



**CIC-IPN**



**INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL**

CENTRO DE INVESTIGACIÓN EN COMPUTACIÓN

LABORATORIO DE PROCESAMIENTO DIGITAL DE SEÑALES

**Análisis y detección de fallas estructurales en envases  
de vidrio utilizando procesamiento digital de imágenes**

**TESIS**

QUE PARA OBTENER EL GRADO DE MAESTRO EN  
CIENCIAS EN INGENIERÍA

PRESENTA

**Genaro Gutiérrez Becerril**

**Directores de tesis:** Dr. Sergio Suárez Guerra

Dr. José Luis Oropeza Rodríguez



**INSTITUTO POLITECNICO NACIONAL  
SECRETARIA DE INVESTIGACIÓN Y POSGRADO**

*ACTA DE REVISIÓN DE TESIS*

En la Ciudad de  México, D.F.  siendo las  14:00  horas del día  11  del mes de  Diciembre  de  2008  se reunieron los miembros de la Comisión Revisora de Tesis designada por el Colegio de Profesores de Estudios de Posgrado e Investigación del:

**Centro de Investigación en Computación**

para examinar la tesis de grado titulada:

**“ANÁLISIS Y DETECCIÓN DE FALLAS ESTRUCTURALES EN ENVASES DE VIDRIO UTILIZANDO PROCESAMIENTO DIGITAL DE IMÁGENES”**

**GUTIÉRREZ**  
Apellido paterno

**BECERRIL**  
materno

**GENARO**  
nombre(s)

Con registro: 

A	0	7	0	2	3	1
---	---	---	---	---	---	---

aspirante al grado de: **MAESTRÍA EN CIENCIAS EN INGENIERÍA DE CÓMPUTO CON OPCIÓN EN SISTEMAS DIGITALES**

Después de intercambiar opiniones los miembros de la Comisión manifestaron **SU APROBACIÓN DE LA TESIS**, en virtud de que satisface los requisitos señalados por las disposiciones reglamentarias vigentes.

LA COMISIÓN REVISORA

**Presidente**

Dr. Edgardo Manuel Felipe Riverón

**Secretario**

Dr. Oleksiy Pogrebnyak Boleslavovich

**Primer vocal  
(Director de tesis)**

Dr. Sergio Suárez Guerra

**Segundo vocal**

Dr. José Luis Oropeza Rodríguez

**Tercer Vocal**

Dr. Luis Pastor Sánchez Fernández

**Suplente**

M. en C. Pablo Manrique Ramírez

**EL PRESIDENTE DEL COLEGIO**

INSTITUTO POLITECNICO NACIONAL  
CENTRO DE INVESTIGACION  
EN COMPUTACION  
DIRECCION

Dr. Jaime Álvarez Gallegos



**INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL**  
**SECRETARÍA DE INVESTIGACIÓN Y POSGRADO**

**CARTA CESION DE DERECHOS**

En la Ciudad de México D.F. el día 10 del mes Junio del año 2009, el (la) que suscribe Genaro Gutiérrez Becerril alumno (a) del Programa de Maestría en Ciencias en Ingeniería en Computo con Especialidad en Sistemas Digitales con número de registro A070231, adscrito al Centro de Investigación en Computación, manifiesta que es autor (a) intelectual del presente trabajo de Tesis bajo la dirección de Dr. Sergio Suárez Guerra y Dr. José Luis Oropeza Rodríguez y cede los derechos del trabajo intitulado "Análisis y detección de fallas estructurales en envases de vidrio utilizando procesamiento digital de imágenes", al Instituto Politécnico Nacional para su difusión, con fines académicos y de investigación.

Los usuarios de la información no deben reproducir el contenido textual, gráficas o datos del trabajo sin el permiso expreso del autor y/o director del trabajo. Este puede ser obtenido escribiendo a la siguiente dirección [ggutierrez07@sagitario.cic.ipn.mx](mailto:ggutierrez07@sagitario.cic.ipn.mx). Si el permiso se otorga, el usuario deberá dar el agradecimiento correspondiente y citar la fuente del mismo.

Genaro Gutiérrez Becerril

Nombre y firma

# Resumen

La inspección de envases de vidrio es la parte relacionada a la calidad de esta para satisfacer las demandas de los clientes con la mayor calidad posible, en este documento se detalla el estudio y las pruebas realizadas en la detección de defectos estructurales en envases de vidrio con grabado y no cilíndrico en el cuerpo, en el cual se aplicó morfología matemática (dilatación) para eliminar el grabado del envase, y se utilizó un clasificador basado en el umbralado de Otsu para determinar si en el envase había o no defectos de fabricación (fracturas) y si cumple con los requisitos de calidad o no.

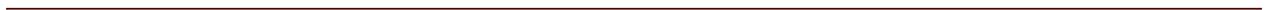
Los resultados obtenidos con el sistema desarrollado están entre el 90% al 100% de efectividad que están dentro del margen establecido de las metodologías y sistemas ya existentes.

---

## **Abstract**

The inspection of glass containers is the part related to the quality of this to meet customer demands with the highest possible quality, this paper describes the study and testing in the detection of structural defects in glass bottle with engraving in the body and no cylindrical, which was applied mathematical morphology (dilation) to remove the engraving of the glass bottle, and used a classifier based on the Otsu threshold to determine whether or not the container manufacturing defects (fractures ) and whether it meets the quality requirements or not.

The results obtained with the developed system are between 90% to 100% effectiveness that are within the margin of the methodologies and existing systems.



# Dedicatoria

Dedico la presente tesis a los seres que más amo en este mundo: mi esposa, María Luisa y mi hija, Renata Aquetzalli, por ser la fuente de mi inspiración y motivación para superarme cada día más y así poder luchar para que la vida nos depare un futuro mejor.

**Genaro Gutiérrez Becerril**

---

# Agradecimientos

**Deseo expresar mis más sinceras muestras de agradecimiento:**

Al Señor Jesucristo, mi Señor y Dios, por enseñarme el camino correcto de la vida, guiándome y fortaleciéndome cada día con su Santo Espíritu.

A mi hija, que ha sido mi fuente de energía para lograr terminar estos estudios.

A mi querida Esposa, el amor de mi vida, por su ayuda, paciencia, comprensión y motivación, sin lo que hubiese sido imposible lograr terminar estos estudios.

A mis Padres, que me han dado la oportunidad de existir, continúan rezando por mí y siguen guiando a sus hijos por caminos de inquietud intelectual.

A mis Hermanos, por creer y confiar siempre en mí, apoyándome en todas las decisiones que he tomado en la vida.

A mis Directores de Tesis, por sus consejos y por compartir desinteresadamente sus amplios conocimientos y experiencia.

A mis amigos, por el apoyo y motivación que de ellos he recibido.

---

# Contenido

<b>Capítulo 1 Introducción.....</b>	<b>1</b>
1.1 Antecedentes.....	2
1.2 Planteamiento del problema.....	5
1.3 Justificación.....	7
1.3.1 Hipótesis.....	8
1.4 Objetivos.....	8
1.4.1 Objetivo general.....	8
1.4.2 Objetivos particulares.....	8
1.5 Alcances del proyecto.....	9
1.5.1 Software desarrollado.....	9
1.6 Organización del trabajo.....	10
<b>Capítulo 2 Estado del arte.....</b>	<b>12</b>
2.1 Trabajos relacionados con el problema que se trata.....	13
2.2 Resultados que ofrecen estos trabajos.....	18
2.3 Uso de los trabajos desarrollados.....	22
2.4 Enunciado de la propuesta nueva.....	23
<b>Capítulo 3 Marco Teórico.....</b>	<b>25</b>
3.1 Procesamiento digital de imagen.....	26
3.1.1 Fundamentos de imágenes digitales.....	26
3.2 Detección de esquinas.....	28
3.3 Morfología matemática.....	29
3.3.1 Transformaciones morfológicas elementales.....	31
3.3.2 Erosión y dilatación.....	31
3.4 Redes neuronales.....	34
3.4.1 Red neuronal de función de base radial (RBF).....	38
3.4.1.1 Como funciona una RBF.....	39
3.4.1.2 Topología particular de la RBF.....	40

---

3.4.1.3 Entrenamiento de una RBF.....43

**Capítulo 4 Modelo Propuesto.....46**

4.1 Diagrama a bloques de la metodología propuesta.....47

4.1.1 Descripción de los bloques.....48

4.2 Fase de experimentación en Builder C++.....49

4.3 Experimentos hechos en Matlab de metodologías  
empleadas actualmente.....52

4.4 Experimento de Metodología propuesta.....58

**Capítulo 5 Pruebas y resultados.....72**

**Capítulo 6 Aspectos finales.....76**

6.1 Conclusiones.....77

6.2 Trabajos a futuro.....78

6.3 Publicaciones derivadas de este trabajo en Congresos y Revistas....79

**Referencias bibliográficas.....80**

**Anexo.....83**



# Capítulo 1

## Introducción

*En este capítulo se plantea la necesidad de crear nuevas formas de inspeccionar envases de vidrio no cilíndricos con grabado en el cuerpo. Con base en esta necesidad, se elaboran los objetivos de investigación de este trabajo; los cuales, se enfocan principalmente en la aplicación de morfología matemática, la cual de acuerdo a las investigaciones realizadas, permitió la obtención de detalles acerca del envase de una manera alterna a las técnicas empleadas de manera tradicional en el procesamiento digital de imágenes. Como parte final del capítulo se describe la organización de la tesis y el contenido de los capítulos subsecuentes.*

---

## **Introducción**

El presente trabajo se enfoca en dar solución a la detección de defectos estructurales en envase de vidrio con grabado en el cuerpo. Debido a que la inspección de envases de vidrio está ligada a la calidad de ellos, las empresas dedicadas a la producción de envases de vidrio han tenido que apoyarse de diferentes sistemas de inspección. En un inicio era la gente la que se dedicaba a inspeccionar los envases, después fueron las máquinas electromecánicas. En la actualidad son inspeccionadas con ayuda de máquinas que ocupan visión artificial, y mediante técnicas de reconocimiento de patrones y con la utilización de técnicas de procesamiento digital de imágenes, se determina si el envase es bueno o malo.

Como se comentó anteriormente, las técnicas usadas para la detección de fallas se encuentran tanto en el campo del procesamiento digital de imágenes clásico como en el avanzado, muestra de ello es la morfología matemática; ambas se utilizaron con el fin de eliminar el grabado del envase. El mejor resultado obtenido en el trabajo se obtuvo cuando se les aplicó a cada imagen de los envases: con y sin fractura; 7 diferentes tipos de elementos de estructura y con ayuda de una red neuronal de tipo base radial se determinó si el envase presentaba defecto de fabricación o no.

### **1.1 Antecedentes**

En la actualidad existen equipos Cognex que utilizan cámaras para todo tipo de inspección, es adaptable a cualquier proceso industrial, cuenta con un sistema de iluminación externo a la cámara, se programa con un software llamado In-sigth, su costo aproximado con luz y equipo de rechazo es de 350 mil pesos y su capacidad de inspección se limita, y dependiendo del modelo, puede oscilar desde 1 botella por minuto hasta 400 botellas por minuto; el modelo que se ha utilizado hasta ahora en la

inspección de envases de vidrio es el 5100. La metodología empleada por este equipo es pasar una muestra de envase sin defecto, tomar la imagen, con la ayuda de algunas herramientas incluidas en el software del equipo, determinar algunos puntos en donde se pueden localizar fallas y agregarle un cuadro que es comparado con la imagen del envase sin defecto contra la que se está inspeccionando. En cada cuadro que se inserte se debe asignar una tolerancia + y – para evitar que envases buenos sean detectados como malos debido a la variación de intensidad luminosa en la imagen.



*Figura 1. Cámara Cognex modelo 5100.*

La empresa VisiGlass dedicada a la inspección de envases de vidrio cuenta con dos equipos los cuales son: Argos, equipo que cuenta con 8 cámaras de video, ubicadas en diferentes posiciones para cubrir los 360° de la corona del envase, este equipo sirve sólo para la inspección de defectos en la corona del envase (Anexo); el segundo equipo con el que cuenta es Astra, equipo que cuenta con 8 cámaras de video, ubicadas en diferentes posiciones para la inspección de los 360° del cuerpo del envase, este equipo sirve sólo para la inspección de defectos en cuerpo así como la dimensión del envase. Estos equipos incluyen su iluminación, el costo aproximado de cada uno es de 350 mil dólares, su capacidad de inspección es de 1 a 750 envases por minuto. La metodología empleada por Argos para determinar fallas, es mediante el entrenamiento del equipo, se debe pasar un envase bueno alrededor de 30 o 40 veces para un mejor entrenamiento del equipo, posteriormente se guardan los datos que registró en las diferentes zonas del envase, y sobre esos valores y con + y – tolerancia hace un comparativo de cada envase que circula por el área del equipo y determina si hay variaciones dentro del envase en concreto en la corona. Por otro lado, la metodología

## Análisis y detección de fallas estructurales en envases de vidrio utilizando procesamiento digital de imágenes

---

usada por Astra es exactamente la misma que para Argos, sólo que este equipo de inspección se usa en la inspección del cuerpo del envase, mientras que Argos es sólo para defectos en coronas.



*Figura 2. Argos Visiglass.*



*Figura 3. Astra Visiglass.*

Los equipos de la marca DVT, hoy en día es una división de Cognex, viene con iluminación integrada en la cámara, su software está diseñado para la inspección, y es de fácil programación para determinar fracturas en los envases, su costo con equipo de rechazo de envase oscila entre los 200 y 300 mil pesos, la inspección de envases es de 1 a 400 envases por minuto. La metodología usada para determinar si el envase tiene o no defectos, es siguiendo los mismos pasos de comparación entre uno y otro envase, se entrena con un envase, posteriormente se asignan herramientas a lo largo del cuerpo que permiten determinar si tiene o no defectos.



*Figura 4. DVT Modelo 535.*

Por último, tenemos el Inex Super Vision e Inex Gemini 3D de la empresa Insight, cuenta con inspección de 6 cámaras para la inspección del cuerpo además de tener iluminación interna, inspecciona de 1 a 750 envases por minuto, su costo aproximado es de 300 mil dólares. Este equipo se entrena con 40 envases diferentes, todos ellos deben ser envases sin defecto para poder detectar cada uno de los posibles detalles a inspeccionar y determinar si tiene o no fracturas.



*Figura 5. Inex Super Vision e Inex Gemini 3D .*

Los equipos antes mencionados carecen de la posibilidad de determinar si cierto envase de vidrio no cilíndrico con grabado en el cuerpo tiene defectos estructurales en el cuerpo del mismo. Lo cual da cabida a la necesidad de realizar este trabajo de investigación.

## **1.2 Planteamiento del problema**

En la actualidad existen equipos de inspección de envases de vidrio que detectan defectos en el cuerpo y la corona (algunos de éstos ya se mencionaron anteriormente y además lo hacen de manera eficiente), y dedicados exclusivamente a este tipo de tarea, otros son adaptados al proceso de inspección de acuerdo a la necesidad de las

empresas, son equipos más económicos debido a que no hubo un trabajo de investigación previa para adaptarlos específicamente a este tipo de inspección.

Los equipos que son utilizados exclusivamente para envases de vidrio en la actualidad suelen ser muy costosos, pero el problema en todos estos equipos es que no inspeccionan de manera adecuada envases que no son cilíndricos; algunos de estos equipos que inspeccionan el cuerpo suelen ser deficientes debido a la irregularidad del envase en cuanto a su forma geométrica, por otro lado, suelen dar muy buenos resultados en la inspección de la corona, esto es porque el trabajo de aplicación se enfoca en esta área en especial. El problema se agrava cuando estos envases tienen grabado en el cuerpo, lo que hace más difícil la inspección del envase, ya que el grabado, cuando se realiza el proceso de adquisición de imágenes, deja una huella del mismo en la imagen, dejándonos el defecto y haciendo complicada la detección de fallas en esta zona. Por otro lado el grabado mismo podría detectarse como un defecto provocando un problema en el control de la producción, afectando directamente en el porcentaje de envases rechazados sin defecto.

La solución al problema que las empresas manufactureras de vidrio han encontrado, es tener a 8 personas en la línea de inspección en turnos de 12 horas, con 2 horas de descanso durante el turno, trabajando 4 y descansando 3 días; ellos se encargan de verificar envase por envase generando a su vez otros tipos de problemas, como son: vista cansada, agotamiento, estrés, monotonía, etc. Esto en ocasiones provoca que las personas que inspeccionan los envases dejen pasar algunos con fracturas, generando un problema mucho mayor, ya que cuando un envase llega al cliente final provoca una queja o rechazo del mismo. Además, tomando en cuenta que si un envase defectuoso entra en una línea de llenado, éste genera un paro en la producción afectando de forma significativa los tiempos de producción, sin mencionar el costo operativo.

Sobre la base de la problemática con la que cuentan este tipo de empresas se desarrolló el presente trabajo, apoyándose en técnicas de procesamiento digital de

imágenes clásica y avanzada (morfología matemática), buscando obtener buenos resultados.

### **1.3 Justificación**

El presente trabajo contempla un conjunto de conocimientos relacionados con aspectos de visión artificial utilizados actualmente en la industria, así como de procesamiento digital de señales. Lo anterior implica la descripción de una metodología específica que lleve a encontrar una solución alternativa a las técnicas actualmente empleadas. Otra de las cosas que han llevado a la investigación de este tema es la inquietud de poder elaborar una herramienta capaz de verificar fallas estructurales en envases de vidrio no cilíndricos con grabado en el cuerpo.

Otra cuestión a tener en cuenta es la necesidad de tener equipos funcionales para la detección de envases de vidrio defectuosos, con la ayuda de un programa, que mediante la utilización de los aspectos teóricos antes mencionados, permita detectar defectos estructurales en el cuerpo y que sea fiable en la selección de piezas defectuosas.

Es indudable que los beneficios económicos que las empresas pueden tener al poder implementar la metodología que en este trabajo de investigación se detallan, es enorme. Con antelación se comentaron los problemas que implica tener tanto en línea de producción como en el usuario final, un envase con defectos en el cuerpo que tiene además un tipo determinado de grabado. Por lo tanto, al proponer una metodología que resuelva este problema, se estará en la posibilidad de aplicarla en líneas de producción y se verá el beneficio que generará, todo esto desde el punto de vista económico. Sin dejar a un lado, los beneficios en la disminución de riesgos que se tendrían por el hecho de que a los usuarios finales de los productos que son envasados traerá.

### **1.3.1 Hipótesis**

La utilización de técnicas de procesamiento digital de imágenes clásicas y actuales (mediante técnicas morfológicas), permitirá realizar la detección de fallas estructurales en envases de vidrio no cilíndricos y con grabado en el cuerpo del mismo.

## **1.4 Objetivos**

### **1.4.1 Objetivo general**

Desarrollar una metodología que permita realizar el análisis estructural y detección de fallas que se presentan en envases de vidrio no cilíndricos con grabado en el cuerpo.

### **1.4.2 Objetivos particulares**

- Definir los tipos de defectos estructurales a identificar a lo largo del proyecto.
- Realizar un estudio de las técnicas empleadas en la identificación de fallas estructurales en la superficie de los envases de vidrio.
- Proponer una metodología para la detección de fallas en envases de vidrio no cilíndricos y con grabado en el cuerpo.
- Investigar y obtener una técnica para eliminar la marca del grabado manteniendo las fallas.
- Proponer mediante el uso de la morfología matemática una alternativa a las técnicas antes planteadas.

- Seleccionar dentro de las diferentes gamas de clasificadores existentes el que mejor se adapte a las necesidades de este trabajo.

## **1.5 Alcances del proyecto**

El presente trabajo se enfoca a desarrollar una metodología capaz de resolver por medio de una interfaz gráfica, la problemática en la inspección de envases no cilíndricos y con grabado en el cuerpo mediante procesamiento digital de imágenes, para poder determinar si el envase es bueno o defectuoso y con ello obtener resultados favorables. Se utilizan técnicas clásicas de procesamiento de imágenes así como el uso de morfología matemática y técnicas de clasificación inteligentes. Generando un conjunto de pruebas y resultados que permitirán determinar la factibilidad de la metodología cuando sea integrada a los sistemas de producción de envases de vidrio.

### **1.5.1 Software desarrollado**

1. Programa para la aplicación de procesamiento digital de señales clásico como lo son filtros, descomposición de imágenes RGB, umbralado, detección de bordes, etc. y morfología matemática como erosión, dilatación, apertura y cierre, todo esto desarrollado en Builder C++.
2. Programa de procesamiento digital de señales que ayuda en el tratamiento para mejorar la imagen y tener solo la región de interés, además de usar un clasificador de tipo Red Neuronal de Base Radial para determinar si el envase es defectuoso o no, atendiendo a la presencia de defectos estructurales en el cuerpo, desarrollado en Matlab.

