

Detección de Fallas Estructurales en Envases de Vidrio no Cilíndricos y Grabados Utilizando Morfología Matemática y Wavelet.

Genaro Gutiérrez Becerril^A, Sergio Suárez Guerra José Luis Oropeza Rodríguez:

¹Centro de Investigación en Computación, Instituto Politécnico Nacional
Juan de Dios Batiz esq. Miguel Othón de Mendizábal s/n, C.P. 07038, México
joropeza@cic.ipn.mx, ssuarez@cic.ipn.mx, ggutierrez07@sagitario.cic.ipn.mx

Abstract. A continuación se presenta un informe detallado de las pruebas realizadas en la detección de defectos estructurales en envases de vidrio no cilíndricos y con grabado en el cuerpo, se aplicó morfología matemática (erosión y dilatación) para eliminar el grabado del envase, la wavelet de Daubichies nos permitió ubicar el defecto en los envases con defecto y los resultados aplicando procesamiento de señales (morfología matemática y wavelets).

Palabras Clave: Morfología Matemática y Wavelet.

1. Introducción.

El término "imagen monocromática" o imagen simplemente, se refiere a una función de intensidad de luz bidimensional $f(x,y)$, donde x e y indican las coordenadas espaciales y el valor de f en cualquier punto (x,y) es proporcional a la luminosidad (o nivel de gris) de la imagen en dicho punto.

Una imagen digital es una imagen (función) $f(x,y)$ que ha sido convertida a una señal discreta tanto en coordenadas espaciales como en luminosidad. Esta puede ser considerada como una matriz cuyos índices de renglón y columna identifican un punto (un lugar en el espacio bidimensional) en la imagen y el correspondiente valor de elemento de matriz identifica el nivel de gris en aquel punto. Los elementos de estos arreglos digitales son llamados elementos de imagen o píxeles.

En el tratamiento de imágenes se pueden distinguir tres etapas principales:

1. Adquisición de la imagen.
2. Procesamiento de la imagen.
3. Presentación al observador.

^A Autor de Correspondencia

La adquisición de la imagen está a cargo de algún transductor o conjunto de transductores que mediante la manipulación de la luz o de alguna otra forma de radiación que es emitida o reflejada por los cuerpos, logra formar una representación del objeto dando lugar a la imagen. Es importante saber que durante la etapa de adquisición, los transductores agregan ruido a la imagen. Además del ruido, los transductores poseen una resolución limitada, lo cual repercute en la apreciación de dicha imagen por el ojo humano, dentro de dichos transductores se tienen por mencionar algunos: una cámara fotográfica o de vídeo, tomógrafos, etc.

El procesamiento digital de la imagen consiste en eliminar la mayor cantidad de ruido que se agrega durante la adquisición así como también mejorar las características de dicha imagen como: definición de contornos, color, brillo, etc., valiéndose de procedimientos y herramientas matemáticas. En esta etapa se encuentran también técnicas de codificación para el almacenamiento o bien para la transmisión.

La presentación al observador consiste en el método empleado para exponer la imagen la cual puede ser impresa o por medios electrónicos como la televisión, el monitor de una computadora, o algún otro medio. Para la presentación de la imagen se deben considerar ciertos aspectos de percepción humana así como las velocidades de despliegue del dispositivo utilizado.

Realizar un breve estudio sobre el funcionamiento del Sistema Visual Humano (Human Visual System, HVS) es de utilidad para entender mejor la forma en que percibimos las imágenes y con ello, poder explotar estas características en el tratamiento digital de imágenes. Es posible modelar el ojo humano como un Sistema Lineal e Invariante en el tiempo (SLI). Para ello se deben tener presentes dos conceptos:

1. *La respuesta al impulso*, que es una función que describe el comportamiento en el tiempo de un sistema, en nuestro caso el sistema es el ojo. Una vez obtenida la respuesta al impulso, se realiza la convolución de la función obtenida con cualquier otra función con el objetivo de observar y conocer la respuesta del sistema a esa nueva función.

2. *La función de transferencia*; esta función describe al sistema en el dominio de la frecuencia, y es la transformada de Fourier de la respuesta a impulso. El ojo se puede modelar como un sistema que modifica funciones y que depende de tres variables, dos espaciales y una temporal. La respuesta puede ser representada como una función que también depende de tres variables (dos espaciales y una temporal).

