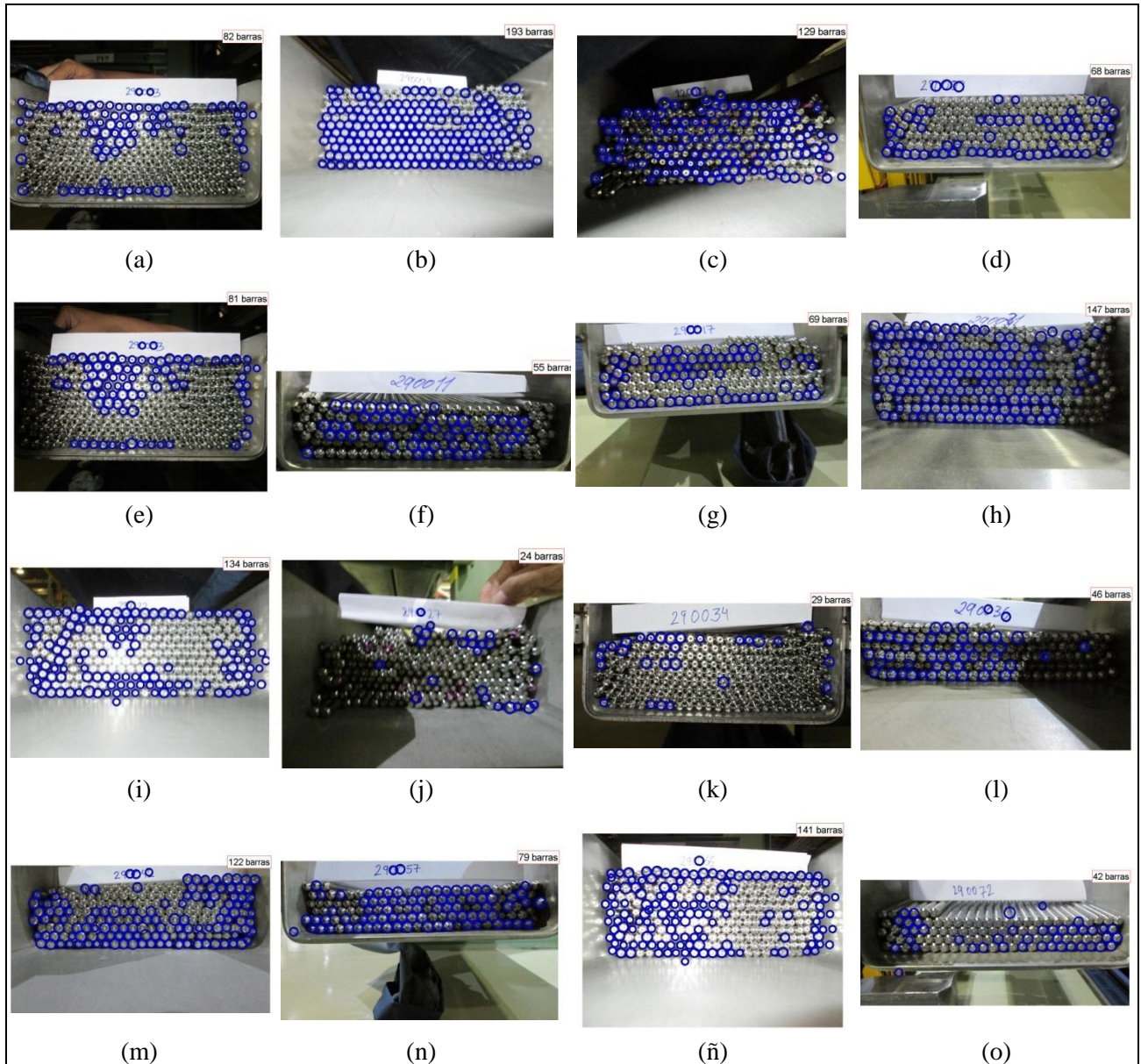
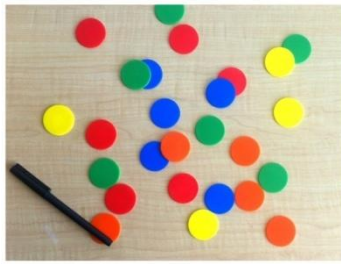