## 1.6 Organización del trabajo

La organización del presente trabajo se divide en 6 capítulos, a continuación se comenta el contenido de los mismos:

**Capítulo 1. Introducción.** En este capítulo se definen los antecedentes, el objetivo general, los objetivos específicos, el planteamiento del problema, la justificación y la organización para lograr el desarrollo de la tesis.

**Capítulo 2. Estado del arte.** En este capítulo se explica algunas de las investigaciones que ya han sido realizadas y que fueron aplicadas en envases de vidrio, así como los diferentes tipos de procesamiento digital de imágenes con los que se desarrollo la investigación.

**Capítulo 3. Generalidades.** En este capítulo se explica lo que es el procesamiento digital de imágenes, así como cada uno de los procesos utilizados durante el desarrollo de esta investigación.

**Capítulo 4. Materiales y Métodos.** Dentro de este capítulo se muestran los diagramas a bloques de los esquemas propuestos, la descripción de cada uno de ellos y el diseño de software.

**Capítulo 5. Modelo Propuesto.** Este capítulo describe el modelo propuesto para llegar a obtener los resultados finales.

**Capítulo 6. Resultados y Discusión.** En este capítulo se muestran los resultados obtenidos después de haber aplicado el modelo propuesto, así como los problemas que se presentaron.

**Capítulo 7. Conclusiones.** En este último capítulo se describen las conclusiones y contribuciones obtenidas tras el desarrollo de la investigación así como las mejoras que en el futuro podrían realizarse.

---

---

# Capítulo 2

## Estado del arte

*En este capítulo se explican algunas de las investigaciones que han sido realizadas “alrededor del mundo” con la finalidad de aportar diferentes métodos de procesamiento digital de imágenes para la detección de fallas en envases de vidrio con sus respectivos resultados y observaciones, se describe en forma breve como se producen los envases de vidrio, el proceso de inspección por el que pasan; y por último, el proceso de empaquetado al que son sometidos para ser puestos en un uso determinado.*

---

---

## Estado del Arte

### 2.1 Trabajos relacionados con el problema que se trata

El trabajo que desarrollaron los alumnos de la Escuela Superior Politécnica del Litoral en Guayaquil, por Braulio Andrés Ruiz Flores y Freddy Daniel Ullauri Ulloa, en 2009, se basa en desarrollar un sistema mediante el cual pudieran obtener la detección de defectos estructurales en envases de vidrio ovalados. En este trabajo se determina si un envase ovalado tiene o no defecto, mediante 3 tipos de detectores de bordes, los cuales son: Sobel, Prewitts y Roberts, y en su experimento se demuestra que al parecer no hay mucha variación entre uno y otro por lo cual el que se seleccione entregará buenos resultados. La metodología usada (cumpliendo algunas condiciones a las que será sometida la adquisición de imagen) se describe a continuación: construyeron una caja blanca, con cartulina blanca en el fondo y piso, alrededor una tela delgada que evitaría el brillo de la fuente de iluminación, unieron el piso y el fondo mediante una curvatura en las cartulinas para evitar el reflejo de la unión, una vez reuniendo las condiciones necesarias, se iniciaba la adquisición de imagen con ayuda de Matlab y una cámara fotográfica, el siguiente proceso a seguir es la reducción de la imagen en una proporción de 2 ya que el tamaño original es de 2304x1728, después aplican los detectores de bordes para elegir el mejor, seguido de el uso de un comando de Matlab para la eliminación de elementos con tamaño de 60 pixeles, se determina el centro de la imagen que por el acomodo que hacen es el centro de la botella, para posteriormente continuar con un etiquetado de objetos en esa zona central y determinar si hay o no un elemento y con esto determinar si el envase tiene fractura [1].

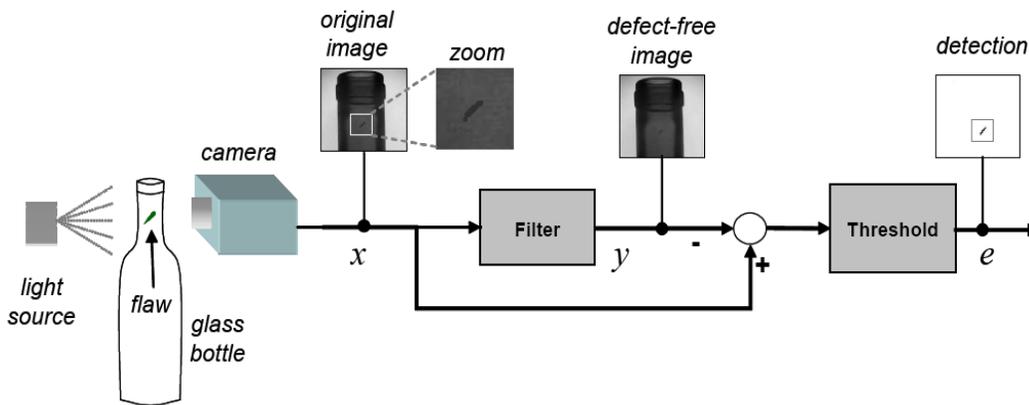


Figura 6. Detección de defecto en envase de vidrio usando en el método de filtros de mediana adaptada.

En el trabajo desarrollado por el Dr. Domingo Mery y el Dr. Olaya Medina (2004), el cual lleva como título “Automated visual inspection of glass bottles using adapted median filtering”, se presenta el uso de procesamiento digital de imágenes clásico, sobre la base de un trabajo que desarrollaron años antes, para el uso de inspección visual automático en rines de aluminio, mediante la adquisición de la imagen de rayos X se determina si el rin tenía o no defecto usando filtros de mediana, en este experimento lo aplican para detectar defectos en el cuello de un envase de tipo vinero para sidra. La idea de este método consiste en generar filtros de mediana adaptada a la estructura del objeto bajo prueba y error. Por lo tanto, un defecto de imagen puede estimarse de la imagen original dada la inspección del objeto.

Teniendo una imagen de referencia (muestra patrón), la cual fue tomada de un envase sin defecto, es comparada con la imagen que está cambiando constantemente en el sistema, mediante esta comparación se determina si el envase tiene o no defecto, éste se hace por diferencia de píxeles, cuando la diferencia entre ellos es considerable el envase tiene defecto, cuando la diferencia es igual o menor a cierto umbral es aceptada. La configuración de los filtros se realiza en línea de acuerdo a ajustes automáticos que van determinando si hay muchos envases con defectos; debe hacer ajuste en el banco de filtros y

seleccionar algún otro de tal manera que se evite el rechazo de botellas sin defectos [2].

En (2002), el Dr. Domingo Mery (2002), impartió un curso que llevó el nombre de “Inspección Visual Automática”. Este curso trató de la definición de un sistema de inspección visual automática para el control de la calidad de un producto. En la publicación menciona las diferentes áreas en donde podría ser ocupada la inspección visual, las cuales se comentan en la tabla 1:

*Tabla 1. Diferentes aplicaciones del control de calidad.*

<b>Aplicación</b>	<b>Técnica</b>
Cuero	Filtros morfológicos y redes neuronales Filtro Gabor y métodos de umbral adaptivo
Alimentos	Polinomios de Zernike (naranjas) Clasificación geométrica (papas) Características de textura, PCA, mediante rayos X (bolsas de alimentos congelados)
Textiles	Características de texturas, transformación Karunen-Loeve, detector Neyman-Pearson Características de texturas, y correlación
Vidrio	Diferencia en la polarización de fase (metal / no metal) Filtros morfológicos (superficie de monitores de TV) Detección de bordes con operador Sobel Fotoluminiscencia
Tubos	Ultrasonido Sistema experto
Papel Lija	Filtro Gabor y métodos de umbral adaptivo
Madera Dura	Tomografía computarizada
Corcho	Clasificación de características geométricas

**Análisis y detección de fallas estructurales en envases de vidrio  
utilizando procesamiento digital de imágenes**

---

Soldaduras	Laminografía Tomografía computarizada Ultrasonido, clasificación mediante sistema experto Redes neuronales
Láminas de Silicio (wafer)	Reconocimiento de patrones estadístico
Tarjetas de circuitos impresos (PCB)	Lógica difusa y redes neuronales (PCB) Diferencia en la polarización de fase (metal / no metal) Filtro n-tuple
Piezas fundidas en aluminio (castings)	Filtros morfológicos, rayos X Análisis multi-imagen, rayos X Tomografía computarizada, rayos X Inspección CAD, rayos X

En este curso se determina, mediante imágenes de un rin obtenidas con ayuda de rayos X, si el rin tiene falla o no; para esto se segmenta el área del rin, para realizar la extracción de características, que posteriormente se clasifican y determinan si existen o no falla en el rin. La técnica o método, ocupa integración de  $n$  imágenes para eliminar ruido y para aumentar contraste modifica el histograma. Para la segmentación usa la detección de bordes con la cual busca los cambios bruscos de color; además se segmentan las fallas acorde a la comparativa con la imagen libre de fallas. Se continúa con el proceso aplicando extracción de características. En sus nuevas experimentaciones, se centra principalmente en la medición de las propiedades geométricas (área, perímetro, factores de forma, descriptores de Fourier, momentos invariantes, etc.), y de coloración de las regiones (nivel de gris, componentes de color, gradiente, segunda derivada, características de textura, etc.); por último, hace una clasificación que ordena las regiones segmentadas en determinadas clases según las características que posean y ocupa el método de Mahalanobis, redes neuronales o lógica difusa [3].

Entre otros trabajos de la literatura encontrados está el de Denis Hamad, Betrouni Mohamed, Philippe Biela & Jack-Gérard Postaire, los cuales desarrollaron un artículo titulado “Neural Networks Inspection System for Glass Bottles Production” (1998). En este documento describen un sistema de visión que detecta defectos estructurales en la producción de botellas de vidrio. El primer paso consiste en la recopilación de un conjunto de muestras de botellas con y sin defectos. Trabajan con una secuencia de 16 imágenes capturadas por una cámara, mientras que se crea una matriz de cada botella defectuosa delante de un sistema con iluminación específica. Posteriormente hacen el estudio de la variación de tamaño, forma y extracción de características. La toma de decisión, se realiza probando diferentes redes neuronales, tales como (Mixed Integer Linear Programming) MILP, (Radial Basis Function) RBF, (Perceptron Neural Network) PNN y (Linear Vector Quantization) LVQ. Todas las imágenes de las botellas sin defectos se reconocen, pero algunas imágenes con pequeñas grietas, que son defectos importantes, no se identifican. Sin embargo, puesto que el conjunto de muestras está dado por las 16 imágenes, las grietas se duplicarán en al menos tres o cuatro imágenes debido a que estas grietas están dentro de este conjunto de muestras, de modo que una botella defectuosa pueda detectarse por lo menos una vez a través de la secuencia. Por lo tanto, la decisión de reconocimiento del sistema de botellas defectuosas y botellas buenas tiene una alta tasa de éxito; esta investigación fue realizada en 1995 [4].

Asimismo, Firmin C., Hamad D., Postaire J., G. Zhang & Ruo Dan (1996), desarrollan su investigación basada en redes neuronales de tipo gaussiana y la exponen en un artículo llamado “Fault detection by a Gaussian neural network with reject options in glass bottle production”, este trabajo fue aplicado a botellas de vidrio cristalino, se menciona acerca de que existen algunos procedimientos de inspección que se realizan con el fin de eliminar los defectos en el cuello de una botella, en el cual presenta grietas en el vidrio, que es uno de los defectos más importantes. Aunque un sistema automatizado de inspección visual ha sido desarrollado para resolver este problema específico, su capacidad para hacer

frente a las variaciones del medio ambiente es limitada y se requiere una cuidadosa afinación y que las características de la producción no tengan cambio. En este trabajo propusieron un nuevo enfoque basado en la visión artificial y redes neuronales para comprobar la detección. El procedimiento de inspección implica la extracción de características de las imágenes del cuello del envase, la selección de las características más discriminantes, y la decisión se realiza por una red neuronal Gaussiana; este trabajo fue desarrollado en la Univ. des Sciences et Technologies de Lille se realizó en septiembre de 1996[5].

El trabajo desarrollado por Feng Duan, Yao-Nan Wang, Huan-Jun Liu & Wen Tan (2004) llamado “Empty bottle inspector based on machine visión”, menciona la creación de una máquina empezando por su diseño mecánico, tomando en cuenta el sistema de control eléctrico encargado de manejar las señales del sistema para poder rechazar el producto en caso de ser envase defectuoso. Aplican procesamiento digital de imágenes y visión artificial con la finalidad de obtener una inspección adecuada. El funcionamiento de la parte de visión se hizo mediante un método basado en el umbralado por medio del histograma, con esta imagen umbralada y con ayuda del detector de bordes tipo Canny toman a consideración sólo una pequeña área del envase, esto para determinar fracturas en el fondo del envase y una más para paredes del envase, el sistema cuenta con 2 cámaras. Para la inspección del envase usaron dos redes neuronales artificiales, una para inspeccionar las paredes del envase y la otra para el fondo del envase [6].

## 2.2 Resultados que ofrecen estos trabajos

En el trabajo desarrollado en la Escuela Superior Politécnica del Litoral en Guayaquil, se obtuvieron resultados que se ilustran en la tabla 2:

Análisis y detección de fallas estructurales en envases de vidrio  
utilizando procesamiento digital de imágenes

Tabla 2. Datos obtenidos de la Escuela Superior Politécnica del Litoral de Guayaquil.

Descripción	Número
<b>Envases con fallas analizados</b>	24
<b>Envases sin fallas analizados</b>	14
<b>Verdaderos positivos</b>	21
<b>Verdaderos negativos</b>	13
<b>Falsos positivos</b>	3
<b>Falsos negativos</b>	1

Evaluando los resultados que obtuvieron en el desarrollo de su experimento, se considera un buen desempeño de los datos que obtuvieron, ya que podemos decir que los resultados obtenidos están en 89% de efectividad, tomando en cuenta que los equipos industriales manejan efectividades desde 90% hasta el 99%.

En el trabajo expuesto por el Dr. Domingo Mery en la inspección de envases con ayuda de filtros de media y Modan los resultados obtenidos están en la tabla 3:

Tabla 3. Datos obtenidos de la Pontificia Universidad Católica de Chile.

Descripción	Número
<b>Envases con fallas y sin fallas analizados</b>	56
<b>Envases sin fallas para entrenamiento</b>	20
<b>Verdaderos positivos y negativos</b>	36
<b>Falsos positivos y negativos</b>	2

El porcentaje de efectividad de este equipo considerando que sólo se tomaron en cuenta 36 de los 56 envases para la inspección y los otros 20 fueron usados para el entrenamiento del sistema, tenemos un 94% de efectividad y debemos considerar que esta inspección la hace en aproximadamente 0.3 s/imagen, es una buena opción como forma alternativa a los equipos industriales.

Revisando el curso del Dr. Domingo Mery basado en la inspección de imágenes obtenidas por Rayos X, tenemos que obtuvieron un 0% de falsos negativos y 0% de falsos positivos, motivo por el cual está en proceso una patente (Solicitud de Patente Nr. 00202507.1 Oficina Europea de Patentes. Feb. 2000, Patent Cooperation Treaty Nr. PCT/EP01/00123, Ene. 2001.), este trabajo obtuvo un resultado de efectividad de 99.85% al 99.97%, en términos generales es un muy buen resultado.

Por su parte Denis Hamad, Betrouni Mohamed, Philippe Biela & Jack-Gérard Postaire, obtienen los resultados de la tabla 4:

*Tabla 4. Datos obtenidos de la International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence.*

Descripción	Número
<b>Envases con fallas y sin fallas analizados</b>	50
<b>Envases sin fallas para entrenamiento</b>	12
<b>Verdaderos positivos y negativos</b>	38
<b>Falsos positivos y negativos</b>	4

Considerando los resultados que obtuvieron en su experimento, se tiene 89% de efectividad contra 11% de falsos positivos y negativos, podemos determinar un buen accionar de esta propuesta.

En el trabajo desarrollado por Firmin C., Hamad D., Postaire J., G. Zhang y Ruo Dan, obtuvieron los resultados que se muestran en la tabla 5.

Tabla 5. Datos obtenidos de *Vision Systems: New Image Processing Techniques*.

Descripción	Número
Envases con fallas y sin fallas analizados	60
Envases sin fallas para entrenamiento	20
Verdaderos positivos y negativos	40
Falsos positivos y negativos	2

En este caso se tiene que el porcentaje de efectividad es de un 95%, por un 5% de falsos positivos y negativos, podemos decir que para el envase cilíndrico que ellos toman en cuenta es bueno el resultado obtenido.

En el trabajo desarrollado por Feng Duan, Yao-Nan Wang, Huan-Jun Liu y Wen Tan, ellos obtienen los resultados de la tabla 6:

Tabla 6. Datos obtenidos *International Journal of Intelligent Systems and Technologies*.

Descripción	Número
Envases con fallas y sin fallas analizados	500
Envases sin fallas para entrenamiento	300
Verdaderos positivos y negativos	294
Falsos positivos y negativos	6

En este trabajo podemos encontrar que desarrollaron todo el sistema de inspección de envases, obteniendo buenos resultados en cuanto a efectividad de la parte de visión artificial que dio de un 97% a un 98% tomando en cuenta efectividades de máquinas industriales. Se puede determinar que es una máquina eficiente para la detección de fallas en envases de tipo vinero.

## 2.3 Uso de los trabajos desarrollados

El trabajo desarrollado en la Escuela Superior Politécnica del Litoral en Guayaquil, se desarrolló bajo algunas estrictas condiciones, que difícilmente pueden cumplirse en el área industrial debido a que las producciones trabajan desde 1 envase por minuto hasta producciones que pueden oscilar en 800 o 900 envases por minuto dependiendo del tamaño y el número de máquinas que estén trabajando en el área caliente y con cuantas cavidades. Tomando en cuenta esta restricción no es tan viable, debemos adecuarnos a lo que cuentan las empresas, por otro lado la metodología que usan no es funcional para nuestro caso debido a que la forma en la que se etiqueta es tomando en cuenta que la fractura sea continua. Si tenemos puntos negros, el etiquetado determina muchos detalles que posteriormente no podrían resolverse, por otro lado no se menciona la forma de hacer la detección de si el envase es bueno o malo, lo que se podría usar es la forma de umbralar la imagen ya que lo hacen con una función de Matlab que utiliza el histograma. Tomando en cuenta estos detalles el uso de esta metodología paso por paso, no es funcional para usarla en este proyecto.

Por otro lado tenemos el experimento desarrollado por el Dr. Domingo Mery, él, al igual que en este proyecto, cuenta con imágenes industriales en las cuales podemos tener variaciones mínimas, pero importantes en la obtención entre imágenes, por lo cual podría ser una posibilidad la aplicación de su metodología, mediante el uso de filtros mediana y MODAN [7], su método de Mahalanobis [8] para la determinación de si el envase es bueno o malo podría ser una propuesta para determinar si nuestro envase es bueno o malo, sin necesidad de hacer uso de redes neuronales.

De los tres trabajos restantes lo que podemos analizar y aplicar son las redes neuronales para la determinación si el envase tiene o no defecto y el uso de operadores morfológicos para el etiquetado de los detalles en la imagen presentado en el trabajo de Feng Duan, Yao-Nan Wang, Huan-Jun Liu y Wen Tan,

ya que la forma de manejar la imagen hasta este punto es casi la misma, es decir, no aplican ningún procesamiento digital de imágenes previamente que pudiéramos probar como una alternativa a la metodología que se planteará.

## 2.4 Enunciado de la propuesta nueva

La metodología propuesta está pensada de la siguiente manera:

1. Obtención de la imagen mediante una cámara, en este caso COGNEX 5100.
2. Detección de Esquina aplicando el algoritmo de Harris.
3. Morfología matemática, el uso de la dilatación.
4. Umbralado por método de Otsu o histograma
5. Uso de Red Neuronal para la determinación si un envase es bueno o malo.

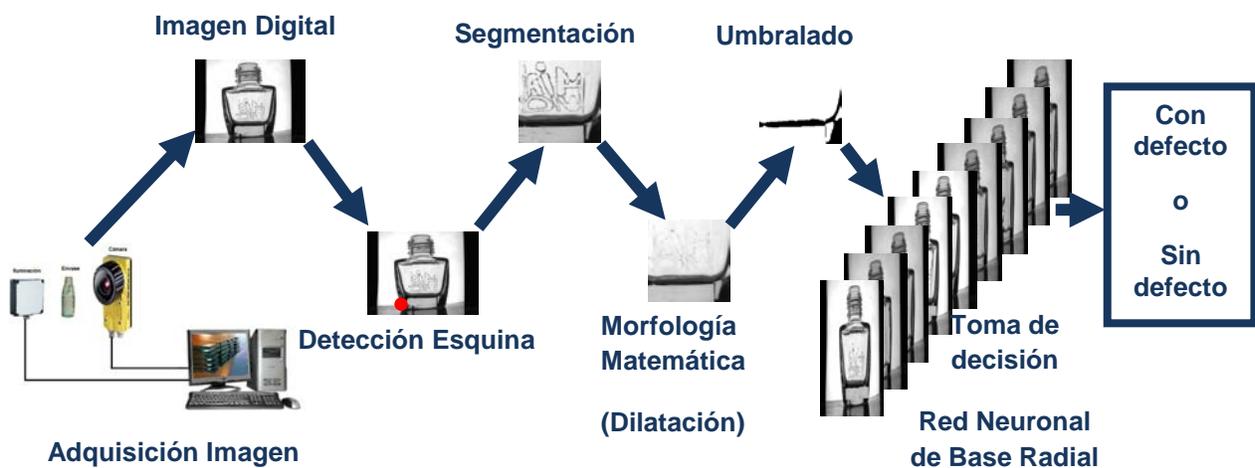


Figura 7. Diagrama de metodología propuesta.