2. Morfología Matemática

La descripción básica de la Morfología Matemática descansa en la “teoría de conjuntos” cuyos primeros trabajos se deben a Minkowsky [Minkowsky,1897], [Minkowsky,1901] y Hadwiger [Hadwiger,1957], [Hadwiger,1959]. La continuación de estos trabajos de investigación, bajo la impulsión y reformulación de Matheron y Serra, se darían posteriormente a conocer bajo la denominación de Morfología Matemática, como una técnica no lineal de tratamiento de señales. La mayor parte de esta teoría ha sido desarrollada en el *Centre de Morphologie Mathématique (CMM) de l'École des Mines de Paris*.

Actualmente, el ámbito y alcance de los procesamientos morfológicos es tan amplio como el propio procesamiento de imágenes. Se pueden encontrar aplicaciones tales como la segmentación, restauración, detección de bordes,, aumento de contraste, análisis de texturas, compresión, etc. Las obras [Matheron, 1967], [Matheron, 1975], [Serra, 1981] y [Serra, 1988], contienen en detalle la definición de los conceptos básicos en morfología.

Propiedades de base de las transformaciones morfológicas. Toda operación morfológica es el resultado de una o más operaciones de conjuntos (unión,

intersección, complementación...), haciendo intervenir dos conjuntos X, Y , ambos subconjuntos de un conjunto espacio Z . De los dos subconjuntos, Y recibe el nombre de elemento estructural que, para operar con X , se desplazará a través del espacio Z .

Propiedad de invariabilidad a translación. $\psi(X_p) = (\psi(X))_p$ Donde p es el factor de translación del conjunto.

Propiedad de compatibilidad con las homotecias. Supongamos que X es una homotecia (transformación geométrica que, a partir de un punto fijo, multiplica todas las distancias por un mismo factor) de un conjunto de puntos X , por tanto, las coordenadas de cada punto del conjunto se multiplican por alguna constante positiva. Esto es equivalente a cambiar de escala con respecto a algún origen. Si Ψ no depende de la escala, es invariante al cambio de escala: $\psi(\lambda X) = \lambda\psi(x)$

Propiedad conocimiento local. La transformación morfológica Ψ posee el principio de conocimiento local si para cualquier conjunto de puntos M , subconjunto del dominio N , la transformación del conjunto X restringido al dominio de M , y después restringido al dominio N , es equivalente a aplicar la transformación $\Psi(X)$ y restringir el resultado en M :

$$\psi(X \cap N) \cap M = \psi(X) \cap M \quad (1)$$

Propiedad de la continuidad. En forma resumida, este principio afirma que la transformación morfológica Ψ no exhibe ningún cambio abrupto. La noción de continuidad depende de la noción de vecindad, es decir, de la topología.

Dependiendo del tipo de operación morfológica se cumplirán otra serie de propiedades, como la idempotencia, extensividad, antiextensividad, etc.

Transformaciones morfológicas elementales. La transformación morfológica es la extracción de estructuras geométricas en los conjuntos sobre los que se opera, mediante la utilización de otro conjunto de forma conocida denominado elemento estructural. El tamaño y la forma de este elemento se escogen, a priori, de acuerdo a la morfología del conjunto sobre el que va a interactuar y de acuerdo a la extracción de formas que se desean obtener. Ejemplos básicos de elementos estructurales son los siguientes:



Figura 1. Ejemplo de formas básicas de elementos estructurales planos.

Erosión y Dilatación. Son las dos operaciones morfológicas básicas, a partir de las cuales se definen todas las demás. A y B conjuntos de Z^2 , la *erosión* de A con respecto a B se define:

$$A \ominus B = \{x \mid (B)_x \subseteq A\} \quad (2)$$

es decir, está formada por el conjunto de puntos 'x' que hacen que B , trasladado según el vector 'x', esté completamente contenido dentro del conjunto A .

Otra posible definición es la intersección de todas las translaciones de A con respecto a un vector perteneciente al conjunto \widehat{B} :

$$A \ominus B = \bigcap \{(A)_b \mid b \in \widehat{B}\} \quad (\text{Definición de Sternberg}) \quad (3)$$

Si el conjunto B es simétrico con respecto al origen, $\hat{B}=B$ y, entonces, la definición de Sternberg coincide con la *resta de Minkowski*.

La *dilatación* de A con respecto a B se define:

$$A \oplus B = \{x | (\hat{B})_x \cap A \neq \emptyset\} \quad (4)$$

lo que significa, que está constituida por todos los puntos 'x' tales que al reflejar B y luego desplazar con respecto a 'x', el conjunto resultante se solape con A , al menos en un punto.