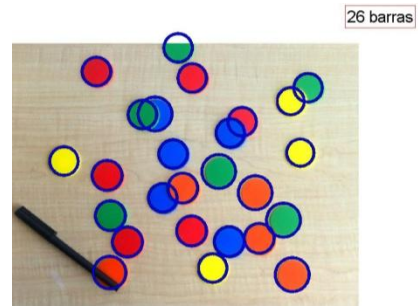
Figura 37. Resultados de aplicación a las imágenes problema del procedimiento A

Por último, en vista del modesto nivel de eficacia conseguido, conviene probar el método seleccionado (procedimiento A) con una imagen que contenga elementos objetivos similares (en tamaño y forma) a las barras combustibles. Para ello se emplea el procedimiento A sobre la Figura 36 (i), obteniendo un nivel de acierto del 100% con una falsa detección del 0%, como se observa en la Figura 36 (ii), en un tiempo de procesado de 4 segundos. Lo que realmente corrobora el hecho de que el problema radica en la dificultad

y complejidad de las imágenes obtenidas.



(i)



(ii)

Figura 38. (i) Imagen equivalente a la del problema; (ii) Resultado de aplicación del procedimiento A

Capítulo 5. Conclusiones

El núcleo principal de este trabajo se sustenta en la necesidad de encontrar una solución que permitiera reducir el tiempo que supone la verificación física del inventario de material nuclear, particularmente en el caso de barras combustibles mediante un procedimiento automático basado en visión por computador. Para ello se ha realizado un estudio en profundidad de todas aquellas aportaciones similares o relacionadas dentro de la disciplina de la visión por computador.

Fruto de esta investigación se han propuesto cinco procedimientos principales con múltiples variantes que suman un total de veinticuatro alternativas. Así mismo, por los resultados obtenidos mediante la validación comparativa de todos ellos a través del procesado de dieciséis imágenes de muestra, se puede destacar uno en concreto, el denominado A: conversión de la imagen al espacio de color YCbCr con la consiguiente extracción de la componente de luminiscencia, extracción de los bordes mediante el método de Canny (1986) y empleo de la versión “two-stage” de la transformada circular de Hough (1959) para la detección de las barras.

Si bien es cierto que el nivel de acierto y la falsa detección del mejor método obtenido (44% y 3% respectivamente para el procedimiento A) distan mucho de los resultados esperados (100% y 0% respectivamente) y por lo tanto no permiten automatizar por completo la operación de verificación, el algoritmo propuesto, principal aportación de este trabajo, puede resultar un complemento que reduzca sensiblemente la tarea manual actual.

Por último cabe mencionar la principal dificultad encontrada. La naturaleza metálica tanto del objeto a reconocer como de su contenedor provoca que las condiciones de iluminación con las que se realiza la imagen influyan de manera determinante en el resultado del procesamiento de la misma por los procedimientos propuestos.

Capítulo 6. Líneas de investigación futuras

A continuación se proponen una serie de líneas marco sobre las que, tomando como base este trabajo, se puedan materializar futuros desarrollos que consigan aportar una solución de mejores prestaciones:

- Análisis, ensayo y propuesta de las condiciones de iluminación óptimas para el posterior procesamiento de las imágenes. Esto se basa en el hecho de que los resultados de detección de circunferencias en imágenes sintéticas han sido satisfactorios, por lo que un mayor rendimiento en la detección debe venir por la mejora sustancial de la calidad de las imágenes.
- En la línea de lo anterior, se propone la búsqueda de técnicas encaminadas a la mejora de la calidad de la imagen, bien por realzado de contraste u otras técnicas con tal propósito. Todo ello compaginado con la mejora en los procesos de iluminación de la escena.
- Estudio del empleo de patrones añadidos a la imagen como soporte para el reconocimiento posterior.
- Diseño de soluciones mediante algoritmos de aprendizaje del tipo SVM y k-vecinos más próximos, que sustituyan a la red neuronal aquí propuesta.

Así mismo, dada la amplia variedad de productos objeto de las verificaciones bajo el sistema de salvaguardia nuclear, cabe destacar la importancia que tendrían investigaciones que persiguieran también el reconocimiento automático de otros ítems de material nuclear como por ejemplo muestras de pastillas archivo.