Esta es la representación de la metodología propuesta derivada de la revisión del estado del arte, se tomó en cuenta alguna de las cosas relacionadas en el estado del arte antes mencionado, para determinar si habrá modificaciones, teniendo

**Análisis y detección de fallas estructurales en envases de vidrio  
utilizando procesamiento digital de imágenes**

---

como prioridad una buena efectividad de detección de fallas estructurales en envases de vidrio no cilíndricos y con grabado en el cuerpo.

# Capítulo 3

## Marco Teórico

*En este capítulo se explica la parte teórica de lo utilizado durante el proceso de investigación como lo es la norma mexicana que hace referencia a los tipos de fracturas existentes en envases de vidrio y que han consensado los productores de envases de vidrio. Los conceptos importantes de procesamiento digital de imágenes clásico, así como lo que es la morfología matemática y las operaciones básicas que fueron utilizadas.*

---

## Marco Teórico

### 3.1 Procesamiento digital de imagen

El procesamiento digital de imágenes es el uso de algoritmos informáticos para llevar a cabo operaciones con imágenes. Algunos otros autores lo definen como el conjunto de técnicas que se aplican a las imágenes digitales con el objetivo de mejorar la calidad o facilitar la búsqueda de información [9].

#### 3.1.1 Fundamentos de imágenes digitales

Una imagen digital binaria es aquella que como su nombre lo indica, sólo tiene valores de 1 si es blanco y 0 cuando es negro como se ilustra en la figura 8, siendo este valor la intensidad luminosa en el determinado píxel (picture element), por convención el origen de la imagen se encuentra en el extremo izquierdo superior.

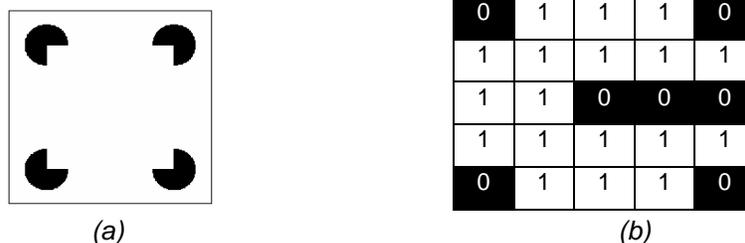


Figura 8. (a) Imagen binaria y (b) matriz representativa (0=negro y 1=blanco).

Una imagen digital en escala de grises es un matriz de  $M \times N$  elementos numéricos cuyos valores posibles van del 0 (negro) al 255 (blanco), siendo este número la intensidad luminosa en el determinado punto o píxel como se representa en la figura 9.

**Análisis y detección de fallas estructurales en envases de vidrio  
utilizando procesamiento digital de imágenes**

---



(a)

125	125	125	125	250
130	130	20	20	250
140	140	20	20	20
150	150	20	20	255
160	160	160	160	255

(b)

Figura 9. (a) Imagen en escala de grises y (b) matriz representativa (0=negro y 255=blanco).

Una imagen digital a colores está formada por 3 matrices de  $M \times N$  elementos numéricos cuyos valores posibles van del 0 (negro) al 255 (blanco), siendo este número la intensidad luminosa en cada una de las bandas espectrales del RGB (Rojo, Verde, Azul), de cada punto o píxel, a diferencia de las imágenes en escala de grises, las imágenes a color requieren de la combinación de las 3 bandas de color, para representar el color de un píxel.



(a)

R=255	R=255	R=255	R=255	R=255
G=0	G=0	G=0	G=0	G=0
B=0	B=0	B=0	B=0	B=0
R=0	R=0	R=0	R=0	R=0
G=255	G=255	G=255	G=255	G=255
B=0	B=0	B=0	B=0	B=0
R=0	R=0	R=0	R=0	R=0
G=0	G=0	G=0	G=0	G=0
B=255	B=255	B=255	B=255	B=255
R=255	R=255	R=255	R=255	R=255
G=255	G=255	G=255	G=255	G=255
B=255	B=255	B=255	B=255	B=255
R=0	R=0	R=0	R=0	R=0
G=0	G=0	G=0	G=0	G=0
B=0	B=0	B=0	B=0	B=0

(b)

Figura 10. (a) Imagen a color y (b) matriz representativa (0=negro y 255=blanco en cada una de las bandas espectrales RGB).

## 3.2 Detección de esquinas

Se considera que un píxel es una esquina cuando:

- La derivada de la dirección del gradiente supera un umbral en ese punto.
- La magnitud del gradiente en ese punto también supera un umbral

En la actualidad existen algunos tipos de detectores de esquinas como lo son: SUSAN, Kitchen & Rosenfeld, Harris, etc. A continuación se explica el detector de Harris.

El detector de esquinas de Harris [10] es, probablemente, el más comúnmente usado, debido a su elevada invariancia ante la escala, rotación, cambios de iluminación y ruido en la imagen. Este detector está basado en la siguiente matriz  $C(x,y)$  que se calcula sobre una subventana  $p \times p$  para cada punto de interés en la posición  $(x,y)$ .

$$C(x,y) = \begin{pmatrix} \sum I_x^2 & \sum I_x I_y \\ \sum I_x I_y & \sum I_y^2 \end{pmatrix} \quad (1)$$

donde  $I_x$ ,  $I_y$  son los gradientes de la imagen en dirección horizontal y vertical respectivamente. Sean  $\lambda_1$  y  $\lambda_2$  los valores propios de la matriz  $C(x, y)$ , la función de autocorrelación  $R$  tendrá un pico si ambos valores propios son altos. Esto significa que desplazamientos en cualquier dirección producirán un incremento significativo, indicando que se trata de una esquina.

$$R = \lambda_1 \lambda_2 - k(\lambda_1 + \lambda_2) \quad (2)$$

Es decir que el detector de esquinas de Harris es capaz de detectar esquinas o puntos aislados, en la imagen, existe una variación de intensidad en todas las direcciones esto permite medir los cambios cuando deslizamos una ventana horizontal y una vertical alrededor del punto de interés.

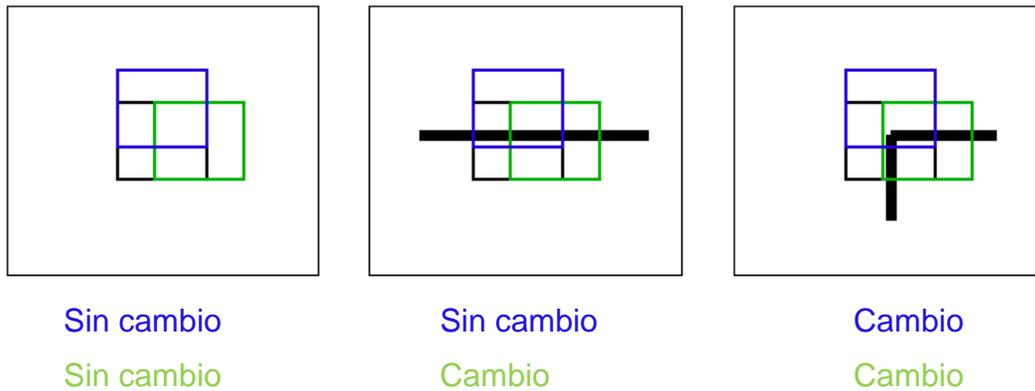


Figura 11. La primera línea es el desplazamiento horizontal la segunda el desplazamiento vertical.

### 3.3 Morfología matemática

La descripción básica de la Morfología matemática descansa en la “teoría de conjuntos” cuyos primeros trabajos se deben a Minkowsky [11] y Hadwiger [11]. 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[13], y Serra, 1988[14], 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 de estructura 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 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  $\Psi$  no depende de la escala, es invariante al cambio de escala:

$$\psi(\lambda X) = \lambda \psi(x) \dots\dots\dots(3)$$

*Propiedad conocimiento local.* La transformación morfológica  $\Psi$  posee el principio de conocimiento local sí 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  $M$ :

$$\psi(X \cap N) \cap M = \psi(X) \cap M \quad (4)$$

*Propiedad de la continuidad.* En forma resumida, este principio afirma que la transformación morfológica  $\Psi$  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.

### 3.3.1 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 de estructura. 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 de estructura son los siguientes:



Figura 12. Ejemplo de formas básicas de elementos de estructura planos.

### 3.3.2 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:

$$A \ominus B = \{x | (B)_x \subseteq A\} \quad (5)$$

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 traslaciones de  $A$  con respecto a un vector perteneciente al conjunto  $\bar{B}$ :

$$A \ominus B = \bigcap \{(A)_b | b \in \bar{B}\} \text{ (Definición de Sternberg)} \quad (6)$$

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

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

$$A \oplus B = \{x | (\hat{B})_x \cap A \neq \emptyset\} \quad (7)$$

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:

$$A \oplus B = \cup \{(A)_b | b \in \hat{B}\} \text{ Suma de Minkowski} \quad (8)$$

que representa la unión de todas las traslaciones de  $A$  con respecto a los puntos que forman  $B$ . El conjunto  $B$  se denomina *Elemento de estructura* 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 de estructura. 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 de estructura.

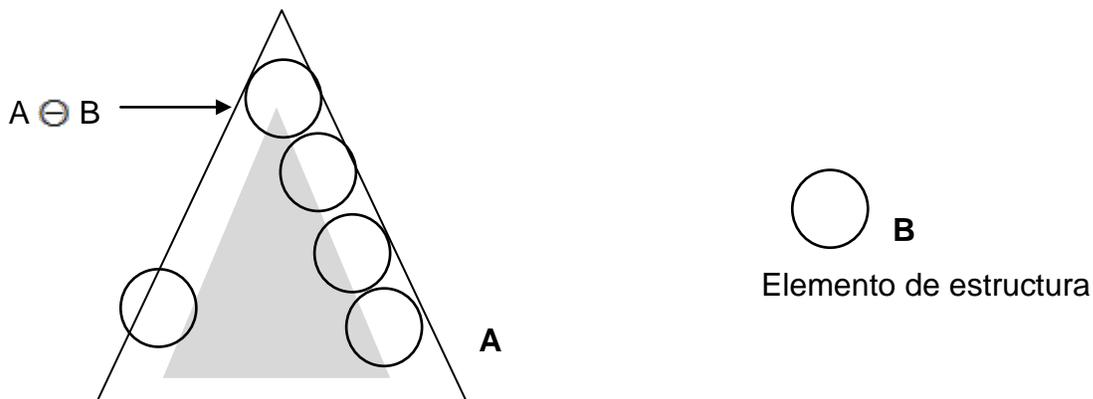


Figura 13. Ejemplo de triángulo erosionado.

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.

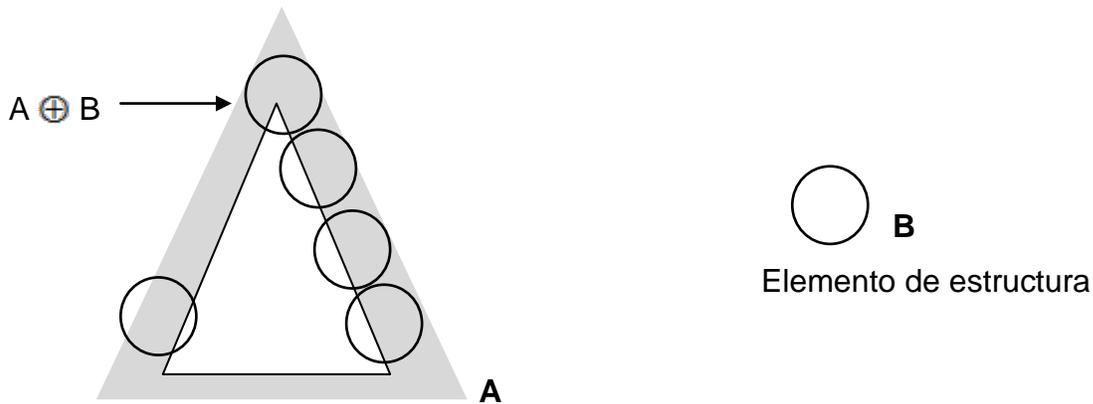


Figura 14. Ejemplo de triangulo dilatado.

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 de estructura dado.

$$A_1 \subseteq A_2 \Rightarrow A_1 \ominus B \subseteq A_2 \ominus B \quad (9) \quad A_1 \subseteq A_2 \Rightarrow A_1 \oplus B \subseteq A_2 \oplus B \quad (10)$$

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

$$B_1 \subseteq B_2 \Rightarrow A \oplus B_1 \subseteq A \oplus B_2 \quad (11) \quad B_1 \subseteq B_2 \Rightarrow A \ominus B_1 \subseteq A \ominus B_2 \quad (12)$$

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

2. Erosión y dilatación son operaciones duales.

$$A \ominus B = [\bar{A} \oplus \bar{B}] \quad (13) \quad A \oplus B = [\bar{A} \ominus \bar{B}] \quad (14)$$

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 encoge su fondo.

### 3.4 Redes neuronales

Desde tiempos remotos, los seres humanos han tenido la ilusión de construir máquinas inteligentes, que se comporten como el cerebro humano, que lo emulen en las actividades que cotidianamente puede realizar una persona normal. Las leyendas sobre autómatas, robots y hombres mecánicos han pululado por miles de años, y continúan en nuestros días.

Una preocupación real de quienes han estado involucrados en los intentos de crear modelos de máquinas inteligentes, es tratar de entender cómo funcionan las neuronas del cerebro humano y sus mecanismos de operación e interacción.

El año de 1943 ha sido marcado por un hecho de gran trascendencia. Dos científicos estadounidenses de la University of Illinois, el sicólogo Warren Sturgis

McCulloch y un joven matemático autodidacta de 17 años llamado Walter Pitts (de tortuosa, breve y misteriosa vida), publicaron el primer modelo matemático serio de neurona artificial de que se tenga noticia: la neurona de McCulloch-Pitts [15].

Dadas las condiciones de guerra que imperaban en el mundo en esa época, el artículo pasó casi desapercibido; no obstante, catorce años después, la neurona de McCulloch-Pitts fue la base fundamental sobre la que Frank Rosenblatt, sicopatólogo experimental del Cornell Aeronautical Laboratory, en 1957 inventó el perceptrón [16].

La relevancia del perceptrón reside en que fue la primera máquina que aprendía artificialmente: ha pasado a la historia como la primera red neuronal (basada en las neuronas de McCulloch-Pitts) que clasificaba patrones de manera automática. El perceptrón de Rosenblatt despertó gran entusiasmo en la comunidad científica mundial, y en todo el orbe los científicos y tecnólogos iniciaron una frenética búsqueda de reglas de aprendizaje para mejorar la eficacia y el rendimiento de los perceptrones.

Así, en 1960, Bernard Widrow y Marcian Hoff de Stanford, desarrollaron el ADALINE (Adaptive Linear Element), aplicando la regla delta de aprendizaje [17]. Fue tal el éxito de ADALINE cuando Widrow y Hoff aplicaron su red neuronal a la eliminación de ecos en las líneas telefónicas, que poco después apareció una extensión llamada MADALINE (Multiple ADALINEs) [18].

El entusiasmo duraría sólo nueve años más, período en el cual muchos científicos fracasaron al intentar aplicar sus modelos de reglas de aprendizaje, ideados al calor de los éxitos de las redes de neuronas de McCulloch-Pitts, cristalizadas en los perceptrones y las redes de Widrow y Hoff.

En 1969 se publicó un libro: su título era Perceptrons y sus autores Marvin Minsky y Seymour Papert, quienes eran dos preclaros científicos del afamado MIT

(Massachusetts Institute of Technology) [19]. Según el criterio de muchos autores serios en el área de las redes neuronales artificiales, la aparición de este libro marcó el nacimiento de una era de oscurantismo en el área, en virtud de que Minsky y Papert plantearon de manera muy pesimista las limitaciones de los perceptrones, al grado de afirmar que era estéril buscar el desarrollo de perceptrones más eficaces que los que existían en esa época.

Habían de pasar trece años para que esa época de pesimismo terminara y se iniciase una nueva era para las redes neuronales artificiales [20]. Al igual como lo hizo con las memorias asociativas, el responsable del resurgimiento de las redes neuronales en 1982 fue el físico estadounidense John Hopfield.

Si 1972 fue el año de los pioneros en el área de las memorias asociativas, 1982 fue el año de John J. Hopfield. Su artículo de ese año [21], publicado por la prestigiosa y respetada National Academy of Sciences (en sus Proceedings), impactó positivamente y trajo a la palestra internacional su memoria asociativa, que al mismo tiempo es una red neuronal. Dos años después, publicaría su segundo artículo, donde presentaba una extensión de su modelo original [22].

Las voces autorizadas de los editores del compendio Neurocomputing [20] aseguran que la era moderna de las redes neuronales (y de las memorias asociativas) nace a raíz de la publicación del artículo de Hopfield; afirman que el éxito de este artículo se debe en gran parte a que, además de tener un estilo claro, coherente y sofisticado, fue escrito por el distinguido y reconocido físico John J. Hopfield, en cuyas manos la teoría se convierte en algo legítimo y respetable.

La formación como físico del autor queda de manifiesto cuando declara que en los sistemas físicos constituidos por un gran número de elementos simples, las interacciones entre estos elementos dan lugar a fenómenos colectivos (las orientaciones de los dominios en sistemas magnéticos y los patrones de vórtices en sistemas de fluidos ejemplifican esta afirmación).

A partir de estas consideraciones, Hopfield se pregunta si la interacción de elementos simples de procesamiento similares a las neuronas, cuyo modelo simplificado se conocía desde hacía cuatro décadas [15], da lugar a la aparición de propiedades computacionales colectivas, tales como la estabilidad de memorias; acto seguido, el autor afirma que en efecto, su artículo de 1982 demuestra que este tipo de propiedades computacionales aparecen espontáneamente.

El trabajo de Hopfield ha tenido un gran impacto en las áreas de memorias asociativas y redes neuronales. Si se realiza una búsqueda en Google con la palabra clave "Hopfield"; es sorprendente la cantidad de trabajos científicos, ingenieriles y de aplicación a que ha dado lugar el conjunto de ideas plasmadas por John Hopfield en sus trabajos científicos.

Entre los científicos que incursionaron de nuevo en redes neuronales motivados por el trabajo de Hopfield, algunos se dedicaron a tratar de darle un nuevo impulso al longevo perceptrón: tres científicos estadounidenses (Rumelhart, Hinton & Williams) lo lograron al inventar en 1986 el algoritmo backpropagation para entrenar perceptrones multicapa [23].

No obstante los éxitos que ha tenido la aplicación de backpropagation, un nuevo impulso a las redes neuronales apareció en 1989 cuando Gerhard X. Ritter y sus colaboradores crearon y desarrollaron las redes neuronales morfológicas [24] [25]. Estas redes neuronales usan máximos o mínimos de sumas, a diferencia de las redes neuronales anteriores, las cuales basan su funcionamiento en sumas de productos. Con este nuevo esquema y con la incorporación de las nuevas ideas sobre redes neuronales dendríticas, las redes neuronales morfológicas han igualado y en ocasiones superado al rendimiento de las redes neuronales backpropagation.

Del mismo modo como las operaciones binarias Alfa y Beta presentadas por primera vez en [26] dieron lugar al surgimiento de un nuevo tipo de memorias asociativas que igualaron y mejoraron a las memorias asociativas morfológicas, estas mismas operaciones binarias Alfa y Beta han sido la base teórica que sustentar el surgimiento, desarrollo y aplicaciones de las redes neuronales Alfa-Beta [27]. Los creadores de este nuevo modelo de redes neuronales tiene como una de sus principales motivaciones el generar un producto de investigación autóctono, original, que eventualmente contribuya con su granito de arena a avanzar en el afán de lograr ese noble propósito de independencia científica y tecnológica para nuestro país[28].

### 3.4.1 Red neuronal de función de base radial (RBF)

Características generales y diferencias resaltantes con los modelos neuronales multicapas (Backpropagation):

Broomhead y Lowe, 1988, introducen un método alternativo al perceptrón multicapa (*MLP*) (ej.: backpropagation) para hacer ajuste a funciones no lineales. Esto es clasificación no lineal: las redes RBF.