Al igual que en la erosión, existe otra definición alternativa para la dilatación:

$$A \oplus B = \cup \{(A)_b | b \in \hat{B}\}, \text{ Sumade Minkowski} \quad (5)$$

que representa la unión de todas las traslaciones de A con respecto a los puntos que forman B . El conjunto B se denomina *Elemento Estructural* y cada punto de los conjuntos es un *píxel* de la imagen. En imágenes binarias, los píxeles tienen sólo dos valores posibles: 1 o 0.

La erosión pone a 0 píxeles que estaban a 1 en la imagen original. Un ejemplo de aplicación de la erosión es la eliminación de píxeles que, por razones de umbral (en la segmentación de la imagen) o por ruido, están a 1 cuando deberían estar a 0. La elección de los píxeles a borrar depende de la forma del elemento estructural. El resultado de la operación es la reducción del tamaño de la imagen original. Es lo que se puede comprobar en el siguiente ejemplo, donde se erosiona un triángulo utilizando un disco como elemento estructural.



Figura 2. Ejemplo de Triángulo Erosionado

En el caso de la dilatación, la imagen se expande con respecto a la original, lo que implica la puesta a 1 de píxeles que originalmente estaban en 0. Como ejemplo, se muestra la dilatación de un triángulo mediante un disco.

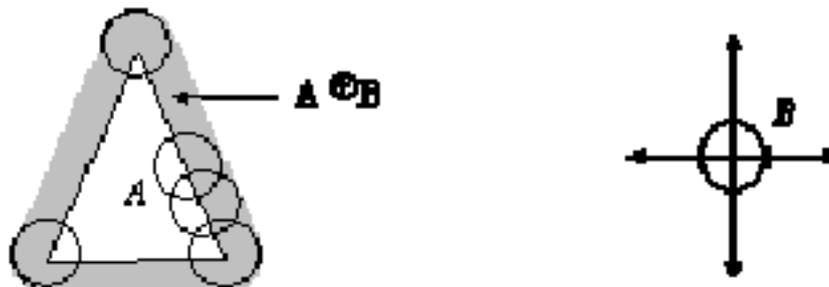


Figura 3. Ejemplo de Triángulo Dilatado

La erosión más simple (*erosión clásica*) es aquella en la que se eliminan los píxeles que tocan a alguno que es parte del fondo de la imagen. Esto supone eliminar una línea de píxeles alrededor del borde de los objetos de la imagen. De forma análoga, la mecánica de la *dilatación clásica* es añadir a un objeto (poner en 1) aquellos píxeles que tocan a alguno del objeto en cuestión. Es decir, se expandirá una línea de píxeles alrededor de la periferia del objeto de la imagen original.

Dos de las propiedades de la erosión y de la dilatación son:

1. Ambas son operaciones monótonamente crecientes con respecto a un elemento estructural dado.

$$A_1 \subseteq A_2 \rightarrow A_1 \ominus B \subseteq A_2 \ominus B \quad (6) \quad A_1 \subseteq A_2 \rightarrow A_1 \oplus B \subseteq A_2 \oplus B \quad (7)$$

Como la dilatación es conmutativa, también será monótonamente creciente con respecto a una imagen de entrada. Para la erosión no se cumple.

$$B_1 \subseteq B_2 \Rightarrow A \oplus B_1 \subseteq A \oplus B_2 \quad (8)$$

$$B_1 \subseteq B_2 \rightarrow A \ominus B_1 \subseteq A \ominus B_2 \quad (9)$$

De aquí se concluye que es el tamaño y forma del elemento estructural lo que determina el mayor o menor crecimiento/reducción de la imagen.

2. Erosión y dilatación son operaciones duales.

$$A \ominus B = [A \oplus \bar{B}] \quad A \oplus B = [\bar{A} \ominus \bar{B}] \quad (10)$$

Según esto, erosionar una imagen equivale a la dilatación de su complemento, es decir, la erosión del objeto que está en primer plano de la imagen equivale a la dilatación del fondo de la misma.

Un razonamiento similar se puede aplicar a la dilatación: expande la imagen en primer plano y reduce la parte del fondo.

3. Wavelet

La transformada wavelet es el resultado de un gran número de investigaciones y constituye una técnica de análisis reciente. Inicialmente un geofísico francés llamado Jean Morlet [STR89] [TOR98] investigaba un método para modelar la propagación del sonido a través de la corteza terrestre.