Bibliografía

- AGUADO, J. L. 2010. *Unidad didáctica 3. RADIACIÓN NATURAL Y ARTIFICIAL* [Online]. Available: http://ocw.unia.es/fisica/origen-y-control-de-las-radiaciones-en-el-medio/materiales/ud3/unidad-didactica-3/skinless_view.
- AGUIRRE, F. & DOMINGO, A. 2000. Fuel Pellets Automatic Visual Inspection. *15th World Conference on Nondestructive Testing*. Roma, Italia.
- AREVA. 2013. *The AREVA's Fuel Business Unit* [Online]. Available: <http://www.areva.com/EN/operations-740/fuel-all-aspects-of-design-and-production.html>.
- BELOBORODOV, A. V., VLASOV, E. V., ZAV'YALOV, P. S. & FINOGENOV, L. V. 2010. Multichannel high-performance optoelectronic control of the surface of fuel pellets. *Optoelectronics, Instrumentation and Data Processing*, 46, 394-400.
- CANNY, J. 1986. A Computational Approach to Edge Detection. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, PAMI-8, 679-698.
- CECA 1957. Tratado constitutivo de la Comunidad Europea de la Energía Atómica (Euratom). Comunidad Europea del Carbón y del Acero.
- DAVIES, E. R. 2005. CHAPTER 11 - The Hough Transform and Its Nature. In: DAVIES, E. R. (ed.) *Machine Vision (Third Edition)*. Burlington: Morgan Kaufmann.
- DE OLIVEIRA, A. F., DE ABREU, A. C., FRANKLIN, C. M., GLORIA FREITAS, V. G., DO N. DE A. PEREIRA, C., PAULA, A., CUNHA, D., COTELLI, A. & GALVÃO, D. 2012. Automatic defect identification on PWR nuclear power station fuel pellets. *Nuclear Engineering and Design*, 245, 62-77.
- DERROUGH, M. Non-Proliferation and Safeguards. Safeguards Implementation Concepts and Practices. World Nuclear University - Summer Institute, 2013 Oxford, Reino Unido.
- DIAZ-HUERTA, C. C., FELIPE-RIVERÓN, E. M. & MONTAÑO-ZETINA, L. M. 2012. Evaluation and Selection of Morphological Procedures for Automatic Detection of Micro-calcifications in Mammography Images. In: ALVAREZ, L., MEJAIL, M., GOMEZ, L. & JACOBO, J. (eds.) *Progress in Pattern Recognition, Image*

- Analysis, Computer Vision, and Applications*. Springer Berlin Heidelberg.
- DU, C.-J. & SUN, D.-W. 2005. Pizza sauce spread classification using colour vision and support vector machines. *Journal of Food Engineering*, 66, 137-145.
- ENUSA. 2007. *Galería de imágenes* [Online]. Available: http://www.enusa.es/images/album_nuclear/3.jpg.
- ENUSA 2013. Bandeja de barras combustibles. Dpto. Seguridad Nuclear y Salvaguardias.
- FERNANDEZ-FERNANDEZ, M., ALONSO-MONTES, C., BERTELSEN, A. & MENDIKUTE, A. 2013. Industrial Non-intrusive Coded-Target Identification and Decoding Application. In: SANCHES, J., MICÓ, L. & CARDOSO, J. (eds.) *Pattern Recognition and Image Analysis*. Springer Berlin Heidelberg.
- FN. 2013. *Composición de un elemento combustible* [Online]. Foro Nuclear. Available: <http://www.foronuclear.org/component/moofaq/categories/100115>.
- FUKUI, K. & YAMAGUCHI, O. 1998. Facial feature point extraction method based on combination of shape extraction and pattern matching. *Systems and Computers in Japan*, 29, 49-58.
- GRATTONI, P., PETTITI, G. & RASTELLO, M. L. 1999. Experimental set-up for the characterization of automated number-plate recognizers. *Measurement*, 26, 103-114.
- HOUGH, P. V. 1959. Machine analysis of bubble chamber pictures. In: KOWARSKI, L. (ed.) *Int. Conf. on High Energy Accelerators and Instrumentation*.
- HOUGH, P. V. 1962. Method and means for recognizing complex patterns. Google Patents.
- HU, M.-K. 1962. Visual pattern recognition by moment invariants. *Information Theory, IRE Transactions on*, 8, 179-187.
- HUSSIN, R., JUHARI, M. R., KANG, N. W., ISMAIL, R. C. & KAMARUDIN, A. 2012. Digital Image Processing Techniques for Object Detection From Complex Background Image. *Procedia Engineering*, 41, 340-344.
- IAEA-TECDOC-1613 2009. Nuclear Fuel Cycle Information System. A Directory of Nuclear Fuel Cycle Facilities. Viena, Austria.
- IAEA-TECDOC-1654 2010. Advanced Fuel Pellet Materials and Fuel Rod Design for Water Cooled Reactors.
- IAEA 2002. *IAEA SAFEGUARDS GLOSSARY 2001 Edition*, International Atomic Energy Agency.