A diferencia de la disposición que se tiene en las funciones de activación que permite construir modelos de entrenamiento mediante backpropagation, estas nuevas redes basadas en RBF construyen sus modelos con funciones de activación que son diferentes tanto en la capa oculta como la de salida. Esto es, una red RBF está diseñada con neuronas en la capa oculta activadas mediante funciones radiales de carácter no lineal con sus centros gravitacionales propios y en la capa de salida mediante funciones lineales.

A diferencia de las *MLP*, el modelo clásico de las redes RBF está construido con una arquitectura rígida de tres capas: la de entrada, la oculta y la de salida. [29]

En general, una red *RBF* tiene un mejor desempeño con un mayor volumen de datos de entrenamiento.

La construcción de una red *RBF* requiere de una mayor cantidad de neuronas en los nodos ocultos que en las redes que usan backpropagation.

Aunque las redes *RBF* no son comúnmente utilizadas en aplicaciones que impliquen un alto volumen de patrones de entrenamiento, se le reconoce como una red con una alta eficiencia en la fase de entrenamiento.

Método alternativo para aproximar funciones y clasificar patrones.

#### **3.4.1.1 Como funciona una RBF**

Tal como ya se dijo anteriormente, una red *RBF*, a diferencia de una *MLP*, está conformada de tres capas.

1. La capa de entrada que sirve para los ejemplos o patrones de entrenamiento y prueba.
2. La capa oculta completamente interconectada entre todos sus nodos con la capa de entrada y activada a través de la función radial (gaussiana).
3. La capa de salida, también completamente interconectada a la capa oculta y activada a través de una función lineal continúa.

El entrenamiento, a diferencia de la red usando backpropagation, es solamente hacia delante. De este modo, la salida  $\mathbf{z}$  de una red *RBF*, en general, está influenciada por una transformación no lineal originada en la capa oculta a través

de la función radial y una lineal en la capa de salida a través de la función lineal continua.

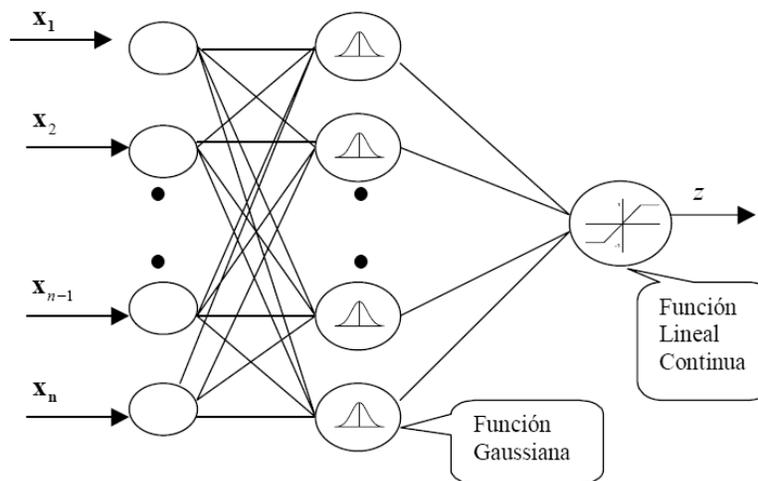


Figura 15. Red neuronal base radial.

### 3.4.1.2 Topología particular de la RBF

- Los nodos ocultos contienen una función base radial, la cual tiene como parámetros a **centro** y **ancho**.
- Existe un **centro** para cada función radial involucrada en la capa oculta.

Regularmente, definen un vector de la misma dimensión del vector de entrada y hay normalmente un centro diferente por cada nodo de la capa oculta.

- Por otro lado, el **ancho** es el término empleado para identificar a la amplitud de la campana de gauss originada por la función radial. Es decir, la desviación estándar de la función radial. Algunos autores consideran a este ancho como un valor constante para cada una de las funciones radiales consideradas en la capa oculta y de este modo, así contribuiría a simplificar los pasos de construcción del modelo de entrenamiento de la red.

El primer cálculo efectuado en la capa oculta es hallar en un nodo de la capa oculta la distancia radial (distancia euclidiana)  $d$  entre el vector de entrada  $x$ , con  $n$  observaciones, a ese nodo en particular y el centro de gravedad  $c$  de ese mismo nodo. Es decir:

$$d = |x - c| = \sqrt{(x_1 - c_1)^2 + (x_2 - c_2)^2 + \dots + (x_n - c_n)^2} \quad (15)$$

Este valor  $d$  es un componente de la entrada para activar la función radial  $G(\bullet)$ . Este valor establece la principal diferencia con las redes *MLP*, entre ellas la backpropagation, quienes incluyen el producto interno en sus capas ocultas de las entradas por sus respectivos pesos.

En cuanto a la función radial  $G(\bullet)$ , siendo una de las más comunes  $\exp(-r^2)$ , siendo  $r$  el contenido evaluado en cada nodo de la capa oculta. En este caso particular, el contenido evaluado en cada nodo es la distancia euclidiana  $d$ . De ahí la expresión, entonces sería  $\exp(-d^2)$ .

Una de las derivaciones del modelo *RBF* es emplear el **ancho** (desviación estándar) para activar la función  $G(\bullet)$ . En este caso se estaría trabajando con algo como  $\exp(d^2/a)$ , donde  $a$  es el ancho para ese nodo oculto.

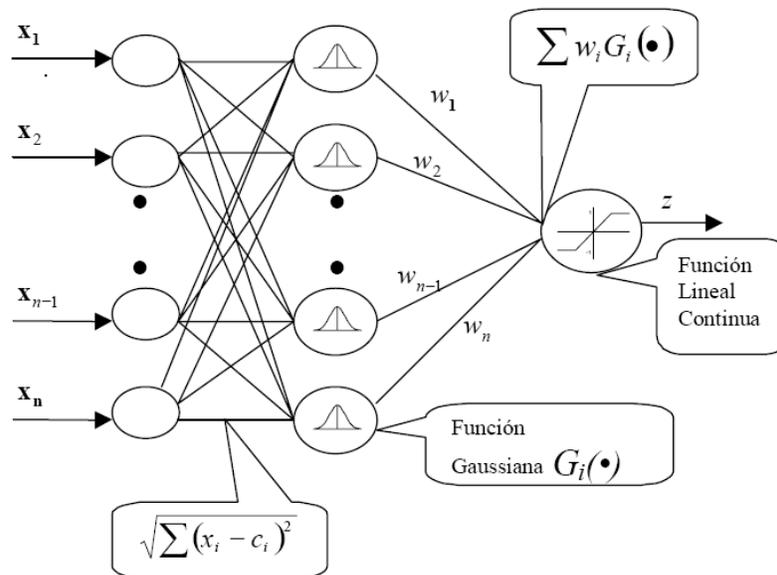


Figura 16. Representación función base radial.

Entre la capa oculta y la capa de salida se derivan un conjunto de pesos  $w$  que se verían afectados de acuerdo al algoritmo de aprendizaje. En este caso particular, sería la combinación lineal entre los pesos y la resultante de cada función radial para determinar la salida  $z$ .

Tal como hemos visto con anterioridad, sería,

$$z = \sum w_i G(\bullet) \quad (16)$$

donde  $G(\bullet)$  es la salida de la capa oculta y se corresponde con la función radial aplicada a la distancia euclidiana en cada una de las unidades ocultas.

Del resultado de este tipo de entrenamiento podemos observar que:

1. Los valores de entrada se recomiendan que previamente sean de algún modo transformados a una escala.

2. En la capa oculta, en la medida que los valores de entrada se parezcan más a un centro su distancia tenderá a **cero** y de este modo la función gaussiana se dispararía a las vecindades de **uno**. Por otro lado, en la medida que los valores de entrada no se parezcan a su centro la distancia será mayor y la función radial parecería tender a **cero**. Este proceso es una clasificación no lineal de las entradas.

3. En la capa de salida del modelo RBF, los valores obtenidos en las salidas de la capa oculta serían transformados por la función lineal que permite aproximar los valores  $z$  a los valores deseados, mediante la combinación lineal que se sucede en esta capa entre sus pesos y el resultado de aplicar la función radial. Es decir,

$$z = \sum w_i G(\bullet) \dots \dots \dots (17)$$

4. El tiempo de entrenamiento es substancialmente inferior al requerido por otros algoritmos. Es una pasada hacia adelante en la mayoría de los casos. La diferencia la establece si se incorpora en la salida del modelo de entrenamiento,

una supervisión a través del control del error que se produce entre los valores calculados y los observados, conduciendo a una retropropagación del error.

5. Alrededor del algoritmo clásico iniciado por Broomhead y Lowe, se han implementado algoritmos que contribuyan a la mejor selección de los centros y anchos de las funciones radiales.

6. Nuevos cambios incorporados a las funciones de activación de salida originan nuevos modelos de entrenamiento. Tal es el caso de las redes neuronales GRNN (Generalized Regression Neural Network) y PNN (Probabilistic Neural Network), PCANN (Principal Component Analysis Neural Network).

#### **3.4.1.3 Entrenamiento de una RBF**

Diferente a las redes supervisadas vistas anteriormente, en este caso, suponiendo un hiperplano definiendo un espacio  $N$ -dimensional, lo que pretende una red RBF es ejecutar una **correspondencia no lineal** entre los patrones de entrenamiento que definen el espacio de entrada al espacio oculto definido por la capa oculta y una **correspondencia lineal** desde este espacio al espacio de salida. Es decir definir a la salida una superficie que describa las entradas.

En vista de que esta superficie es desconocida, se acude un proceso de entrenamiento usando ejemplos representativos tanto para la entrada como para la salida.

De acuerdo a ello, han surgido variantes como producto fundamentalmente de las siguientes desventajas:

- De no conocer los centros (a veces el ancho) para cada función radial.

- De situaciones de singularidad presentes en la implementación del algoritmo con problema de dimensionalidad.
- De un gran volumen de entradas haciendo inmanejable la aplicación del algoritmo. Se presentan problemas de regularización. [30]

De acuerdo a Broomhead y Lowe el proceso de aprendizaje de la red RBF puede ser visto en dos fases:

**Fase de entrenamiento:** Constituye la optimización de un procedimiento de ajuste de una superficie que se define como producto de los ejemplos de entrada-salida presentados a la red.

**Fase de generalización:** Una interpolación entre los datos o interpolación realizada a lo largo de la superficie generada por un procedimiento de ajuste de la aproximación óptima de la superficie real.

De este modo en el sentido estricto de interpolación, podemos decir que existe una función que satisfaga la condición de interpolación  $F(x_i)=d_i$ , donde  $x_i$  son los puntos que describen la superficie de un espacio  $N$  dimensional y  $d_i$  representa su respuesta. Tal como lo describe esta función, la interpolación estricta se refiere a que la función está restringida a pasar por todos los puntos.

Es decir, es la aproximación óptima de la superficie real.

### **Clásico.**

Bajo esta premisa, tenemos que la función que puede describir dicha interpolación, de acuerdo a Powel sigue la siguiente forma.

$$F(x) = \sum_1^N w_i G(\|x - x_i\|) \quad (18)$$

donde la función  $F(x)$  está involucrada con la función lineal  $G(\bullet)$  y la combinación lineal con los pesos.

En forma matricial, sería

$$\mathbf{G}\mathbf{w} = \mathbf{z} \dots\dots\dots(19)$$

Cada elemento  $g_{j,i} = g(\|\mathbf{X}_j - \mathbf{X}_i\|), \quad j,i=1 \dots N$   
 $\mathbf{z} = [z_1, z_2, z_3, \dots, z_N]^T$   
 $\mathbf{w} = [w_1, w_2, w_3, \dots, w_N]^T$

Provistos que todas las observaciones son distintas, entonces  $G$  se podría decir que es positiva definida y por lo tanto los pesos podrían ser calculados mediante la inversa de  $G$ . Es decir

$$\mathbf{w} = \mathbf{G}^{-1}\mathbf{z} \quad (20)$$

Sin embargo se puede correr el riesgo de que la inversa de la matriz de interpolación  $G$  está próxima a ser singular. En este caso se procedería mediante la teoría de la regularización para perturbar la matriz mediante  $G = G + \lambda \mathbf{I}$ . [30]

De esta manera sería un aprendizaje directo, provocando cambio a los pesos que están ubicados entre la capa oculta y la capa de salida.

# Capítulo 4

## Modelo Propuesto

*En este capítulo se propone un diagrama de bloques para el sistema que se pretende implementar para llevar a cabo el procesamiento digital de imágenes y obtener una decisión del sistema para saber si el envase es bueno o malo, se da una breve explicación de cada uno de los bloques del sistema para tener un panorama de lo que abarcará cada proceso, se incluye el diseño del software que se ha desarrollado para la investigación, así como una breve explicación del sistema.*

---

## Modelo propuesto

### 4.1 Diagrama de bloques de la metodología propuesta

El siguiente diagrama representa la metodología planteada para resolver la correcta detección de fallas en el cuerpo del envase, teniendo presente la problemática del grabado en envases de vidrio:

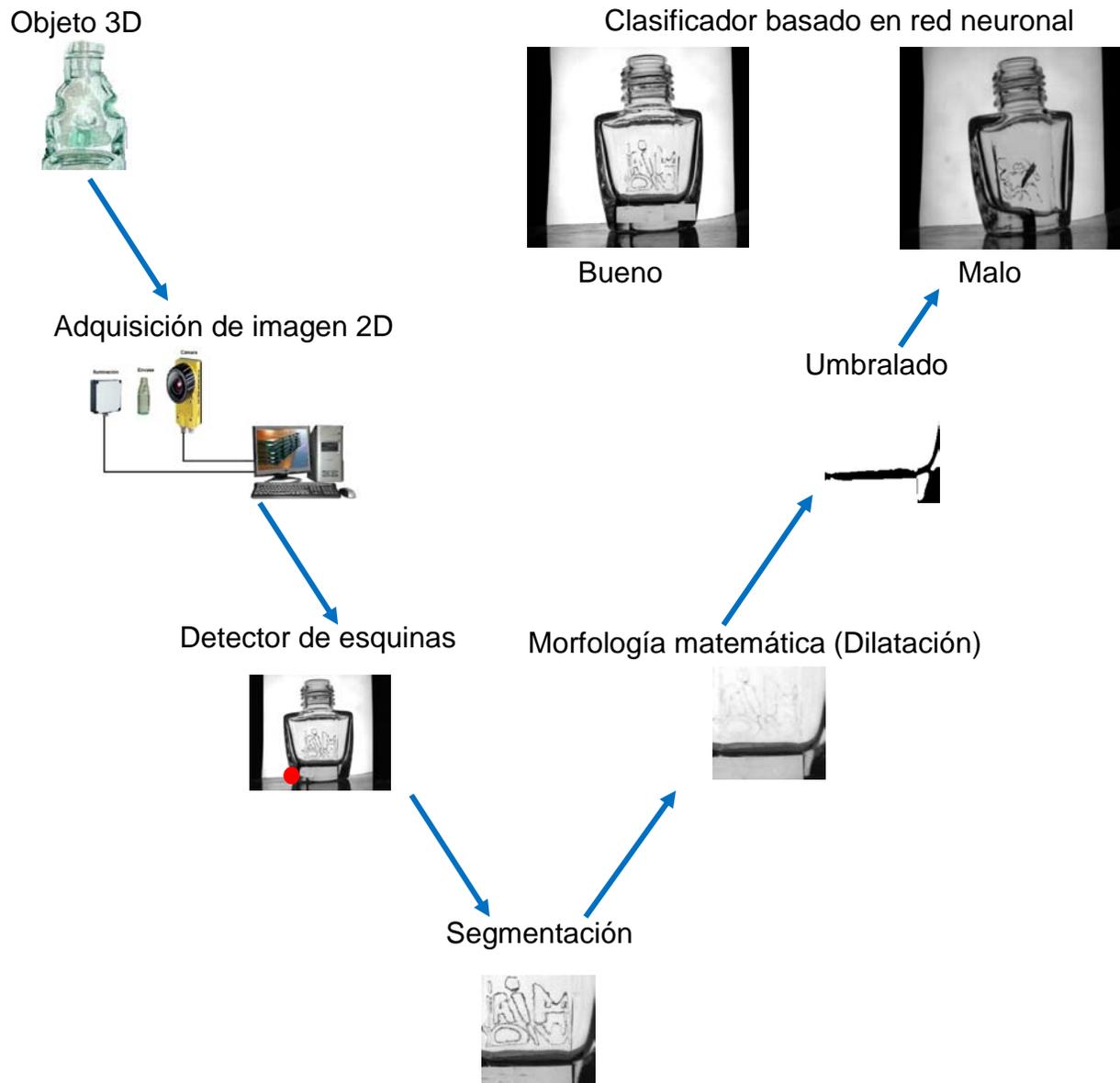


Figura 17. Esquema propuesto.

#### 4.1.1 Descripción de los bloques

##### **Objeto 3D**

El objeto 3D es el envase en forma física el cual sale de las líneas de producción y para este análisis se utilizó el envase llamado Air Wick con defectos y sin defectos.

##### **Adquisición de imagen**

La adquisición de imágenes se hizo con la ayuda de una cámara Cognex modelo 5100, tomadas en la empresa Vidriera México S.A. de C.V. (hoy en día Vitro Cosmos) que facilitó el set de muestras. La cámara toma las imágenes en escala de grises.

##### **Detector de esquinas**

Para este caso se utilizó el detector de esquinas de Harris, el cual permitió encontrar un punto común en todas las imágenes, para poder hacer un menor número de operaciones computacionales, seleccionando sólo un segmento de la imagen. En este caso se detectó la esquina inferior izquierda.

##### **Segmentación**

Una vez detectada la esquina antes mencionada se segmentó la parte central del cuerpo en donde se ubica el grabado y el área que será analizada. Se debe tomar en cuenta que solo en esta área, se encuentra o no el defecto.

##### **Morfología matemática**

Sobre la imagen digitalizada en escala de grises se aplicó morfología matemática (dilatación), para tratar de eliminar el grabado del envase sin eliminar la fractura.

##### **Umbralado**

El umbralado que se utilizó para obtener una imagen binaria que nos ayuda a tener a detalle el área de inspección, fue el método de Otsu. La importancia del

método de Otsu radica en que es automático, es decir, no necesita supervisión humana ni información previa de la imagen antes de su procesamiento.

### **Clasificador basado en red neuronal**

Para determinar si el envase es bueno o malo, se utilizó una red neuronal del tipo base radial tomando en cuenta que ésta tiene la característica de clasificar patrones de dimensiones grandes.

## **4.2 Fase de experimentación en Builder C++**

Las primeras pruebas se desarrollaron en Builder C++, en esta interfaz se incluyó la parte de Morfología Matemática, Umbralado de Otsu y decisión por comparación de imágenes, tomando en cuenta una imagen patrón sin defecto; se hizo una comparación entre la imagen que se obtiene y la imagen patrón, dependiendo de la variación con tolerancias + y -, se determina si el envase tiene o no defecto.

La interfaz de usuario se desarrolló tomando como punto de referencia diferentes software comerciales de procesamiento digital de imágenes, como son: menú de Archivo, Filtros, Color, Morfología, etc. se trató de hacer de fácil uso, amigable y robusto. A continuación se muestra la interfaz en la figura 18.

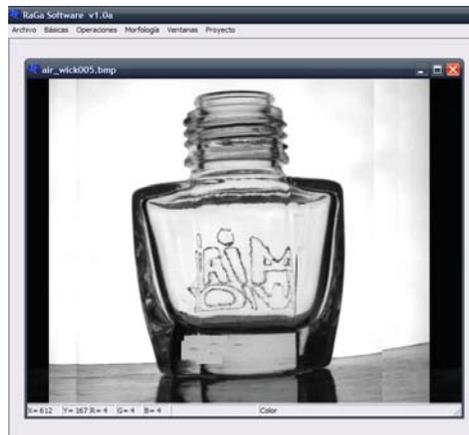


Figura 18. Interfaz de usuario general.

## Análisis y detección de fallas estructurales en envases de vidrio utilizando procesamiento digital de imágenes

El procedimiento que lleva a cabo la parte automática de este software, consiste en abrir la imagen que se va a procesar, posteriormente se selecciona el tipo de elemento de estructura que se aplica a la imagen. Para este ejemplo se usó un elemento de estructura de tipo disco diámetro 3.