Como alternativa a la transformada de Fourier, Morlet utilizó un sistema basado en una función prototipo, que cumpliendo ciertos requerimientos matemáticos y mediante dos procesos denominados dilatación o escalamiento y translación, formaba un conjunto de funciones base que permitían representar las señales de propagación

con la misma robustez y versatilidad que la transformada de Fourier, pero sin sus limitaciones.

La simplicidad y elegancia de esta nueva herramienta matemática fue reconocida por un matemático francés llamado Yves Meyer [HEI99] [STR89] [DEV91] quien descubrió que las wavelets formaban bases ortonormales de espacios ocupados por funciones cuyo cuadrado es integrable, lo que en procesamiento de señales, corresponde a funciones o señales cuyo contenido energético es finito.

En ese momento ocurrió una pequeña explosión de actividad en esta área, ingenieros e investigadores comenzaron a utilizar la transformada wavelet para aplicaciones en diferentes campos tales como: astronomía, acústica, ingeniería nuclear, detección de terremotos, compresión de imágenes, reconocimiento de voz, visión humana, neurofisiología, óptica, resonancia magnética, radar, etc.

El término wavelet se define como una “pequeña onda” o función localizable en el tiempo, que visto desde una perspectiva del análisis o procesamiento de señal puede ser considerada como una herramienta matemática para la representación y segmentación de señales, análisis tiempo-frecuencia, y fácil implementación en algoritmos computacionales rápidos.

Las características propias de la transformada wavelet nos otorgan la posibilidad de representar señales en diferentes niveles de resolución, representar en forma eficiente señales con variaciones de picos abruptos, analizar señales no estacionarias permitiéndonos saber el contenido en frecuencia de una señal y cuando estas componentes de frecuencia se encuentran presentes en la señal.

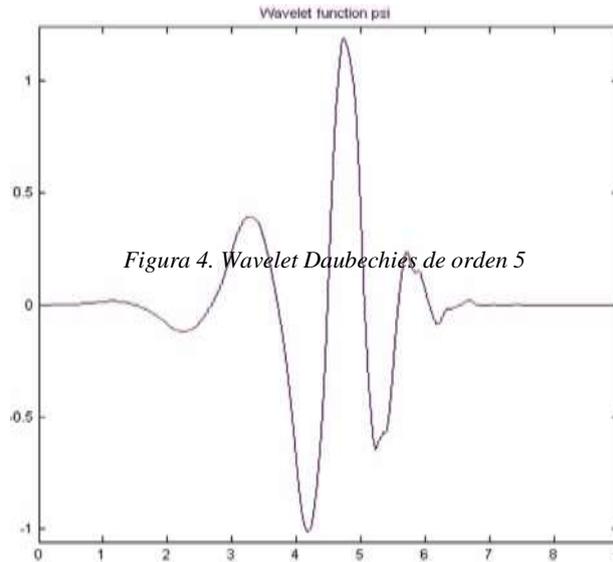
Estos tópicos constituyen el foco principal del desarrollo de esta tesis, la cual pretende entregar una visión teórica y práctica del uso de esta herramienta en el plano general del procesamiento digital de señales y de cómo puede resultar de utilidad en la resolución de problemas relacionados con el campo de la acústica.

Wavelet Daubechies. Uno de los más recientes trabajos sobre wavelets es de 1987, cuando Ingrid Daubechies, mientras visitaba el Courant Institute de la Universidad de Nueva York y, posteriormente, durante su trabajo en los laboratorios AT&T Bell, descubrió una clase completamente nueva de wavelets, que no sólo eran ortogonales (como las de Meyer) sino que también se podían implementar mediante sencillas ideas de filtrado digital, de hecho, mediante cortos filtros digitales. Las nuevas wavelets eran casi tan sencillas de programar y utilizar como las wavelets de Haar, pero eran suaves, sin los cambios abruptos de las wavelets de Haar.

Los investigadores dedicados al procesamiento de señales disponían ahora de una nueva herramienta que podían utilizar para sus desarrollos y que permitía entre otras cosas tener una manera de descomponer datos digitales en contribuciones de diversas escalas. Los trabajos de Daubechies de los años 88 y 89, que construyó wavelets de soporte compacto, y Mallat que estableció la conexión con el procesado discreto de la señal, determinaron la gran difusión de la transformada wavelet en el ámbito del procesado de la señal. [GAR03].