- IAEA 2003. Teaming IAEA Inspectors with Technology. Viena, Austria.
- KAMALESH KUMAR, B., AHMAD, A., SUBRAMANIAN, K. S., MISTRY, R. K., PRAHLAD, B., JOSHI, M., DESHPANDE, P. & NAVATHE, C. P. 2013. Advances and issues related to automated inspection PHWR fuel pellets at Nuclear Fuel Complex, Hyderabad. *In: TESTING, I. S. F. N. D. (ed.) Asia Pacific Conference on Non-Destructive Testing (14th APCNDT)*. Mumbai, India.
- KASHIHA, M. A., BAHR, C., OTT, S., MOONS, C. P. H., NIEWOLD, T. A., ÖDBERG, F. O. & BERCKMANS, D. 2013. Automatic Identification of Marked Pigs in a Pen Using Image Pattern Recognition. *In: SANCHES, J., MICÓ, L. & CARDOSO, J. (eds.) Pattern Recognition and Image Analysis*. Springer Berlin Heidelberg.
- KEYVAN, S. 1999. Intelligent Automated Nuclear Fuel Pellet Inspection System. *Other Information: PBD: 1 Nov 1999*.
- KILİÇ, K., BOYACI, İ. H., KÖKSEL, H. & KÜSMENOĞLU, İ. 2007. A classification system for beans using computer vision system and artificial neural networks. *Journal of Food Engineering*, 78, 897-904.
- KIM, H.-S. & KIM, J.-H. 2001. A two-step circle detection algorithm from the intersecting chords. *Pattern Recognition Letters*, 22, 787-798.
- LARESE, M. G., CRAVIOTTO, R. M., ARANGO, M. R., GALLO, C. & GRANITTO, P. M. 2012. Legume Identification by Leaf Vein Images Classification. *In: ALVAREZ, L., MEJAIL, M., GOMEZ, L. & JACOBO, J. (eds.) Progress in Pattern Recognition, Image Analysis, Computer Vision, and Applications*. Springer Berlin Heidelberg.
- LINCOLN, S. 2011. *How do nuclear reactors work?* [Online]. Available: http://www.abc.net.au/reslib/201106/r781961_6737223.jpg.
- MAINTZ, T. 2005. Digital and Medical Image Processing (Course reader). *Introduction to Image Processing*. Universiteit Utrecht.
- MALAMAS, E. N., PETRAKIS, E. G. M., ZERVAKIS, M., PETIT, L. & LEGAT, J.-D. 2003. A survey on industrial vision systems, applications and tools. *Image and Vision Computing*, 21, 171-188.
- MOORE, F. W. 1987. Remote Visual Inspection Of Nuclear Fuel Pellets With Fiber Optics And Video Image Processing. *Optical Engineering*, 26, 262152-262152-.
- MURILLO-BRACAMONTES, E. A., MARTINEZ-ROSAS, M. E., MIRANDA-VELASCO, M. M., MARTINEZ-REYES, H. L., MARTINEZ-SANDOVAL, J. R.