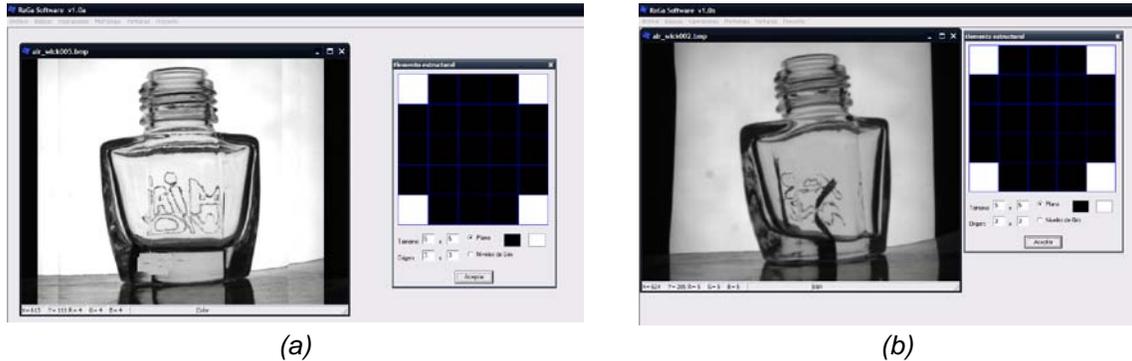


Figura 19. Elemento de estructura de tipo disco para imagen de envase sin defecto (a) y con defecto (b).

Una vez que se tiene un elemento de estructura seleccionado con las dimensiones y forma deseada, se procede a aplicar la operación morfológica de dilatación a la imagen en escala de grises.

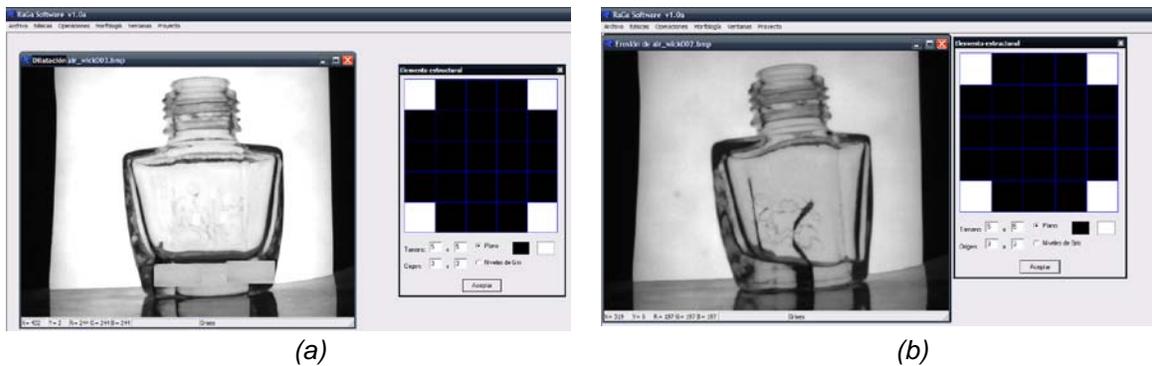
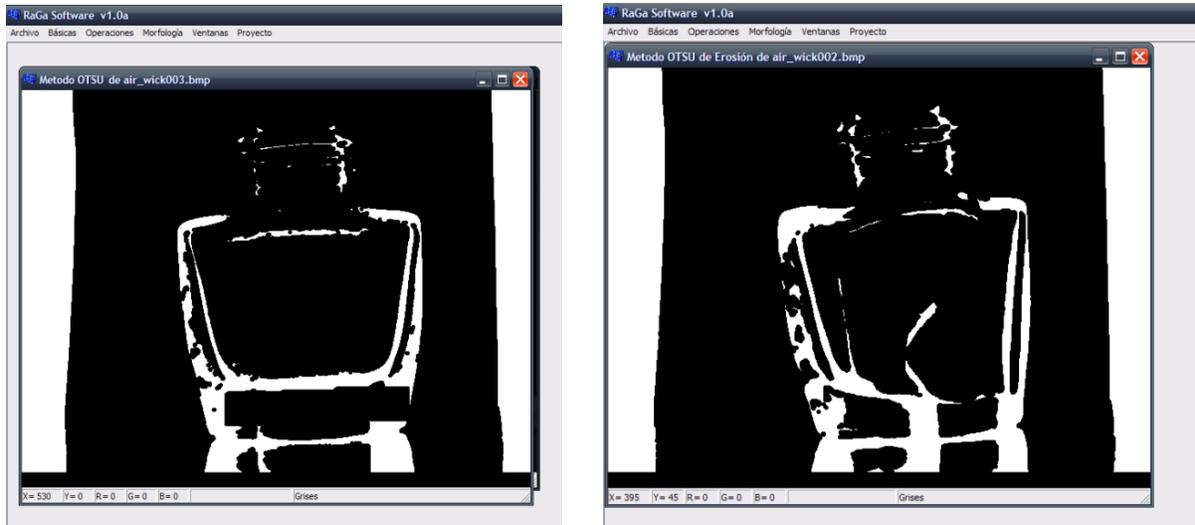


Figura 20. Dilatación con elemento de estructura de tipo disco para imagen de envase sin defecto (a) y con defecto (b).

Se aplicó el umbralado de tipo automático por el método de Otsu. Cabe destacar que también se realizó de forma manual dicho umbralado, con valores que fueron de 10 hasta 200 de niveles, con incrementos de 10 en 10. Una vez realizado el

## Análisis y detección de fallas estructurales en envases de vidrio utilizando procesamiento digital de imágenes

umbralado manual se encontró que el mejor resultado se obtuvo con un umbral de 100, todo esto por inspección visual.



(a)

(b)

Figura 21. Umbralado de Otsu de imagen sin defecto (a) y de imagen con defecto (b).

Después de haber obtenido el umbralado, se invirtió la imagen para determinar si la imagen del envase con fractura la mantenía aún o si la morfología matemática y el umbralado la habían eliminado.

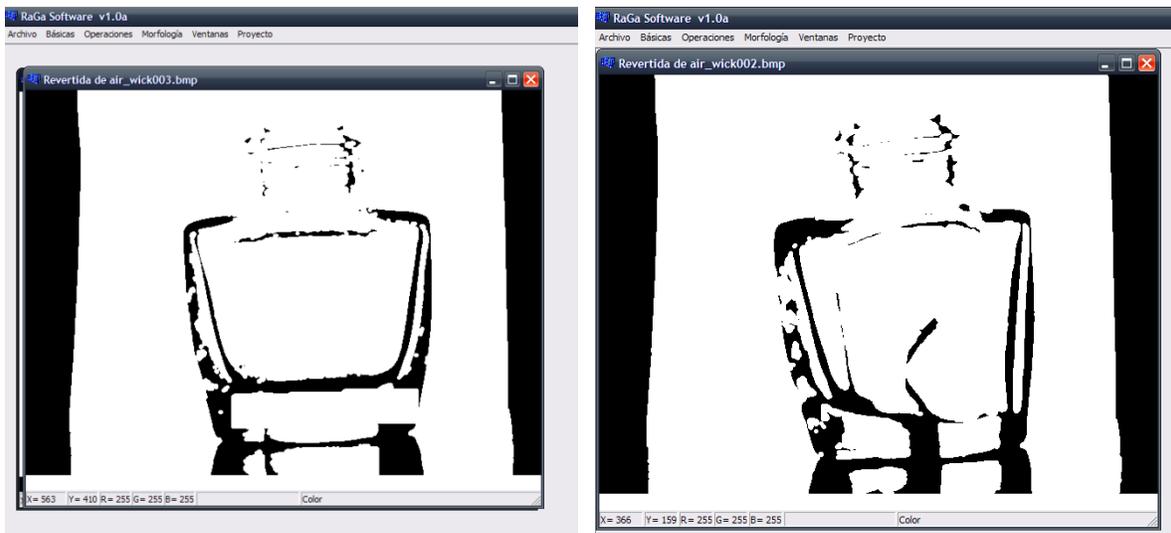


Figura 22. Revertida de imagen sin defecto (a) y de imagen con defecto (b).

El programa para la detección de fallas estructurales en envases de vidrio no cilíndricos y con grabado en el cuerpo desarrollado en Builder C++ ha sido programado hasta la parte del umbralado, faltó el desarrollo de detección de esquinas y la red neuronal de base radial.

### 4.3 Experimentos hechos en Matlab de metodologías empleadas actualmente

El experimento desarrollado por el Dr. Domingo Mery, se reprodujo utilizando como referencia la aplicación de filtros de mediana y media para revisar si la metodología propuesta por él sería una alternativa para utilizarla como base de esta investigación. Tras lo cual se determinó que para fallas grandes, medianas y algunas pequeñas podría ser una alternativa viable, aunque se pudo determinar que en fallas y detalles pequeños como lo son los puntos negros, estos fueron eliminados por completo. A continuación se muestran las imágenes con los resultados obtenidos, la figura 23 muestra la imagen original a la que se le aplicó los filtros, mientras que la figura 24, muestra en el inciso (a) la imagen original con fractura, en el inciso (b) se muestra el uso del filtro de media de 3X3, en el inciso (c) se muestra el uso de filtro de media de 9X9 y por último en el inciso (d) se muestra la representación del filtro de media de 19X19 que se aplicó sobre la imagen en escala de grises.



Figura 23. Imagen con defecto pequeño.

Análisis y detección de fallas estructurales en envases de vidrio  
utilizando procesamiento digital de imágenes

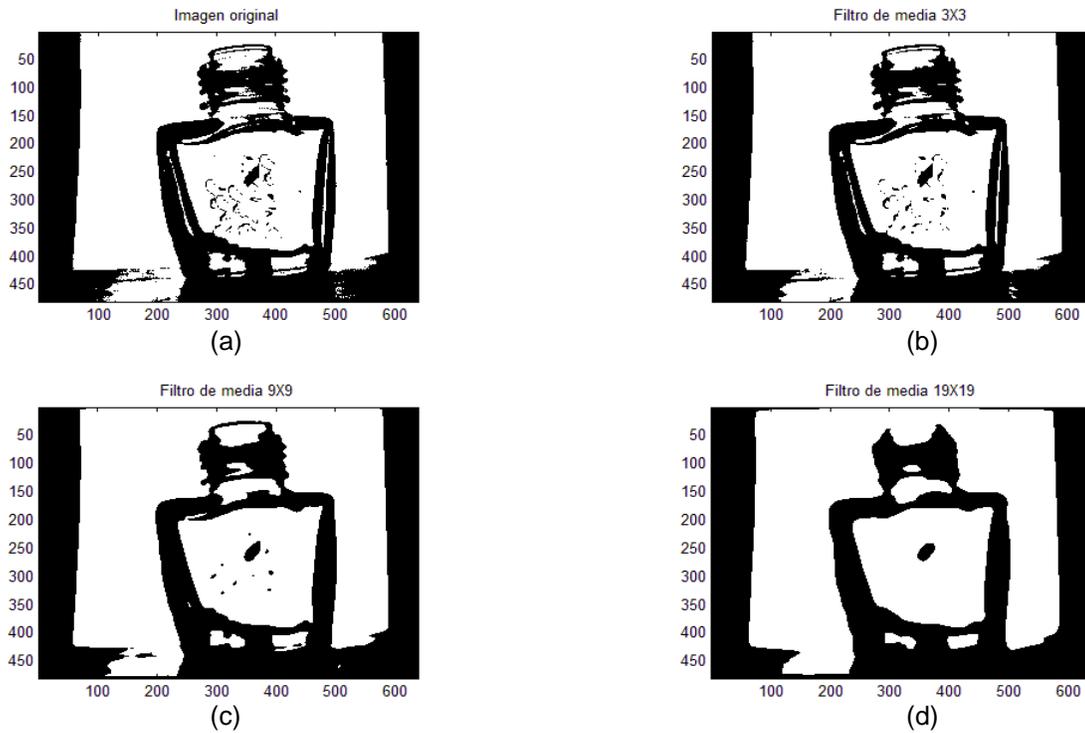


Figura 24. Imágenes binarias, (a) Original, (b) Filtro media 3X3, (c) Filtro media 9X9 y (d) Filtro media de 19X19.

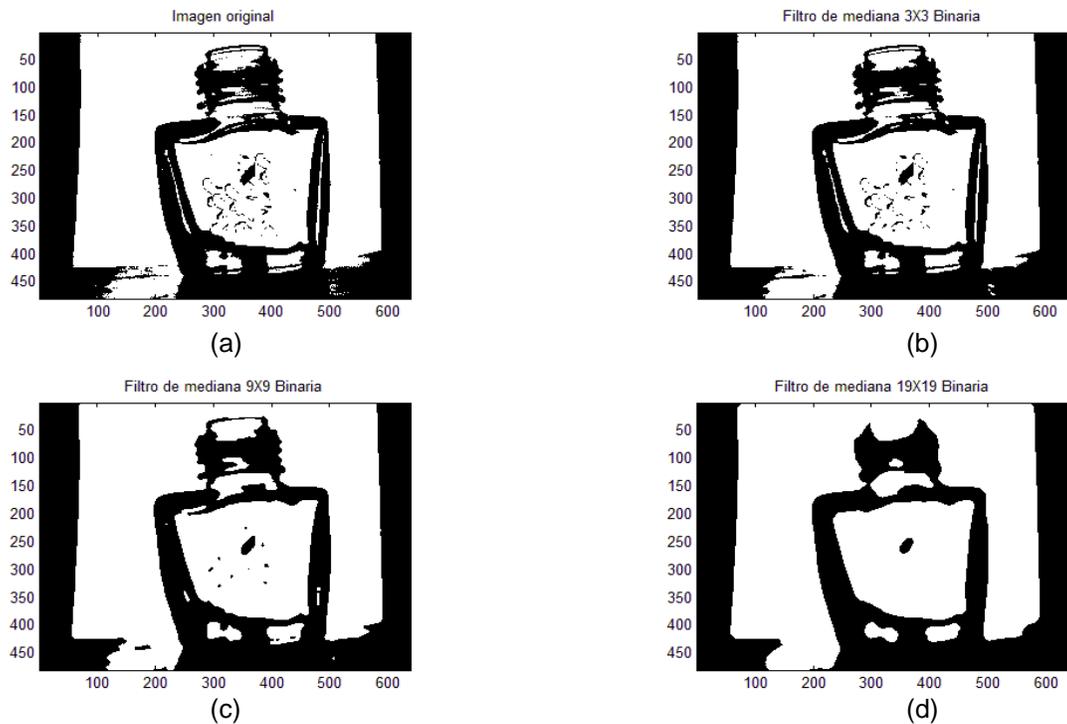


Figura 25. Imágenes binarias, (a) Original, (b) Filtro mediana 3X3, (c) Filtro mediana 9X9 y (d) Filtro mediana de 19X19.

En las figuras 24 y 25 se puede observar que cuando se aplica el filtro de media y mediana de 3X3, parte del grabado sigue ahí, por otro lado cuando se aplicó el filtro de media y mediana de 9X9 mejoró el resultado dado que el grabado es casi eliminado aunque no se elimina del todo. Por último se observa el del filtro de media y mediana de 19X19 nos muestra buenos resultados ya que elimina por completo el grabado y mantiene la fractura. En las siguientes figuras 26, 27 y 28, se representa el caso en el que no es funcional esta solución al problema que se pretende solucionar.



Figura 26. Imagen con defectos pequeños a la cual se aplico el filtro de media y mediana.

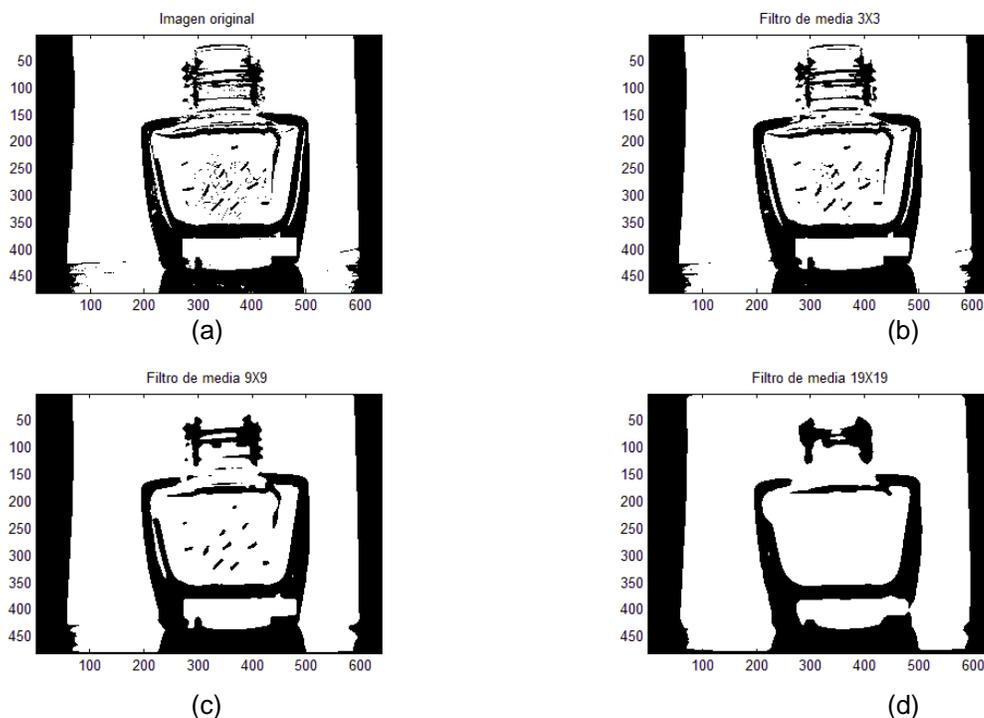


Figura 27. Imágenes binarias, (a) Original, (b) Filtro media 3X3, (c) Filtro media 9X9 y (d) Filtro media de 19X19.

Análisis y detección de fallas estructurales en envases de vidrio  
utilizando procesamiento digital de imágenes

---

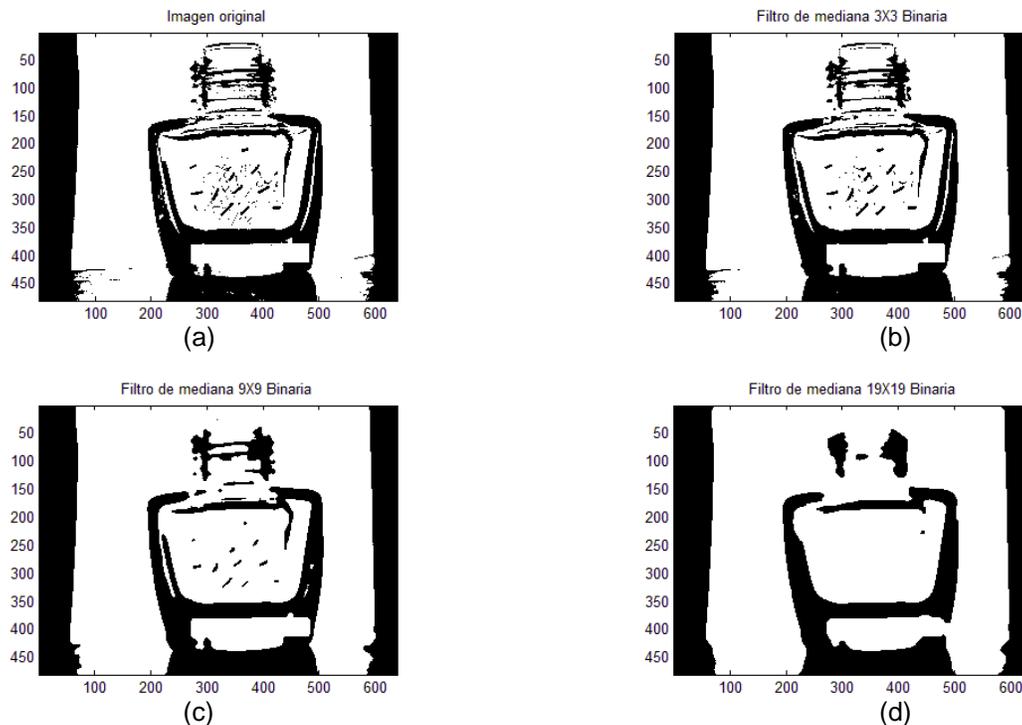


Figura 28. Imágenes binarias, (a) Original, (b) Filtro mediana 3X3, (c) Filtro mediana 9X9 y (d) Filtro mediana de 19X19.

Como se puede apreciar en las figuras 26, 27 y 28, el filtro de media y mediana con un filtro de 19X19 que había sido el que mejores resultados había entregado en el ejercicio anterior para fracturas pequeñas, en este caso que el envase cuenta con detalles más pequeños se eliminan por completo y también el grabado. Es por esta razón que para nuestro proyecto no es viable ocupar este tipo de filtros. Cabe mencionar que las pruebas se hicieron hasta el filtrado, utilizando filtros de media y mediana; la etapa de clasificación no se reprodujo ya que visualmente se comprobó su no viabilidad para el proyecto.

Por otra parte el proyecto desarrollado en la Escuela Superior Politécnica del Litoral en Guayaquil, por Braulio Andrés Ruiz Flores y Freddy Daniel Ullauri Ulloa, tiene como primera limitante que las condiciones bajo las que se tiene que tomar la foto es tener el área de trabajo (fondo y paredes laterales) en color blanco. Pensando en poder proponerlo como alternativa industrial, el crear una especie de caja blanca sobre las líneas de producción lo que no es problema; el problema

radica en que las bandas transportadoras blancas son más caras que las de color comercial (gris). Otro punto en contra es que estos envases salen directos de un templador de banda metálica, por lo que en muchas ocasiones los envases, por el uso continuo de la banda metálica, llegan a ensuciarse un poco de la base, esto provoca que la banda blanca tiene que estar limpiándose cada hora por lo menos para mantenerla limpia, y si lo que se quiere es tratar de optimizar el trabajo de las personas, no sería recomendable.