Un ejemplo de la wavelet Daubechies de orden 5 (db5), donde el número de momentos de desvanecimiento es igual al de orden de la wavelet. Para este caso la wavelet db5 tiene los siguientes coeficientes de filtros pasa bajas de descomposición $\{c_{db5}\} = \{0.0033, -0.0126, -0.0062, 0.0776, -0.0322, -0.2423, 0.1384, 0.7243, 0.6038, 0.1601\}$. Podemos ver que existe una relación del doble entre los números de coeficientes de filtro y los momentos de desvanecimiento ver fig. 4.

Esta wavelet cuenta con las características de ortogonalidad y biortogonalidad, además de que se pueden realizar las transformadas de waveletes discretas y continuas con ella [MHD03].



4. Experimentos y Resultados

La evaluación de los envases con procesamiento digital de imágenes se realizó de la siguiente forma:

La primera etapa fue tener envases muestra para tener un grupo de envases con defecto y otro grupo de envases sin defecto y tener un mejor panorama dadas las diferentes características de las fracturas y tomando en cuenta que nunca un envase es igual a otro.

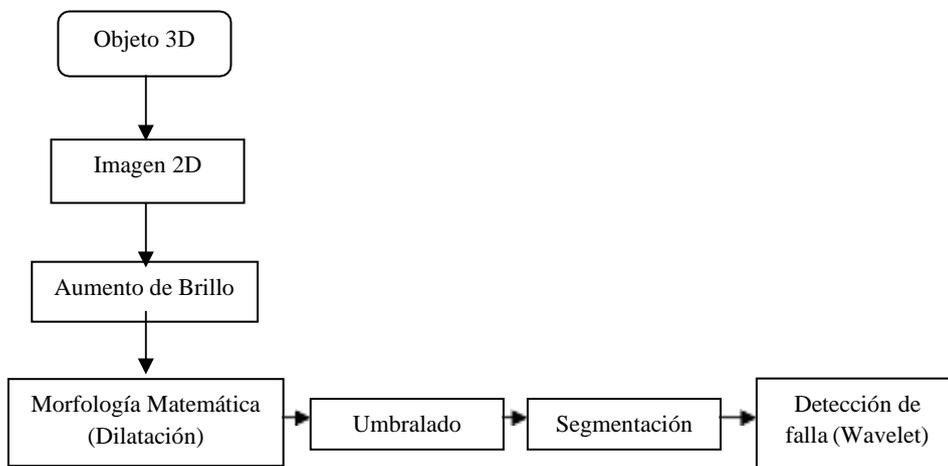


Figura 5 Esquema del Procesamiento Digital de Imágenes.

La segunda etapa fue la adquisición de la imagen con una cámara digital para tener imágenes digitales, la forma de tomar las imágenes fue colocar la cámara en una banda transportadora de frente a nuestro envase con una iluminación blanca de diodos emisores de luz. Se pasaron dichos envases por la banda transportadora con lo cual se obtuvieron 10 imágenes de envases buenos y 30 envases con defectos, estas imágenes obtenidas fueron unas de las consideradas para nuestro experimento.



Figura 6. Imágenes sin defectos



Figura 7. Imágenes con defectos

En la tercera etapa se hizo un aumento de brillo para empezar a eliminar los detalles más pequeños del grabado y poder dejar la imagen con menos valores en escala de grises para facilitar el posterior uso de la morfología matemática con lo cual se obtuvieron buenos resultados al aumentar el brillo.

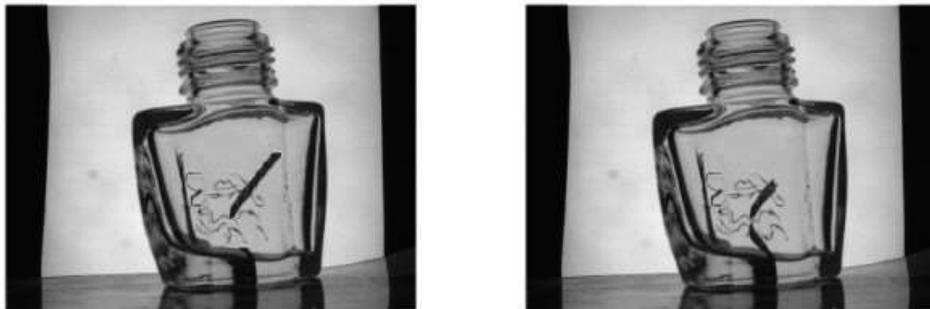


Figura 8. Imágenes originales con defectos.