- & CERVANTES-DE-AVILA, H. 2012. Implementation of Hough transform for fruit image segmentation. *Procedia Engineering*, 35, 230-239.
- OECD/IEA 2013. Key World Energy Statistics. Organisation for Economic Co-operation and Development/International Energy Agency.
- OECD/NEA 2012. The Role of Nuclear Energy in a Low-carbon Energy Future. Organisation for Economic Co-operation and Development/Nuclear Energy Agency.
- OIEA 1970. Tratado sobre la No Proliferación de las Armas Nucleares (Tratado sobre No Proliferación, TNP). Organismo Internacional de Energía Atómica.
- OIEA 2010. Informe Anual para 2009
- OTSU, N. 1979. A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms. *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, 9, 62-66.
- OYOLA, J., ARROYO, V., RUEDIN, A. & ACEVEDO, D. 2012. Detection of Chickenpox Vesicles in Digital Images of Skin Lesions. In: ALVAREZ, L., MEJAIL, M., GOMEZ, L. & JACOBO, J. (eds.) *Progress in Pattern Recognition, Image Analysis, Computer Vision, and Applications*. Springer Berlin Heidelberg.
- PAJARES, G. & CRUZ, J. M. 2007. *Visión por computador. Imágenes Digitales y Aplicaciones. 2a Edición*, RA-MA S.A. Editorial y Publicaciones.
- PAULSON, L. 2009. *An Overview of GEH Nuclear Criticality Safety Fuel Cycle Activities* [Online]. Available: https://secure.inl.gov/oecdnews09/pres/Paulson_Pres_Sep2009.pdf.
- PERMUY, M. 2012. Un software diagnosticará el grado de peligrosidad de las manchas de la piel. *Aula TIC PYMEs de la Universidad de Santiago de Compostela* [Online]. Available: <http://www.usc.es/atpemes/spip.php?article3261>.
- RAMIREZ, G. A. & FUENTES, O. 2012. Street Detection with Asymmetric Haar Features. In: ALVAREZ, L., MEJAIL, M., GOMEZ, L. & JACOBO, J. (eds.) *Progress in Pattern Recognition, Image Analysis, Computer Vision, and Applications*. Springer Berlin Heidelberg.
- RIZON, M., YAZID, H. & SAAD, P. A comparison of circular object detection using Hough transform and chord intersection. *Geometric Modeling and Imaging, 2007. GMAI '07*, 4-6 July 2007 2007. 115-120.
- SEQUEIRA, V. & BOSTROM, G. 2012. *Method for safely identifying moving objects*. EP2407803 A1.

- SHAHRABADI, S., RODRIGUES, J. F. & BUF, J. M. H. 2013. Detection of Indoor and Outdoor Stairs. *In: SANCHES, J., MICÓ, L. & CARDOSO, J. (eds.) Pattern Recognition and Image Analysis*. Springer Berlin Heidelberg.
- SOBEL, I. E. 1970. *Camera Models and Machine Perception*, Department of Electrical Engineering, Stanford University.
- SUN, T.-H., TSENG, C.-C. & CHEN, M.-S. 2010. Electric contacts inspection using machine vision. *Image and Vision Computing*, 28, 890-901.
- SZELISKI, R. 2010. *Computer Vision: Algorithms and Applications*, Springer.
- THACKER, N. A., CLARK, A. F., BARRON, J. L., ROSS BEVERIDGE, J., COURTNEY, P., CRUM, W. R., RAMESH, V. & CLARK, C. 2008. Performance characterization in computer vision: A guide to best practices. *Computer Vision and Image Understanding*, 109, 305-334.
- UK/DECC 2012. Electricity Generation Costs.
- UN. 2013. *Treaty on the Non-Proliferation of Nuclear Weapons - Status of the Treaty* [Online]. United Nations. Available: <http://disarmament.un.org/treaties/t/npt>.
- WALTAR, A. E. 2006. A Day With The Atom... living with zest! *In: SOCIETY, A. N. (ed.)*.
- WNA 2013. WNA Market Report 2013.
- XUE-WU, Z., YAN-QIONG, D., YAN-YUN, L., AI-YE, S. & RUI-YU, L. 2011. A vision inspection system for the surface defects of strongly reflected metal based on multi-class SVM. *Expert Systems with Applications*, 38, 5930-5939.
- YAZID, H., YAZID, H., HARUN, M., MOHD, S., AZIZ MOHAMED, A., RIZON, M. & SAYUTI, S. 2007. Circular discontinuities detection in welded joints using Circular Hough Transform. *NDT & E International*, 40, 594-601.
- YOUNG, C. N. & ZOU, J. J. Adaptive circular object detection. *Signal Processing and Communication Systems*, 2008. ICSPCS 2008. 2nd International Conference on, 15-17 Dec. 2008 2008. 1-6.

Anexos

A. Resultados numéricos de los procedimientos propuestos

A continuación se recopilan las barras detectadas, los fallos y los tiempos de detección por imagen tras la aplicación de los diferentes procedimientos propuestos a las imágenes de la Figura 31. En cada tabla aparecen los datos de dos imágenes diferentes.