A continuación se muestran las imágenes obtenidas de la reproducción de este experimento.



Figura 29. Imagen original de un envase sin defecto.

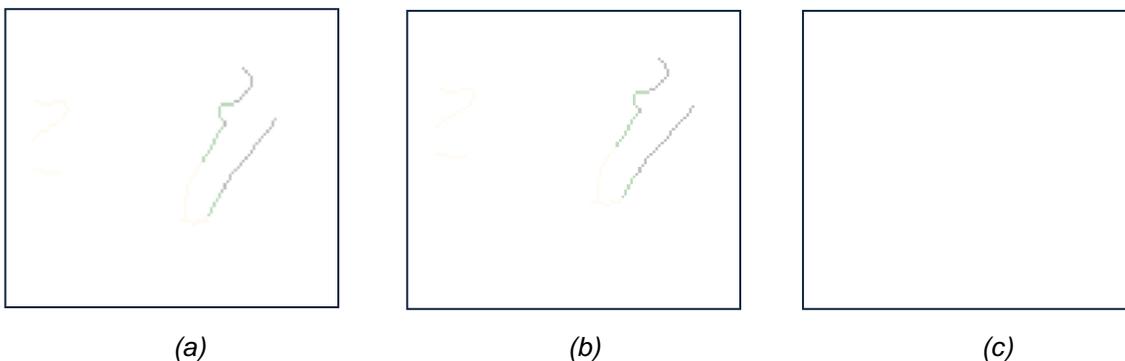


Figura 30. Imágenes obtenidas aplicando filtros de media, detector de bordes y quitando elementos iguales y menores a 60, (a) Sobel, (b) Prewitts y (c) Roberts.

En este caso de la imagen del envase sin defecto se puede ver que con los filtros de detección de bordes Sobel y Prewitts tenemos problemas ya que marca un detalle en la imagen que no debería aparecer, por otro lado parecería que Roberts

---

nos entrega buenos resultados, pero obtenemos el mismo resultado para un envase con fractura como se muestra en la figura siguiente.



Figura 31. Imagen original con defecto.

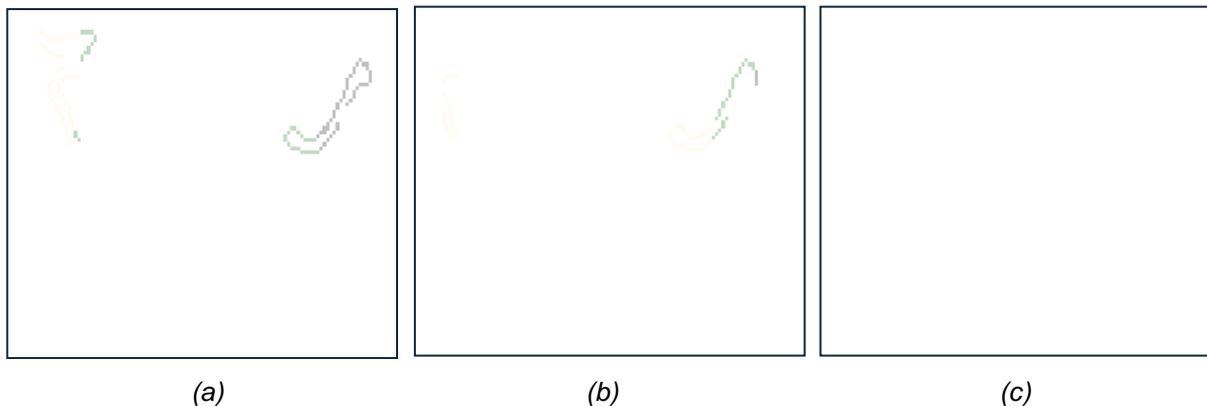


Figura 32. Imágenes obtenidas aplicando filtros de media, detector de bordes y quitando elementos iguales y menores a 60, (a) Sobel, (b) Prewitts y (c) Roberts.

Como podemos revisar en las imágenes 30 y 31, el filtro de Sobel si nos muestra la falla pero nos muestra parte del grabado del envase, en el caso de Prewitts vemos que está mostrándonos la fractura, pero aunque en esta imagen no se ve bien también nos muestra algunos detalles del grabado. Por último, como antes se había mencionado, el filtro de Roberts no muestra ningún detalle, por lo que esta alternativa que para envases ovalados funcionó, para el caso de nuestro envase no ayuda a solucionar el problema.

## 4.4 Experimento de Metodología propuesta

Los experimentos que se realizaron se hicieron con la finalidad de eliminar el grabado de un envase de vidrio, al que se le ha denominado en el ámbito comercial Air Wick, y poder determinar si los envases tienen algún defecto en el cuerpo o si el envase es bueno, para esto se utilizó el software de aplicaciones de laboratorio Matlab® y su compendio de herramientas para procesamiento digital de imágenes. Asimismo, se aplicaron diferentes tipos de elementos de estructura haciendo uso de la morfología matemática, la dilatación fue la operación realizada para este trabajo. La figura 33 ilustra la estructura física de un envase Air Wick sobre el que se realizaron los experimentos y que se muestra sin defectos.

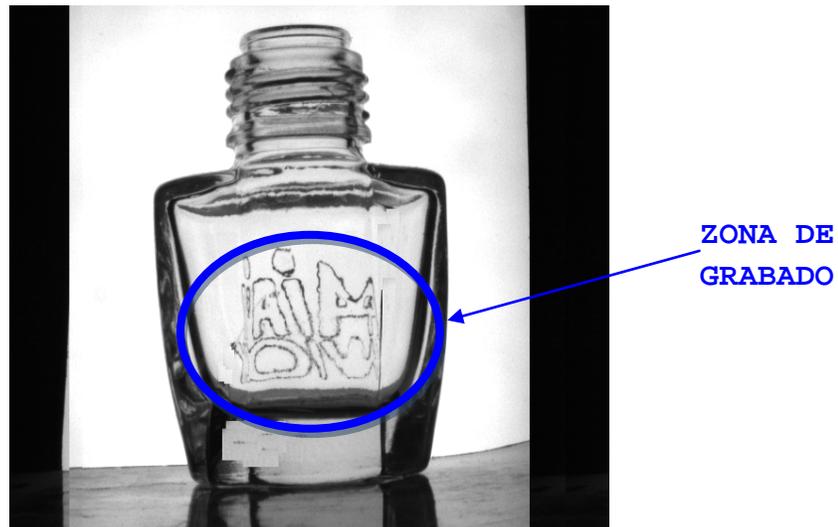


Figura 33. Envase Sun Flower.

Los elementos de estructura que fueron probados para determinar que elemento de estructura ofrecía el mejor resultado para la eliminación del grabado fueron los siguientes:

1. Cuadrado (figura 34 (a))
2. Rectángulo (figura 34 (b))
3. Línea horizontal (figura 34 (c))
4. Línea vertical (figura 34 (d))
5. Diamante (figura 34 (e))

6. Octágono (figura 34 (f))

7. Disco (figura 34 (g)).

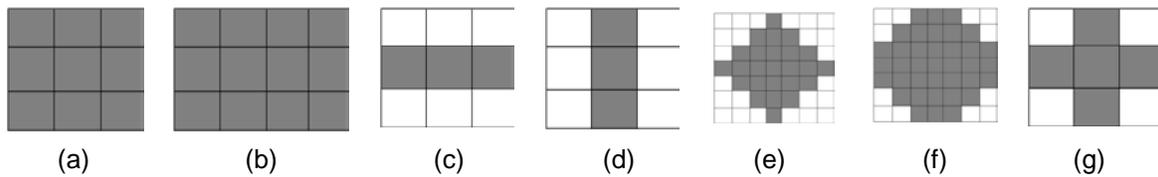


Figura 34. (a) Elemento de estructura cuadrado, (b) Elemento de estructura rectángulo, (c) Elemento de estructura línea horizontal, (d) Elemento de estructura línea vertical, (e) Elemento de estructura diamante, (f) Elemento de estructura octágono, (g) Elemento de estructura disco.

Se probaron elementos de estructura de dimensiones: 3X3, 5X5, 7X7, 9X9 y 11X11 pixeles con el tipo cuadrado, de diámetro 1, 3, 5, 7, 9 con el tipo disco, de 5X5, 7X7, 9X9, 11X11 y 13X13 con el tipo diamante, en el caso de los de tipo octágono se emplearon dimensiones de 3X3, 6X6, 9X9 y 12X12 por lado, es decir, que en el caso de 3X3 teníamos un elemento de estructura como el que se muestra en la fig. 34 (f). En los de tipo rectangular fueron dimensiones de 3X5, 5X7, 7X9, 9X11 y 11X13, con el tipo línea horizontal se utilizaron dimensiones de 1X3, 1X5, 1X7, 1X9 y 1X11, por ultimo con el tipo línea vertical se utilizaron dimensiones de 3X1, 5X1, 7X1, 9X1 y 11;1. Se realizaron pruebas con 10 envases sin defecto y 40 envases con defecto; en el caso del elemento de tipo cuadrado de dimensión 7X7, si elimina el grabado y había perdida mínima del defecto, ya que si el elemento de estructura es menor no elimina por completo el grabado y si el elemento de estructura es mayor se empieza a perder la fractura.

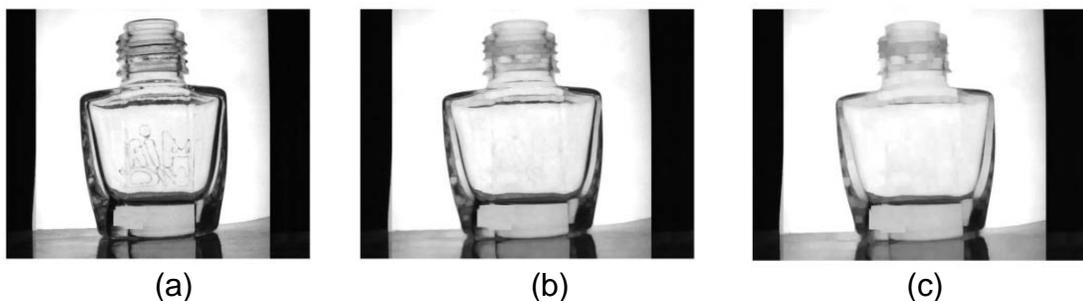


Figura 35. Envase sin fractura dilatado con: (a) elemento de estructura 3X3 cuadrado, (b) elemento de estructura 7X7 cuadrado, y (c) elemento de estructura 11X11 cuadrado.

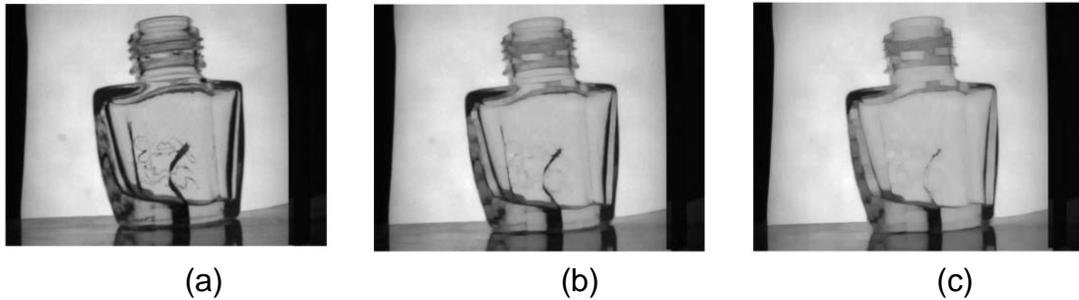


Figura 36. Envase sin fractura dilatado con: (a) elemento de estructura 3X3 cuadrado, (b) elemento de estructura 7X7 cuadrado, y (c) elemento de estructura 11X11 cuadrado.

En las figuras 35 a la 36 se ilustran los resultados obtenidos sobre imágenes con y sin fracturas, después de haberles aplicado la dilatación utilizando diferentes elementos de estructura.

Con elementos de estructura como el tipo línea horizontal y vertical, en ninguna de las dimensiones probadas se eliminó por completo el grabado y hay pérdida considerable de información cuando hay fractura. Con el tipo diamante de dimensiones 5X5 se eliminó el grabado en los envases sin fractura y en los envases con fractura nos elimina algunos detalles de la fractura, y además, cabe mencionar que este elemento de estructura es de 5 por lado, es decir, que se ocupa en realidad un elemento de estructura de 9X9 tomado como referencia el uso completo de tal elemento.

El elemento de estructura de tipo rectángulo de dimensión 7X9 ayuda a la eliminación del grabado del envase sin fractura, aunque en los envases con fractura, le elimina algunos detalles. Los elementos de estructura de este tipo con dimensiones más pequeñas mantienen parte del grabado y si son más grandes se elimina en gran medida el área de la fractura. También ocupamos el de tipo octágono, y con éste al ocupar un elemento de estructura de dimensión 3X3, quitó el grabado en el envase sin fractura y se eliminó parte de la fractura en el envase con fractura, el elemento de estructura es como el que se muestra en la figura 34.

Como se mencionó anteriormente, se utilizó el elemento de estructura de tipo disco, ya que de acuerdo a las pruebas realizadas con los diferentes tipos de elementos de estructura fue el que mejores resultados produjo, las dimensiones que probaron ser las idóneas fueron la de diámetro 1 y 3, ya que con estas dimensiones se logra obtener la eliminación del grabado y mantener los defectos del envase; en algunos casos, se observó que permanecían defectos estructurales pequeños. Con el elemento de estructura de tipo disco con dimensiones mayores e iguales a 5, se tuvieron pérdidas de información de la fractura y no era posible detectar defectos más pequeños.

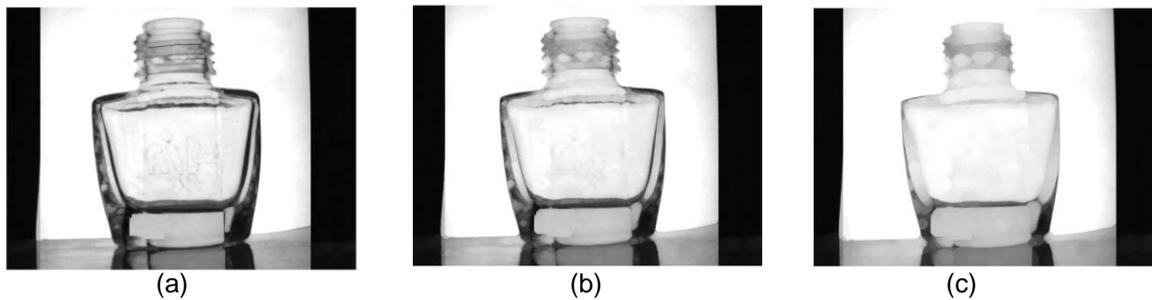


Figura 37. Envase sin fractura dilatado con: (a) elemento de estructura diámetro 1 de tipo disco, (b) elemento de estructura diámetro 3 de tipo disco y (c) elemento de estructura 5 de tipo disco.

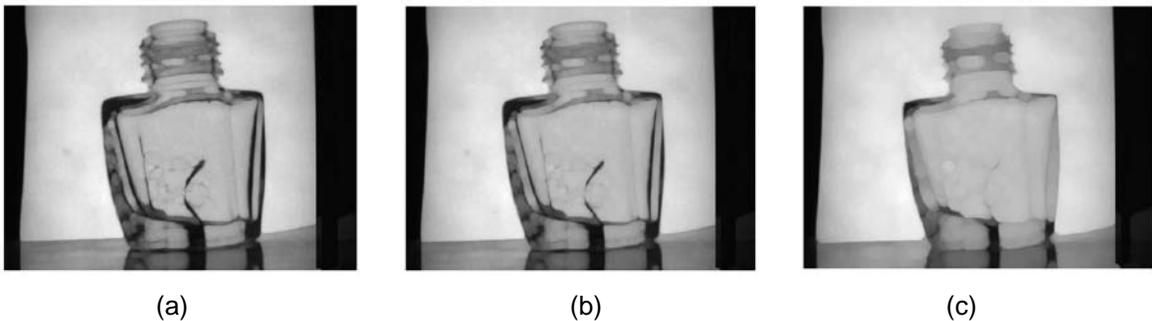


Figura 38. Envase con fractura dilatado con: (a) elemento de estructura diámetro 1 de tipo disco, (b) elemento de estructura diámetro 3 de tipo disco y (c) elemento de estructura 5 de tipo disco.

En la figura 37 incisos a, b y c, se muestra la dilatación de un envase con fractura utilizando diferentes tamaños de elemento de estructura tipo disco aplicados sobre imágenes en escala de grises.

Se usó el método de umbralado de Otsu, con lo que se obtiene una mejor visión de cómo se ve la fractura una vez eliminado el grabado.

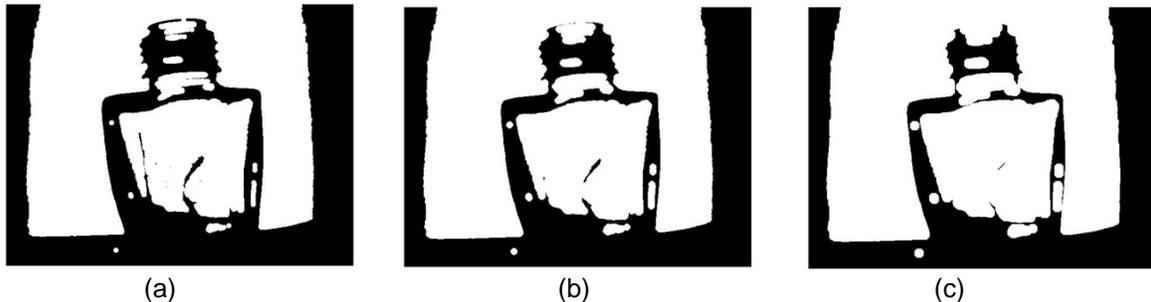


Figura 39. Envase con fractura umbralado y dilatado con: (a) elemento de estructura 3X3 disco, (b) elemento de estructura 5X5 disco y (c) elemento de estructura 9X9 disco.

Después de haber realizado estas pruebas con los diferentes tipos de elementos de estructura, queda definido que el elemento de estructura a utilizar en esta investigación será el de tipo disco diámetro 3, esto dado a las características de su estructura la que nos proporciona una diferencia mínima con respecto a la fractura de la imagen original, dando los mejores resultados.

Toda vez que ha sido seleccionado el elemento de estructura, se procede a continuar con el procesamiento digital de imágenes y con el desarrollo del programa en general.

Antes que todo se procedió a tener un conjunto de muestras que oscilara entre 50 y 100 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.

La captura de la imagen fue realizada con una cámara digital de tipo industrial marca Cognex, modelo 5100 esto con la finalidad de tener las imágenes digitales en la computadora para poderlas trabajar. Las condiciones que debería reunir este sistema es colocar la cámara Cognex 5100 en una banda transportadora de frente

---

a nuestro envase con una iluminación blanca de diodos emisores de luz. Se pasaron los envases por la banda transportadora con lo cual obtuvieron 10 imágenes de envases buenos y alrededor de 40 envases con defectos, estas imágenes obtenidas fueron las consideradas para esta investigación.



Figura 40. Imágenes sin defectos.



Figura 41. Imágenes con defectos.

A las imágenes se les aplicó erosión de la morfología matemática con la cual nos aumentaba el tamaño de los píxeles negros y se determinó que no se obtenían buenos resultados, ya que no ayudó a quitar el grabado. Otro experimento fue aplicar dilatación, con lo cual obtuvimos la eliminación del grabado; como se mencionó anteriormente; el elemento de estructura con el que se trabajó fue uno de tipo disco de diámetro 3.



Figura 42. Imágenes de muestra con defectos.



Figura 43. Imágenes muestra sin defectos.



Figura 44. Morfología matemática (dilatación con elemento de estructura tipo disco de diámetro 3) de imágenes con defectos.



Figura 45. Morfología matemática (dilatación con elemento de estructura tipo disco de diámetro 3) de imágenes sin defectos.

Se experimentó con umbralado para dejar mejor definido el defecto en caso de que el envase lo tuviera, de lo contrario obtendríamos una imagen con fondo blanco. Para ello se aplicó umbralado a prueba y error, probando con valores de 10, 20, 30,...,200. El que dio mejores resultados fue el de 150, se determinó que los valores de los píxeles que eran menores a 150 se hicieron 0 y si son mayores a 150 toman el valor de 255; se probó también con el método Otsu el cual nos entregó buenos resultado además de ser un umbralado automático.



Figura 46. Imágenes umbraladas de envases con defectos.