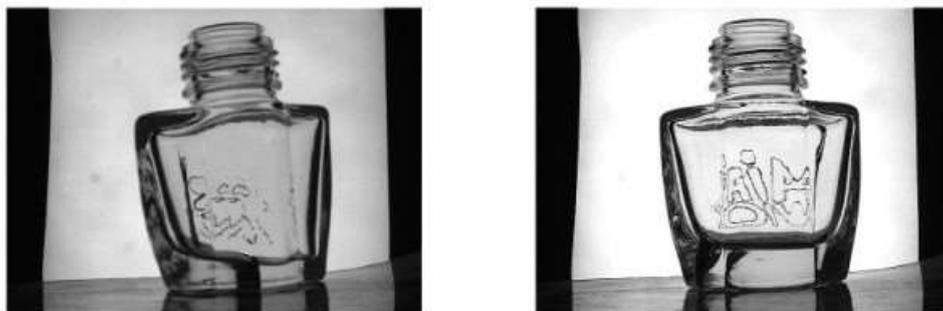


Figura 9. Imágenes originales sin defectos.



Figura 10. Imágenes de envases con defectos con aumento de brillo.



Figura 11. Imágenes de envases sin defectos con aumento de brillo.

En la cuarta etapa se aplica a la imagen la operación morfológica de erosión, con la cual no se obtuvieron buenos resultados ya que no ayudó a quitar el grabado. Por otro lado se aplicó la operación de dilatación con la cual se obtuvo la eliminación del grabado. Para lo cual se probaron diferentes formas de elementos estructurales empleando dimensiones que fueron desde 3X3 hasta 11X11, el mejor resultado se obtuvo con un elemento estructural de forma circular de 5X5.



Figura 12. Morfología Matemática (Erosión con elemento estructural tipo disco de 5X5) de imágenes con defectos.

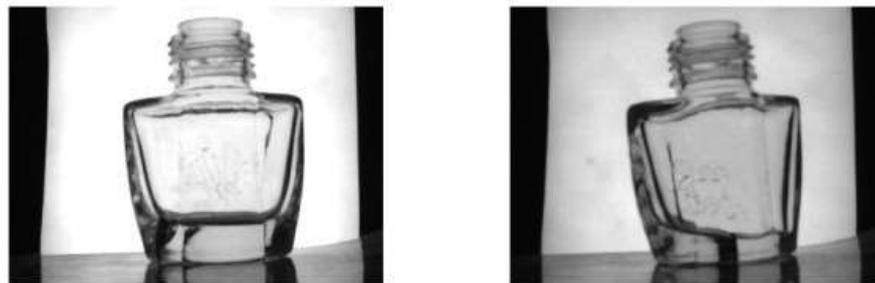


Figura 13. Morfología Matemática (Erosión con elemento estructural tipo disco de 5X5) de imágenes sin defectos.

En la quinta etapa se hizo un umbralado para dejar mejor definido el defecto en caso de que el envase lo tuviera, en caso contrario se obtuvo una imagen con fondo blanco. Para ello se aplicó un umbralado probando con umbrales del orden de 25, 50, 75, 100, 125, 150, 175 y 200, el que dio mejores resultados fue el de 150, por lo que se tomó la decisión de que todo valor hacia abajo se consideró como un 0 y todo valor superior a 150 se consideró como un 1.



Figura 14. Imágenes umbraladas de envases con defectos



Figura 15. Imágenes umbraladas de envases sin defectos

En la sexta etapa se segmentó la imagen dejando la parte central del cuerpo del envase con el fin de verificar si se dejaba la falla dentro de esa área segmentada, obteniendo como resultados que cuando tenemos un envase con defecto queda dentro de esa segmentación y cuando no, la imagen queda en blanco.

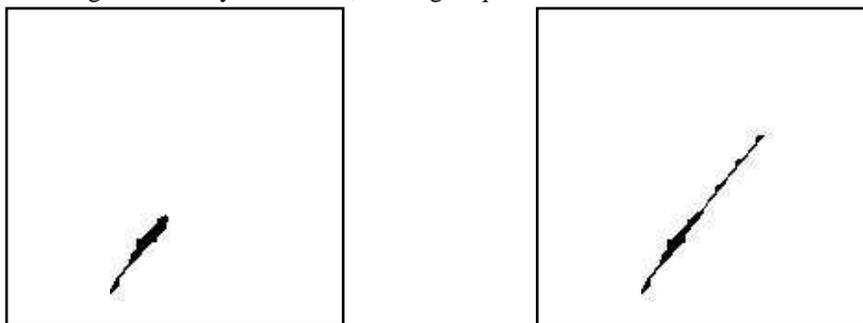


Figura 16. Imágenes segmentadas de envases con fractura.