Procedimiento	Figura 31 (a)			Figura 31 (b)		
	Barras detectadas	Fallos	Tiempo de detección por imagen (s)	Barras detectadas	Fallos	Tiempo de detección por imagen (s)
Manual	264	0	221	264	0	165
A	82	3	5	193	0	4
B apertura Sobel Erosión	202	27	26	125	20	28
B Otsu Sobel Erosión	215	32	26	135	4	28
B apertura Sobel doble Erosión	165	11	26	74	11	28
B Otsu Sobel doble Erosión	180	20	26	74	5	28
B apertura Sobel apertura	133	16	26	154	9	28
B Otsu Sobel apertura	152	17	26	160	0	28
B apertura Sobel triple Erosión	126	7	26	25	6	28
B Otsu Sobel triple Erosión	133	9	26	29	3	28
B apertura Sobel cuádruple Erosión	94	5	26	18	7	28
B Otsu Sobel cuádruple Erosión	104	8	26	14	3	28
C sin corrección	65	2	16	124	0	8
C raíz cuadrada	56	3	16	132	0	8
C logarítmica	29	4	16	115	1	8
C raíz cúbica	52	3	16	132	1	8
D	216	10	1606	187	1	1218
E Canny umbral 1	189	20	116	231	18	99
E Sobel umbral 1	182	25	116	218	8	99
E Canny umbral 2	157	26	116	226	12	99
E Sobel umbral 2	142	20	116	223	13	99
E Canny umbral 3	135	31	116	202	21	99
E Sobel umbral 3	116	24	116	181	14	99
E Canny umbral 4	173	44	116	165	24	99
E Sobel umbral 4	169	43	116	223	33	99

Procedimiento	Figura 31 (c)			Figura 31 (d)		
	Barras detectadas	Fallos	Tiempo de detección por imagen (s)	Barras detectadas	Fallos	Tiempo de detección por imagen (s)
Manual	230	0	171	164	0	162
A	129	2	4	68	5	3
B apertura Sobel Erosión	92	16	26	91	23	20
B Otsu Sobel Erosión	120	11	26	120	35	20
B apertura Sobel doble Erosión	65	8	26	52	14	20
B Otsu Sobel doble Erosión	83	12	26	69	20	20
B apertura Sobel apertura	76	5	26	96	13	20
B Otsu Sobel apertura	104	7	26	114	13	20
B apertura Sobel triple Erosión	32	2	26	26	5	20
B Otsu Sobel triple Erosión	46	8	26	36	10	20
B apertura Sobel cuádruple Erosión	22	3	26	12	3	20
B Otsu Sobel cuádruple Erosión	30	5	26	15	3	20
C sin corrección	120	1	8	4	1	7
C raíz cuadrada	142	1	8	21	3	7
C logarítmica	132	2	8	32	3	7
C raíz cúbica	137	1	8	27	3	7
D	113	1	1216	145	25	573
E Canny umbral 1	173	17	116	149	16	94
E Sobel umbral 1	144	17	116	137	15	94
E Canny umbral 2	177	24	116	147	19	94
E Sobel umbral 2	152	19	116	136	13	94
E Canny umbral 3	201	28	116	121	16	94
E Sobel umbral 3	189	26	116	105	9	94
E Canny umbral 4	208	39	116	119	25	94
E Sobel umbral 4	204	37	116	148	25	94

Procedimiento	Figura 31 (e)			Figura 31 (f)		
	Barras detectadas	Fallos	Tiempo de detección por imagen (s)	Barras detectadas	Fallos	Tiempo de detección por imagen (s)
Manual	264	0	167	145	0	110
A	81	3	4	55	0	2
B apertura Sobel Erosión	196	21	25	79	4	10
B Otsu Sobel Erosión	209	18	25	94	10	10
B apertura Sobel doble Erosión	155	7	25	54	2	10
B Otsu Sobel doble Erosión	185	13	25	60	3	10
B apertura Sobel apertura	140	12	25	88	4	10
B Otsu Sobel apertura	157	12	25	93	4	10
B apertura Sobel triple Erosión	132	3	25	26	2	10
B Otsu Sobel triple Erosión	150	5	25	28	1	10
B apertura Sobel cuádruple Erosión	104	3	25	8	1	10
B Otsu Sobel cuádruple Erosión	108	3	25	21	1	10
C sin corrección	70	2	9	1	0	8
C raíz cuadrada	60	3	9	47	0	8
C logarítmica	33	4	9	114	1	8
C raíz cúbica	52	3	9	86	1	8
D	189	11	1569	19	14	148
E Canny umbral 1	223	26	116	272	14	123
E Sobel umbral 1	207	18	116	254	15	123
E Canny umbral 2	179	19	116	235	13	123
E Sobel umbral 2	167	19	116	228	9	123
E Canny umbral 3	160	20	116	218	15	123
E Sobel umbral 3	144	17	116	193	11	123
E Canny umbral 4	186	34	116	238	24	123
E Sobel umbral 4	196	31	116	250	14	123