Figura 47. Imágenes umbraladas de envases sin defectos.

La siguiente prueba fue segmentar la imagen, esta primera segmentación se hizo manualmente, dejando la parte central del cuerpo del envase, para ver si permanecía la falla dentro de esa área segmentada; obteniendo como resultados que cuando tenemos un envase con defecto, éste queda dentro de esa área y cuando no la imagen queda en blanco como se muestra .

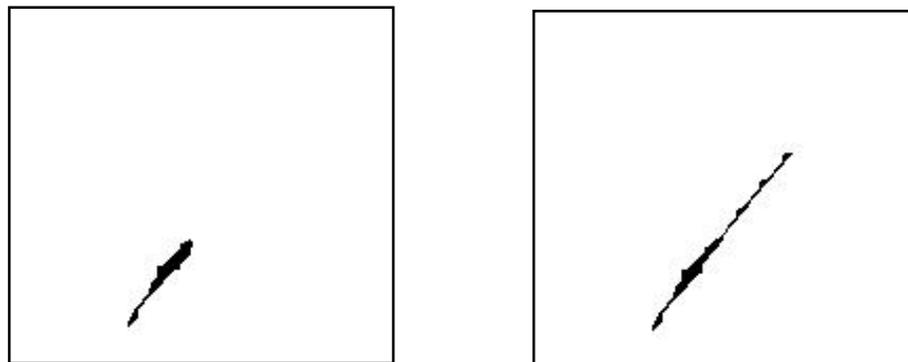


Figura 48. Imágenes segmentadas de envases con fractura.

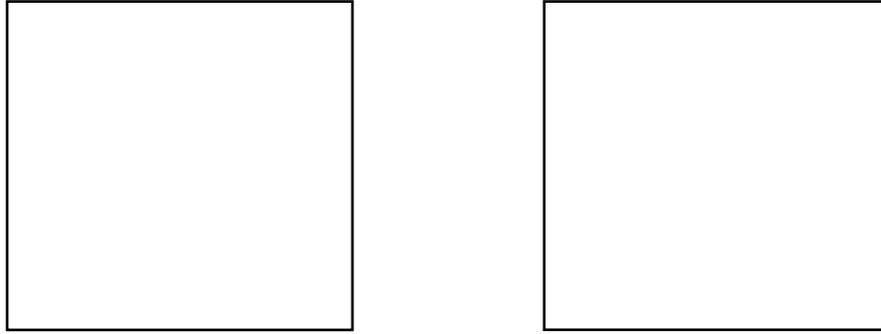


Figura 49. Imágenes segmentadas de envases sin fractura.

Para poder tener un clasificador automático se utilizó una red neuronal de tipo Hopfield, la cual desbordó al programa Matlab dado que teníamos una matriz de 640 X 480 lo que nos da una matriz total de 307,200 elementos, a esto habría que sumarle que fueron 10 envases para la fase de entrenamiento, para entrenar a la red se tomaron 10 muestras, 5 buenas y 5 malas, la prueba hecha en Visual C++ también desbordó el programa, por lo tanto, se determinó que la red Hopfield con demasiados datos no es funcional dejando abierta la posibilidad para usarla con alguna condición que nos permita tener menos datos como sería sacar la mediana de un matriz de 25 por 25 con lo cual podría ayudarnos a solucionar el problema.

Tomando en cuenta los resultados antes comentados de una imagen muy grande y que sólo necesitábamos determinar el defecto en el área del envase, se segmentó la imagen automáticamente. Para lograr esto se aplicó un detector de esquinas de tipo Susan, el cual detecta varios puntos en diferentes lugares de la imagen pero ni uno solo en algún lugar que se pueda utilizar de referencia, es decir no hay un punto en común en las 50 diferentes imágenes, por otro lado se utilizó el detector de esquinas de Harris, en él se mostró que todas las imágenes tienen un punto en común que está en la esquina inferior izquierda del envase, por lo cual este sería la solución para partir de un punto característico y tomar solo la sección del envase que deseamos inspeccionar.

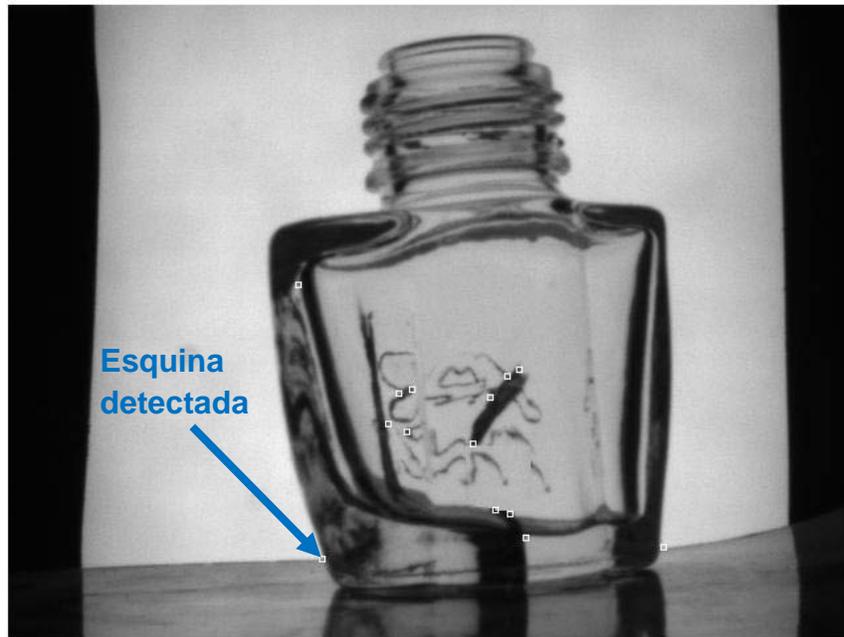


Figura 50. Detección de esquina envase con defecto.

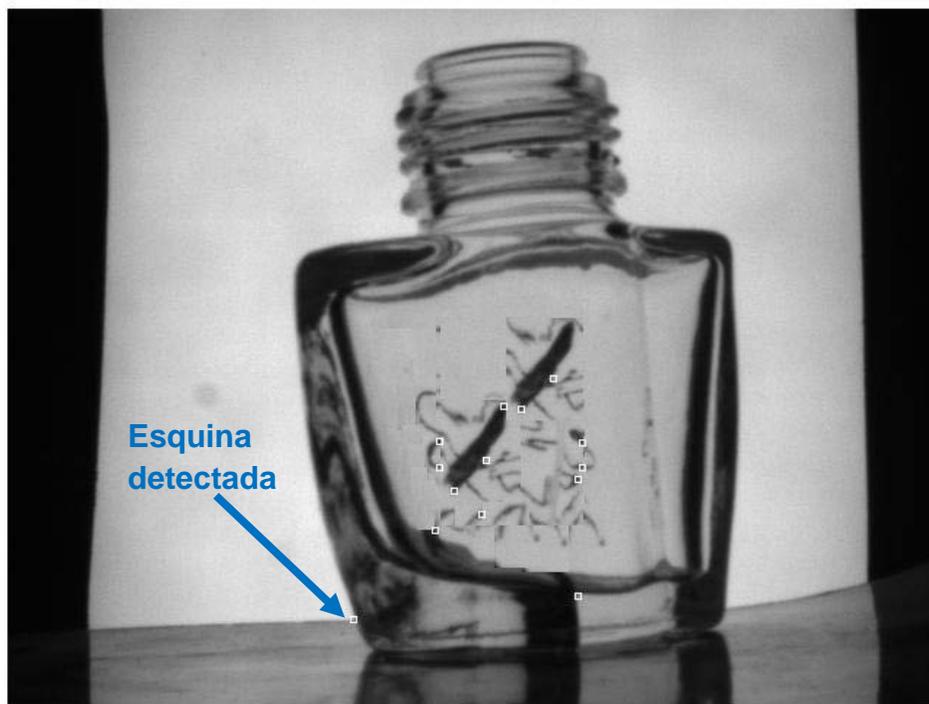


Figura 51. Detección de esquina envase 2 con defecto.

En esta parte se determinó el tamaño del segmento a usar que fue de 200 X 200 píxeles que es la parte central del envase y en donde normalmente aparecen los defectos.

---

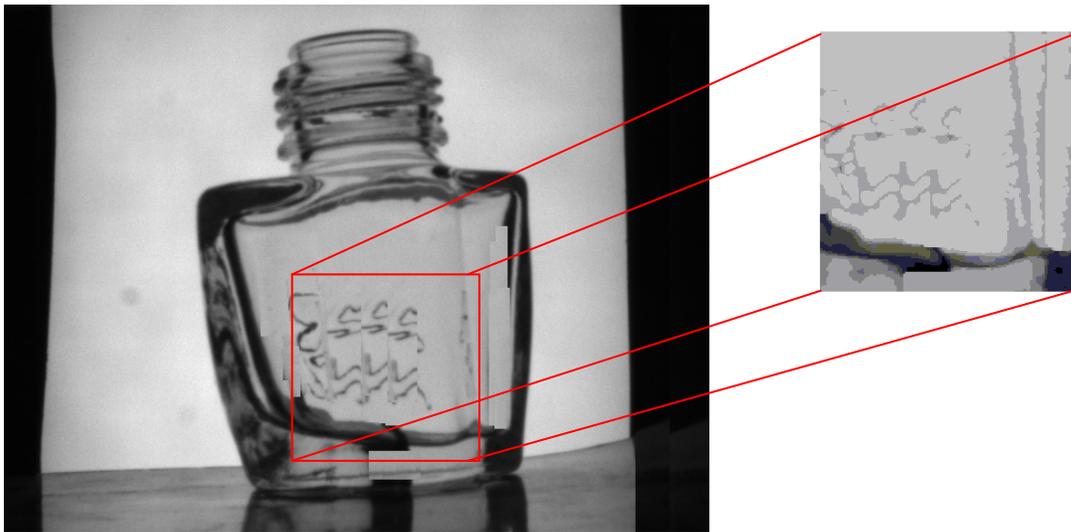


Figura 52. Segmento de 200 X 200 de imagen sin defecto.

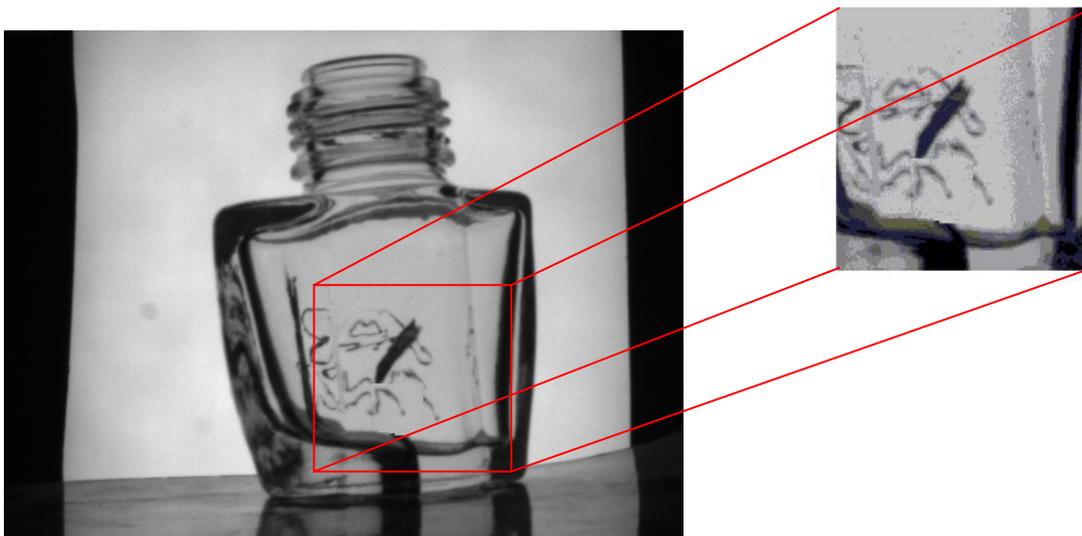


Figura 53. Segmento de 200 X 200 de imagen con defecto.

Al segmento de la imagen obtenida, se le aplicó dilatación morfológica, con un elemento de estructura de diámetro 3 de tipo disco, teniendo como resultado el

que aparece en la figura 54 que fue aplicado a la imagen del envase con y sin defecto.

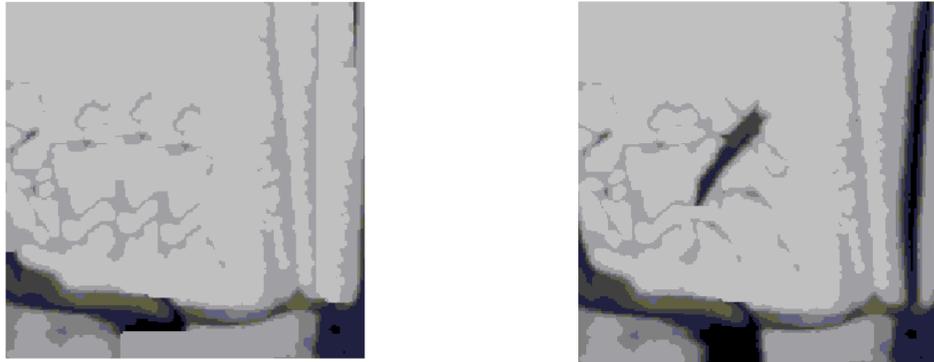


Figura 54. Del lado izquierdo dilatación del envase bueno; del lado derecho dilatación del envase con defecto.

A las imágenes obtenidas de la dilatación morfológica, se aplicó el umbralado de 160 para obtener la imagen binaria sobre el segmento de interés.

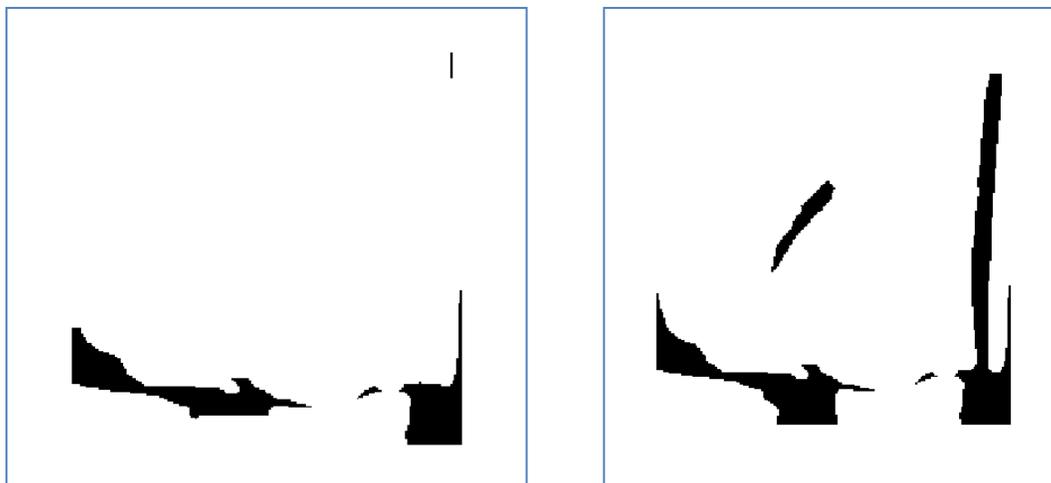


Figura 55. Imágenes binarias: del lado izquierdo el segmento del envase bueno, del lado derecho el envase con defecto.

Se entrenó la red neuronal de función base radial con 10 imágenes, 5 de ellas eran buenas y las otras 5 con defecto, se probaron con 10, 20, 30 y 40 neuronas en la capa oculta y sólo con 30 neuronas se probó cambiar el número de iteraciones de entrenamiento hasta 750.

---

Por último, la matriz de la imagen, se pasó por una red neuronal de tipo base radial que había sido previamente entrenada con 10 envases, 5 de ellos sin defecto y los otros 5 con defecto. Esta red determina si el envase que se está evaluando es sin defecto o con defecto; el programa manda un mensaje como alguno de los que se muestran a continuación:

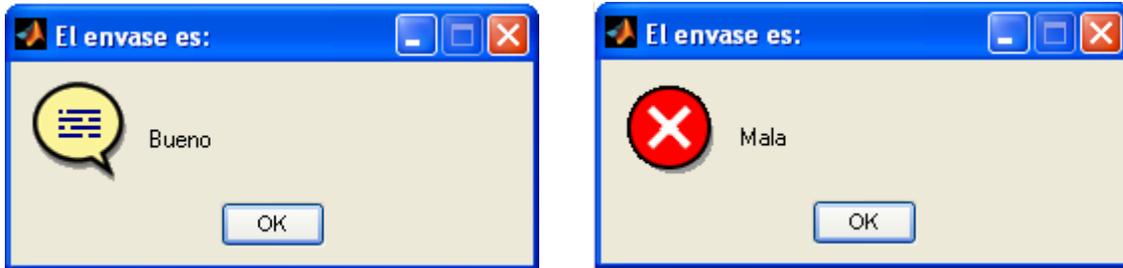


Figura 56. Imágenes de los mensajes de si es bueno (imagen izquierda) o malo (imagen derecha) el envase.

# Capítulo 5

## Pruebas y resultados

*En este capítulo se explica y se muestran los resultados obtenidos a lo largo del trabajo de investigación al aplicar el detector de esquinas de Harris para segmentar la imagen, el uso de la morfología matemática a envases de vidrio no cilíndricos y con grabado en el cuerpo para la eliminación del grabado, el umbralado de la parte segmentada y con ayuda de una red neuronal de función de base radial determinar si el envase es bueno o malo.*

---

## Pruebas y resultados

El resultado de haber probado con diferentes elementos de estructura se especifica en la siguiente tabla:

Tabla 7. Pruebas de los elementos de estructura.

Exp.	Elemento de Estructura Cuadrado	Elemento de Estructura Rectángulo	Elemento de Estructura Línea Horizontal	Elemento de Estructura Línea Vertical	Elemento de Estructura Diamante	Elemento de Estructura Octágono	Elemento de Estructura Disco
1	Ng	Ng (3X5)	Ng	Ng	SgPf	SgPf	Sg
2	SgPf	SgPf (5X7)	Ng	Ng	SgPf	SgPf (6X6)	Sg
3	SgPf	SgPf (7X9)	Ng	Ng	SgPf	Na	SgPf
4	SgPf	SgPf (9X11)	Ng	Ng	SgPf	SgPf	SgPf
5	SgPf	SgPf (11X13)	Ng	Ng	SgPf	SgPf (12X12)	SgPf

**\*No se eliminó el grabado= Ng**

**Se eliminó el grabado= Sg**

**Se eliminó el grabado y parte de la fractura= SgPf**

**No aplica = Na**

De acuerdo a la tabla 2 es que se determinó que el elemento de estructura que se adapta a nuestras necesidades es el de tipo disco, pudiendo ser el de diámetro 1 o 3, tomando en cuenta que el de diámetro 1 nos dejaba algunos pequeños puntos del grabado, se decidió utilizar el de diámetro 3.

Para la detección de esquinas se realizó la prueba con dos detectores, los cuales fueron Susan y Harris; de estos dos se pudo ver que el de Susan no detectaba un punto similar en todas las imágenes, por el contrario Harris detecto siempre la esquina inferior izquierda del envase y de ahí se segmentó la imagen.

**Análisis y detección de fallas estructurales en envases de vidrio utilizando procesamiento digital de imágenes**

Tabla 8. Pruebas de detección de esquinas.

Detector de Esquinas	Punto característico en todas las imágenes	Detección de punto característico en las 50 imágenes
Susan	No	No
Harris	Si	Si

De la tabla anterior se demuestra que el detector de Harris es el detector de esquinas, idóneo para poder segmentar posteriormente.

De las pruebas de umbralado se obtuvieron los siguientes resultados:

Tabla 9. Resultados de los diferentes Umbrales probados.

Umbral	Resultado
20-90	Se mantiene el grabado
100	Se elimina por completo el grabado y se mantiene la fractura
110-220	Se elimina el grabado y empieza a ver algunas pérdidas de información de la fractura

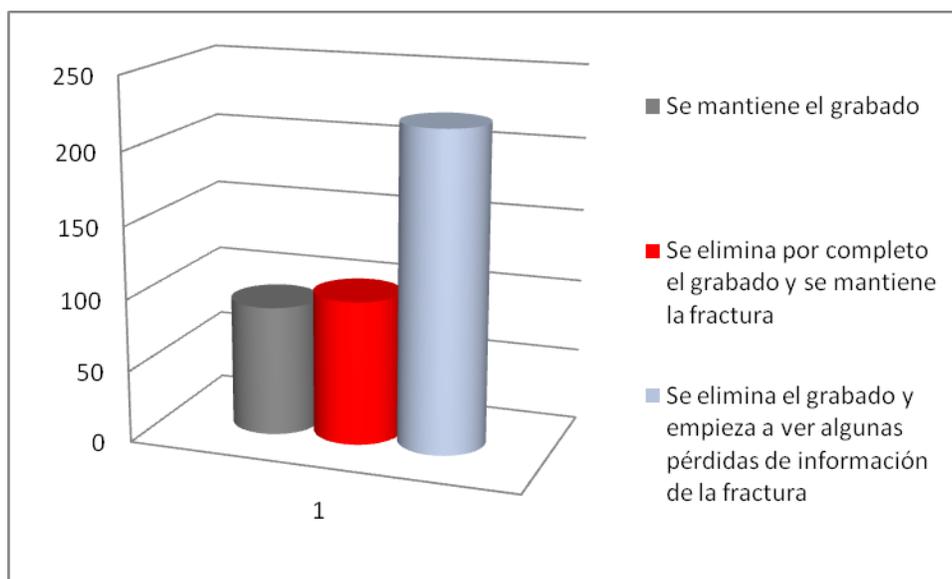


Figura. 57. Gráfica representativa de umbral óptimo.