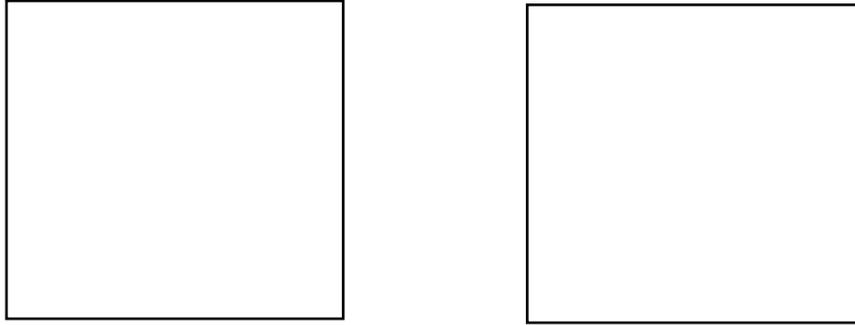


Figura 17. Imágenes segmentadas de envases sin fractura

En la séptima etapa se aplicó una wavelet de Daubechies de tipo 1 y 5 con la cual obteníamos los resultados de donde se ubicaba el defecto, si es que lo tenía, de lo contrario el resultado fue una imagen plana.

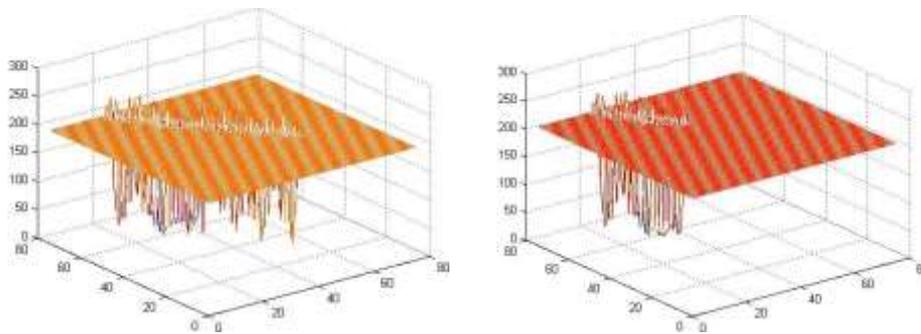


Figura 18. Imágenes segmentadas de envases con fractura usando Daubichies 1

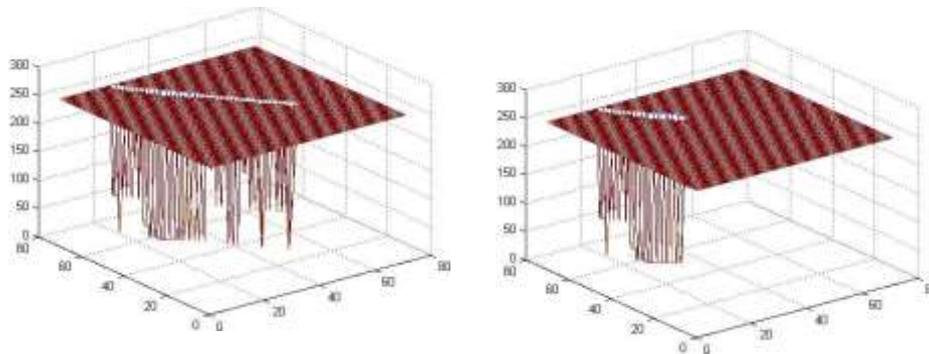


Figura 19. Imágenes segmentadas de envases con fractura usando Daubichies 5

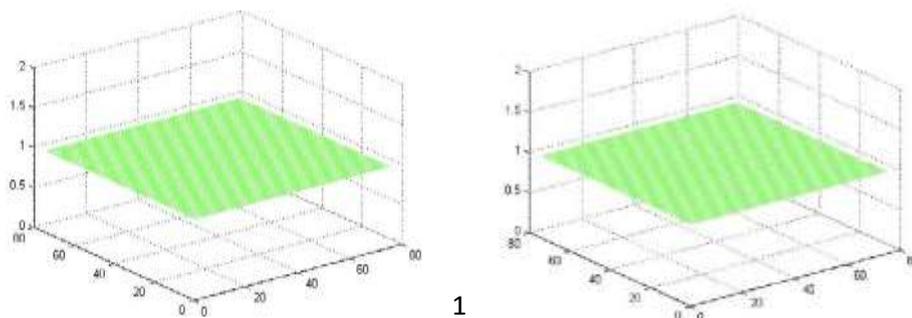


Figura 20. Wavelet Daubechies 1 en la imagen izquierda y Wavelet Daubechies 5 en la imagen derecha de envase sin defecto.

Como resultados se obtuvo que probando con los 30 envases malos y los 10 buenos, se observó que los envases malos fueron detectados satisfactoriamente obteniendo 1 que no detectó la falla por 29 que si. Por otro lado, la efectividad en envases buenos estuvo de 10 envases, de los cuales, no detectó falla. En el caso del envase con defecto que no detectó fue por que estaba dentro de la base del envase haciendo difícil su detección.

5. Conclusiones y Trabajos Futuros

Se finaliza el presente trabajo resaltando los buenos resultados obtenidos ya que del total de 40 envases analizados, de los cuales 30 eran envases malos y los otros 10 envases buenos, se procesaron de manera adecuada. Tomando en cuenta que sólo un envase no detectó ya que la falla se encontraba muy escondida en la base, podemos decir que la eficiencia de nuestro programa desarrollado en Matlab para la detección de fallas en envases no cilíndricos y con grabado ha sido satisfactoria.

Como trabajos futuros se ampliará nuestro conjunto de muestras a por lo menos 100 envases, de los cuales 20 serán sin defecto y los 80 restantes serán con diferentes defectos de fracturas en el cuerpo. Se necesita elegir el tipo de clasificador que se utilizará, como alternativas tenemos redes neuronales asociativas y alfa beta sin pesos. Se planea crear un software en Builder C++ con todo lo que se ha realizado con Matlab y desarrollar el software para el FPGA Altera Cyclone II con la adquisición de imágenes desde la cámara integrada al kit de desarrollo.