Procedimiento	Figura 31 (g)			Figura 31 (h)		
	Barras detectadas	Fallos	Tiempo de detección por imagen (s)	Barras detectadas	Fallos	Tiempo de detección por imagen (s)
Manual	174	0	130	264	0	198
A	69	2	3	147	0	3
B apertura Sobel Erosión	115	33	20	196	22	21
B Otsu Sobel Erosión	130	34	20	198	14	21
B apertura Sobel doble Erosión	77	21	20	147	14	21
B Otsu Sobel doble Erosión	83	27	20	160	12	21
B apertura Sobel apertura	110	14	20	171	6	21
B Otsu Sobel apertura	123	10	20	181	5	21
B apertura Sobel triple Erosión	48	12	20	95	5	21
B Otsu Sobel triple Erosión	44	12	20	108	5	21
B apertura Sobel cuádruple Erosión	17	5	20	67	3	21
B Otsu Sobel cuádruple Erosión	18	4	20	66	4	21
C sin corrección	1	0	7	17	0	9
C raíz cuadrada	10	0	7	40	0	9
C logarítmica	9	0	7	37	0	9
C raíz cúbica	11	0	7	40	0	9
D	128	9	766	130	9	1059
E Canny umbral 1	169	23	107	244	9	114
E Sobel umbral 1	155	15	107	239	10	114
E Canny umbral 2	149	20	107	237	10	114
E Sobel umbral 2	137	20	107	232	6	114
E Canny umbral 3	128	23	107	217	7	114
E Sobel umbral 3	110	18	107	203	4	114
E Canny umbral 4	141	40	107	227	10	114
E Sobel umbral 4	157	46	107	247	15	114

Procedimiento	Figura 31 (i)			Figura 31 (j)		
	Barras detectadas	Fallos	Tiempo de detección por imagen (s)	Barras detectadas	Fallos	Tiempo de detección por imagen (s)
Manual	264	0	177	228	0	193
A	134	7	4	24	1	4
B apertura Sobel Erosión	106	14	26	61	23	26
B Otsu Sobel Erosión	172	13	26	77	19	26
B apertura Sobel doble Erosión	49	7	26	30	12	26
B Otsu Sobel doble Erosión	67	8	26	39	12	26
B apertura Sobel apertura	139	9	26	51	11	26
B Otsu Sobel apertura	192	9	26	80	11	26
B apertura Sobel triple Erosión	27	4	26	16	7	26
B Otsu Sobel triple Erosión	29	4	26	13	4	26
B apertura Sobel cuádruple Erosión	17	2	26	8	4	26
B Otsu Sobel cuádruple Erosión	21	5	26	8	4	26
C sin corrección	182	1	9	13	4	8
C raíz cuadrada	166	3	9	106	5	8
C logarítmica	156	3	9	103	1	8
C raíz cúbica	160	3	9	121	5	8
D	203	7	1406	63	6	1138
E Canny umbral 1	209	23	102	97	8	101
E Sobel umbral 1	185	22	102	91	9	101
E Canny umbral 2	190	22	102	110	12	101
E Sobel umbral 2	151	20	102	99	9	101
E Canny umbral 3	187	23	102	134	11	101
E Sobel umbral 3	169	19	102	120	12	101
E Canny umbral 4	222	40	102	138	17	101
E Sobel umbral 4	216	35	102	140	18	101

Procedimiento	Figura 31 (k)			Figura 31 (l)		
	Barras detectadas	Fallos	Tiempo de detección por imagen (s)	Barras detectadas	Fallos	Tiempo de detección por imagen (s)
Manual	215	0	151	133	0	90
A	29	0	3	46	2	3
B apertura Sobel Erosión	159	17	18	98	29	18
B Otsu Sobel Erosión	180	26	18	95	12	18
B apertura Sobel doble Erosión	137	14	18	67	21	18
B Otsu Sobel doble Erosión	152	22	18	67	10	18
B apertura Sobel apertura	142	12	18	81	13	18
B Otsu Sobel apertura	145	8	18	79	6	18
B apertura Sobel triple Erosión	109	11	18	48	12	18
B Otsu Sobel triple Erosión	106	13	18	47	7	18
B apertura Sobel cuádruple Erosión	74	9	18	25	5	18
B Otsu Sobel cuádruple Erosión	70	7	18	27	2	18
C sin corrección	43	1	8	9	1	7
C raíz cuadrada	52	1	8	40	1	7
C logarítmica	46	0	8	70	0	7
C raíz cúbica	48	0	8	59	1	7
D	161	16	621	52	12	464
E Canny umbral 1	180	27	119	123	9	101
E Sobel umbral 1	165	24	119	116	9	101
E Canny umbral 2	146	24	119	128	10	101
E Sobel umbral 2	125	18	119	123	11	101
E Canny umbral 3	129	17	119	118	7	101
E Sobel umbral 3	118	19	119	121	13	101
E Canny umbral 4	163	24	119	131	15	101
E Sobel umbral 4	165	18	119	137	17	101