## Análisis y detección de fallas estructurales en envases de vidrio utilizando procesamiento digital de imágenes

Como se mencionó anteriormente en el apartado 4.4, se determinó que la red neuronal de tipo Hopfield no podía resolver el problema ya que en la fase de entrenamiento con 10 envases se desbordaba tanto en Matlab como en Visual C++.

Los resultados obtenidos de la red neuronal de función base radial, funciona mejor con 40 neuronas en la capa oculta o capa intermedia y con 500 iteraciones de entrenamiento que cualquiera de las otras, ya que las de 10, 20 y 30 marcaban error en el envase 3 de las imágenes buenas. A continuación se muestra una tabla con los resultados de las pruebas.

Tabla 10. Pruebas de la red neuronal de función de base radial.

Prueba	Aciertos en		Número de neuronas en la capa oculta o capa intermedia	Iteraciones	Efectividad
	Envases buenos	Envases malos			
1	9	40	10	500	97.5
2	9	40	20	500	97.5
3	9	40	30	500	97.5
4	9	40	30	750	97.5
5	10	40	40	500	100

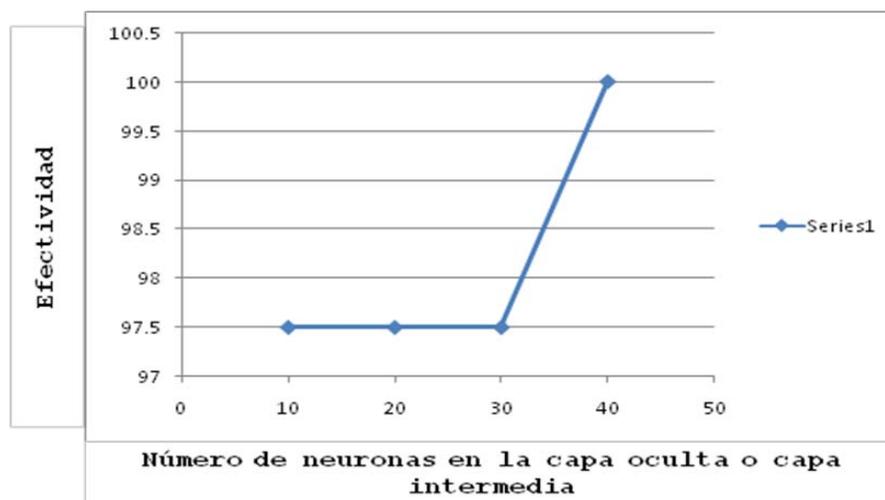


Figura 58. Gráfica del número de neuronas en la capa oculta contra la efectividad.

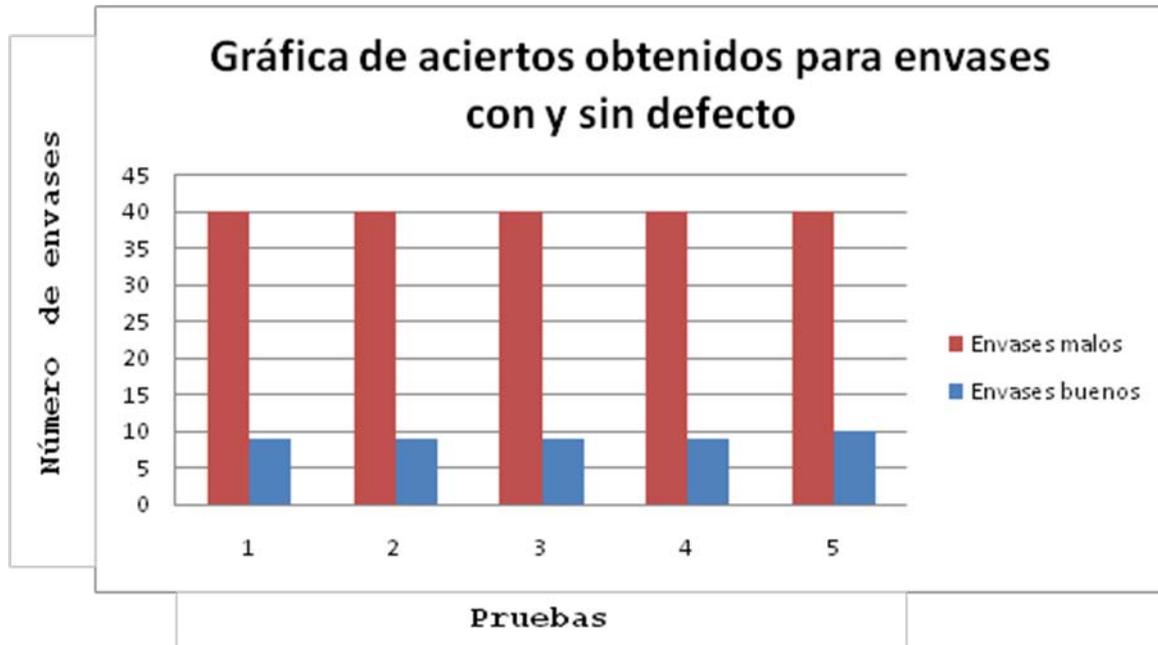


Figura 59. Gráfica de las pruebas contra número de envases.

De lo anterior podemos definir que la red neuronal de base radial dado que está diseñada para funcionar mejor cuando tiene más datos para su entrenamiento, ha dado buenos resultados.

# Capítulo 6

## Aspectos finales

*En este capítulo se dan las conclusiones obtenidas del proceso de investigación acerca de la eliminación del grabado de los envases de vidrio no cilíndricos y con grabado en el cuerpo así como los posibles trabajos a futuro que podrían desarrollarse.*

---

## Aspectos finales

### 6.1 Conclusiones

Para la morfología matemática se determinó que el mejor elemento de estructura para eliminar el grabado de los envases de vidrio no cilíndricos y con grabado en el cuerpo han sido los de tipo disco, específicamente los de diámetro 3, ya que es con el cual se han obtenido muy buenos resultados al aplicar este tipo de elemento de estructura. Este método posibilitó la detección de fallas, inclusive cuando tienen puntos negros en el cuerpo, podemos decir que ha sido una herramienta importante en el desarrollo de este trabajo.

De acuerdo a los resultados obtenidos y tomando en cuenta que se experimento con un set de muestras de 50 envases de los cuales 40 envases eran malos y los 10 restantes buenos, se observó que los falsos positivos y negativos básicamente fue un porcentaje de 0%, y de verdaderos positivos y negativos fue un porcentaje de 100% que detecto. Podemos definir que la efectividad detección de envases buenos fue de 10 de los diez que se tenían y no se les detectó falla; en el caso del envase con defecto que no detectó en las pruebas con la red neuronal base radial se solucionó cambiando el número de neuronas en la capa oculta, tomando en cuenta que esta fase de entrenamiento fue a prueba y error.

Se obtuvieron buenos resultados con el set de muestra antes mencionado, tomando en cuenta que sólo un envase no lo detectaba con las primeras pruebas, con los ajustes necesarios a la red neuronal base radial quedo solucionado el problema.

Por último si se considera que los resultados obtenidos en algunas otras investigaciones están entre el 90% al 100% de efectividad, se determina que esta metodología desarrollada en Matlab y Builder C++ para la detección de fallas en

envases no cilíndricos y con grabado ha entregado resultados dentro del margen establecido de las metodologías ya utilizadas.

## **6.2 Trabajos a futuro**

Los trabajos a futuro que tomaremos en cuenta son:

1. Hacer un software más amigable con algún otro programa que pueda optimizar los tiempos de procesamiento digital y el algoritmo de clasificador.
2. Realizar pruebas con algún otro clasificador que pueda ayudar a optimizar tiempos y nos entregue resultados dentro de la efectividad deseada.
3. Ampliar el set de muestras a por lo menos 100 envases de los cuales 20 fueran sin defecto y los 80 restantes fueran con diferentes defectos de fracturas en el cuerpo.
4. Probar la red neuronal de Hopfield, tratando de obtener menos datos, dividiendo nuestra matriz de imagen en segmentos de 25X25 y sacando la mediana de esta matriz y tendríamos una matriz de 8X8 que muy probablemente podría entregar mejores resultados que los que nos entrego con demasiados datos.
5. Trabajar en trasladar esta investigación a un FPGA en específico el kit de Altera Cyclone II con el que se cuenta en el laboratorio y crear no sólo el software, sino toda la parte del hardware incluyendo la cámara que incluye este kit para obtener nuestras imágenes digitales, y no depender de la cámara Cognex cuyo costo es elevado.

## 6.3 Publicaciones derivadas de este trabajo en Congresos y Revistas

1. José Luis Oropeza Rodríguez, Sergio Suárez Guerra, Genaro Gutiérrez Becerril, “**Detection of structural faults in no cylindrical glass bottles, applying mathematical morphology and wavelets**”, 9º Congreso de Computación CORE-2008, *Advances in Computer Science and Engineering, Research in Computing Science 34, May 28-30 of 2008, ISSN: 1870-4069, pp. 117-126.*
2. Sergio Suárez Guerra, José Luis Oropeza Rodríguez, Genaro Gutiérrez Becerril, “**DetECCIÓN de fallas estructurales en envases de vidrio no cilíndricos y grabados utilizando morfología matemática y wavelet**”, **Congreso internacional de computación, Revista optimización software**, 2008, ISSN:en tramite.
3. Genaro Gutiérrez Becerril, José Luis Oropeza Rodríguez, Sergio Suárez Guerra, Juan Carlos Flores Paulín., “**Análisis y estudio de diferentes elementos de estructura morfológicos para la eliminación del grabado e identificación de fallas en envases de vidrio**”, 4to Congreso Internacional "Tendencias Tecnológicas en Computación 2008, CIDETEC-IPN".

## Referencias bibliográficas

[1] Braulio Andrés Ruiz Flores, Freddy Daniel Ullauri Ulloa y Patricia Chavez: Detección de fallas en envases de vidrio no cilíndricos utilizando localización de bordes mediante la herramienta Matlab, Artículos de Tesis de Grado – FIEC, Mar 10, 2009

[2] Mery, D.; Medina, O: *Automated visual inspection of glass bottles using adapted median filtering*. Proceedings of the International Conference on Image Analysis and Recognition 2004 (ICIAR 2004), Porto, Sept. 29 - Oct 01, 2004.

[3] Mery, D (2002): Inspección Visual Automática, En Actas del Primer Congreso Internacional en Ingeniería Mecatrónica, 8-12 Abril, Lima.

[4] Denis Hamad, Betrouni Mohamed, Philippe Biela, Jack-Gérard Postaire: Neural Networks Inspection System for Glass Bottles Production: A Comparative Study., Journal IJPRAI Volume 12 Number 4, year 1998, pages 505-516.

[5] Firmin, C.; Hamad, D.; Postaire, J. G.; Zhang, Ruo Dan: Fault detection by a Gaussian neural network with reject options in glass bottle production, Proc. SPIE Vol. 2785, p. 152-162, Vision Systems: New Image Processing Techniques, Philippe Refregier; Ed. SPIE, September 1996.

[6] Feng Duan; Yao-Nan Wang; Huan-Jun Liu; Wen Tan. "Empty bottle inspector based on machine vision". Machine Learning and Cybernetics, 2004. Proceedings of 2004 International Conference on Volume 6, Issue , 26-29 Aug. 2004 Page(s): 3845 - 3850 vol.6 Digital Object Identifier.

[7] Filbert, D., Klatt, R., Heinrich, W., Purschke, M.: Computer aided inspection of castings. In: IEEE-IAS Annual Meeting, Atlanta, USA (1987) 1087-1095.

[8] P. Mahalanobis, "On tests and measures of group divergence I. Theoretical formulae" *J. and Proc. Asiat. Soc. of Bengal* , **26** (1930) pp. 541–588

[9] Wikipedia. (Página consultada el 8 de mayo de 2008), [On-line]. Dirección URL: [http://en.wikipedia.org/wiki/Digital\\_image\\_processing](http://en.wikipedia.org/wiki/Digital_image_processing).

[10] Harris, C.G., Mohr, R., Bauckhage, C., (1998). A combined corner and edge detector. *Alvey Vision Conference*.

## **Análisis y detección de fallas estructurales en envases de vidrio utilizando procesamiento digital de imágenes**

---

- [11] Minkowsky, H. (1897). Allgemeine lehre über konvexe polyeder. Nachr. Ges. Wiss. Göttingen, pp. 198-219.
- [12] Hadwiger H., (1957). Vorlesungen über Inhalt, Oberfläche und Isoperimetrie. Springer.
- [13] Matheron, G. (1967). Éléments pour une Théorie des Milieux Poreux. Masson, Paris.
- [14] Serra, J. (1988). Image Analysis and Mathematical Morphology. Theoretical Advances. Academic Press.
- [15] McCulloch, W. & Pitts, W. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity, Bulletin of Mathematical Biophysics, 5, 115-133.
- [16] Rosenblatt, F. (1962). Principles of Neurodynamics: Perceptrons and the Theory of Brain Mechanisms, Spartan Books, Washington DC.
- [17] Widrow, Bernard, & Hoff, Marcian, E. (1960) Adaptive Switching Circuits, 1960 IRE WESCON Convention Record, New York: IRE pp. 96-104.
- [18] Widrow, Bernard. (1962). Generalization and information Storage in Networks of Adaline Neurons. In M.C. Yovits, G.T. Jacobi, & G.D. Goldstein (Eds.), Self-Organizing Systems. Washington D.C.: Spartan Books.
- [19] Minsky, M. & Papert, S. (1988). Perceptrons, Cambridge: MIT Press.
- [20] Anderson, J. A. & Rosenfeld, E. (Eds.) (1990). Neurocomputing: Foundations of Research, Cambridge: MIT Press.
- [21] Hopfield, J.J. (1982). Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities, Proceedings of the National Academy of Sciences, 79, 2554-2558.
- [22] Hopfield, J.J. (1984). Neurons with graded response have collective computational properties like those of two-state neurons, Proceedings of the National Academy of Sciences, 81, 3088-3092.
- [23] Rumelhart, D.E., Hinton, G.E. & Williams, R.J. (1986). Learning internal representations by error propagation, in D. Rumelhart and J. McClelland, editors. Parallel Data Processing, Vol.1, Chap. 8, the M.I.T. Press, Cambridge, MA, pp. 318-362.

[24] G. X. Ritter and J. N. Wilson. "Image Algebra and its Relationship to Neural Network", SPIE Vol. 1098 Conf. Proc. Aerospace Pattern Recognition, Orlando, 1989, p.p. 90-101.

[25] Raducanu, B., Grana, M. & Sussner, P. (2001). Advances in Mobile Robot Self-Localization using Morphological Neural Networks", in Proceedings of IFAC 2001, pp. 146-151, Cheju Island, South Korea.

[26] Yáñez-Márquez, C., Memorias Asociativas basadas en Relaciones de Orden y Operadores Binarios. Tesis doctoral, CIC-IPN, México, 2002.

[27] Yáñez Márquez, C. & Díaz-de-León Santiago, J.L. (2003). Introducción a las memorias asociativas, Serie Research on Computing Science, Vol. 6, IPN, México. ISBN: 970-360116-2.

[28] Instituto Politécnico Nacionala. (Página consultada el 28 de Septiembre de 2008), [On-line]. Dirección URL: <http://www.aldape.com.mx/sp/rnab.htm>

[29] Broomhead and Lowe 1988, Multivariable functional interpolation and adaptative networks. Complex System, 2:321-355.

[30] New Directions in Statistical Signal Processing From Systems to Brains Simon Haykin, José C. Príncipe, Terrence J. Sejnowski and John McWhirter (Eds.)Cloth 2006

## Norma Mexicana NMX-EE-032-1983

Para los efectos de esta Norma se establecen las definiciones siguientes:

- a) **Cuerpo:** Toda la parte inferior a la corona.
- b) **Corona:** Parte superior del envase que sirve para sujetar la tapa.
- c) **Defecto crítico:** Es el defecto que puede producir condiciones peligrosas o inseguras para quienes usen o mantienen el producto. Es también el defecto que puede llegar a impedir el funcionamiento o el desempeño de una función importante del producto del cual depende la seguridad personal.
- d) **Defecto Mayor:** Es el defecto que sin ser crítico tiene la posibilidad de ocasionar una falla, o de reducir materialmente la utilidad de la unidad para el fin que se le destina.
- e) **Defecto menor:** Es el defecto que no reduce materialmente la utilidad de unidad para el fin que se destina, representa una ligera desviación de las especificaciones establecidas y no tiene un efecto decisivo en el uso u operación de la unidad por tratarse de un defecto de apariencia.
- f) **Crinolina:** Huella de unión del fondo y cuerpo en el premolde la cual al momento de cambiar la botella del bombillo al molde, interiormente se corre coincidiendo las uniones que por consiguiente aparecen sobre el cuerpo.
- g) **Gorro:** Rebaba que sobresale en la boca de la corona.
- h) **Columpio:** Filamentos de vidrio que aparecen internamente uniendo las paredes de la botella.
- i) **Ovalamiento:** El ovalamiento es una deformación en el cuerpo de la botella el cual causa dos diámetros: mayor y menor, la diferencia entre estos dos, no debe ser mayor a la tolerancia total.
- j) **Diámetro del cuerpo:** Sección transversal mayor del envase en sus puntos a estos.

- k) Altura total: dimensión de la base del envase al ras de la corona de los envases.

### **Clasificación de defectos.**

Para los efectos de esta Norma se establecen los siguientes defectos:

Defectos críticos A y B, defectos mayores y defectos menores.

#### Defectos críticos A.- NCA 0.25

1. Rebaba en el interior de la corona.
2. Columpio.
3. Partículas de vidrio en el interior.
4. Burbujas en el interior (tipo ampollas) fácil de romperse.
5. Vidrio en el exterior (pegado) que sea cortante al manejo.

#### Defectos críticos B.- NCA 0.65

1. Gorro o rebaba en la corona (exterior).
2. Estrelladuras en superficie de sello.
3. Ranura (pelo) en superficie de sello.

#### Defectos mayores.- NCA 2.5

1. Dimensiones fuera de tolerancia.
2. Capacidad fuera de tolerancia.
3. Verticalidad fuera de tolerancia.
4. El ovalamiento máximo tolerable es el 75% de la tolerancia total del diámetro del envase.
5. Hundimiento y/o abombamiento (de acuerdo a funcionalidad y/o capacidad).
6. Estrelladuras en cualquier parte del cuerpo que afecten la resistencia del vidrio en el proceso o distribución.
7. Corona incompleta u ondulada más de 0.6 mm.

8. Piedras burbujas o puntos negros mayores de 1.0 mm.
9. Mala distribución del vidrio o paredes delgadas.
10. Costuras (molde abierto) mayor de 1.0 mm.
11. Corona caída o chueca que impida el cerrado.
12. Corona corrida o abierta que impida el cerrado.
13. Arrugas que disminuyan la resistencia al envase.
14. Degollada.
15. Rayas brillosas.

**Defectos menores.- NCA 4.0**

1. Piedras, burbujas o puntos negros menores de 1.0 mm externas o entre el vidrio.
2. Rayos, arrugas o grietas superficiales (no en superficie de corona).
3. Fracturas pequeñas, que no afecten la resistencia del vidrio.
4. Mancha de aceite exterior (lubricación).
5. Distorsión óptica (molde frío).
6. Huellas de cuchillas en la corona (no en superficie de sella).
7. La desviación del espesor del fondo no debe ser mayor de la proporción 2:1.
8. Molde sucio.
9. Marca del obturador (crinolina, sí está arriba la conexión).
10. Salientes de vidrio en el exterior no peligrosas en el manejo.

La tabla de defectos no es limitativa. Cuando los defectos menores no son perceptibles a simple vista a una distancia de 60 cm no deben ser causa de rechazo. Cualquiera que sea su número; cuando estos son perceptibles a simple vista, la aceptación de la pieza depende del tamaño, forma, color y localización del defecto o defectos que puedan causar una mala apariencia de la pieza, por lo que deben ser motivo de acuerdo entre fabricante y consumidor su aceptación o rechazo.