6. Referencias

- [1] Gonzalez, R. C., and Woods, P., Digital Image Processing, Addison Wesley, 2002
- [2] García Ramos, Román. Compresión de imágenes fijas en Matlab a través de DCT y WAVELET. Tesis de Maestría. Departamento de Ingeniería Electrónica. Universidad de las Américas, Puebla. Enero 2003.
- [3] Hadwiger H.,(1957). Vorlesungen uber Inhalt, Oberfläche und Isoperimetrie. Springer.
- [4] Hadwiger H.,(1959). Normala köper im euklidischen raum und ihre topologischen und metrischen eigenschaften. Math. Zeitschr, 71, pp. 124-149.
- [5] Hernández Díaz, Marianito. Análisis comparativo de algoritmos para reducción de ruido en señales utilizando wavelets. Tesis de Maestría. Departamento de Ingeniería Electrónica. Universidad de las Américas, Puebla. Diciembre 2003.
- [6] Matheron, G. (1967). Eléments pour une Théorie des Milieux Poreux. Masson, Paris.
- [7] Matheron, G. (1975). Random Sets and Integral Geometry. Jhon Wiley and Sons. New York.
- [8] Minkowsky, H. (1897). Allgemeine lehrsätze über konvexe polyeder. Nachr. Ges. Wiss. Gottingen, pp. 198-219.
- [9] Minkowsky, H. (1901). Über die begriffe Inhalt, oberfläche und volume. Jahresbericht der Deutschen Mathematiker Vereinigung, 9, pp. 115-121.
- [10] Proakis, John G., and Manolakis, Dimitris G., Digital Signal Processing: Principles, Algorithms and applications, Prentice-Hall, Inc, 1996.
- [11] Serra, J. (1981). Image Analysis and Mathematical Morphology. Academic Press.
- [12] Serra, J. (1988). Image Analysis and Mathematical Morphology. Theoretical Advances. Academic Press.
- [13] Tool Box de Imágenes de Matlab.
- [14] Yves Meyer, 1992. Wavelets and operators Cambridge : Cambridge University Press, 1992. 223 págs.
- [15] Yves Meyer, 1998. Wavelets, vibrations, and scaling, Providence, R.I. : American Mathematical Society, 133 págs.