Procedimiento	Figura 31 (m)			Figura 31 (n)		
	Barras detectadas	Fallos	Tiempo de detección por imagen (s)	Barras detectadas	Fallos	Tiempo de detección por imagen (s)
Manual	196	0	128	123	0	81
A	122	3	3	79	3	3
B apertura Sobel Erosión	135	44	19	102	30	20
B Otsu Sobel Erosión	130	22	19	114	28	20
B apertura Sobel doble Erosión	75	27	19	72	25	20
B Otsu Sobel doble Erosión	74	14	19	77	21	20
B apertura Sobel apertura	115	14	19	103	21	20
B Otsu Sobel apertura	139	4	19	99	10	20
B apertura Sobel triple Erosión	40	13	19	43	17	20
B Otsu Sobel triple Erosión	36	8	19	45	9	20
B apertura Sobel cuádruple Erosión	24	9	19	18	7	20
B Otsu Sobel cuádruple Erosión	18	6	19	23	7	20
C sin corrección	17	3	6	8	2	7
C raíz cuadrada	29	2	6	56	2	7
C logarítmica	20	2	6	64	1	7
C raíz cúbica	31	2	6	68	2	7
D	112	5	660	47	10	585
E Canny umbral 1	166	4	105	112	7	103
E Sobel umbral 1	170	4	105	116	11	103
E Canny umbral 2	163	8	105	117	8	103
E Sobel umbral 2	156	8	105	116	9	103
E Canny umbral 3	149	12	105	120	16	103
E Sobel umbral 3	150	13	105	106	13	103
E Canny umbral 4	156	15	105	114	21	103
E Sobel umbral 4	163	12	105	127	24	103

Procedimiento	Figura 31 (ñ)			Figura 31 (o)		
	Barras detectadas	Fallos	Tiempo de detección por imagen (s)	Barras detectadas	Fallos	Tiempo de detección por imagen (s)
Manual	264	0	199	102	0	58
A	141	6	4	42	3	2
B apertura Sobel Erosión	139	19	26	65	18	16
B Otsu Sobel Erosión	174	12	26	83	32	16
B apertura Sobel doble Erosión	100	12	26	36	8	16
B Otsu Sobel doble Erosión	103	7	26	49	13	16
B apertura Sobel apertura	162	11	26	67	6	16
B Otsu Sobel apertura	181	3	26	83	13	16
B apertura Sobel triple Erosión	75	6	26	16	5	16
B Otsu Sobel triple Erosión	74	2	26	24	6	16
B apertura Sobel cuádruple Erosión	45	5	26	11	5	16
B Otsu Sobel cuádruple Erosión	42	2	26	12	3	16
C sin corrección	160	1	9	9	0	6
C raíz cuadrada	136	0	9	46	10	6
C logarítmica	106	1	9	31	2	6
C raíz cúbica	128	1	9	43	7	6
D	211	10	1392	85	27	365
E Canny umbral 1	200	11	101	92	16	96
E Sobel umbral 1	171	6	101	95	19	96
E Canny umbral 2	154	8	101	95	22	96
E Sobel umbral 2	135	6	101	89	17	96
E Canny umbral 3	137	7	101	84	18	96
E Sobel umbral 3	114	8	101	83	16	96
E Canny umbral 4	155	16	101	101	33	96
E Sobel umbral 4	153	12	101	110	33	96

B. Contenido de los archivos adjuntos

- B. 1. Código Matlab de definición del procedimiento A**
- B. 2. Código Matlab de definición del procedimiento B**
- B. 3. Código Matlab de definición del procedimiento C**
- B. 4. Código Matlab de definición del procedimiento D**
- B. 5. Código Matlab de definición del procedimiento E**