



UNA UNIVERSIDAD CON ALMA DE GUERRERO

# DETECCIÓN AUTOMÁTICA DE CARIES UTILIZANDO RECONOCIMIENTO DE PATRONES EN PLACAS RADIOGRÁFICAS

Tesis para optar por el Título de Ingeniero  
de Sistemas, que presentan los bachilleres.

## AUTORES

Jacinto Rai Chancafe Sirlopu  
Guillermo Andree Mazabel Quijandria

## ASESOR

Ing. Heber Ivan Mejia Cabrera

CHICLAYO - PERÚ 2016



Título de la tesis

**Detección automática de caries utilizando reconocimiento de patrones en placas radiográficas**

---

Dr. Gutierrez Gutierrez, Jorge  
**Presidente del jurado de tesis**

---

Ing. Cobeñas Sánchez, Rosa América  
**Secretario del jurado de tesis**

---

Ing. Mejía Cabrera, Heber Iván  
**Vocal del jurado de tesis**

---

Bach. Chancafe Sirlopú, Jacinto Rai

---

Bach. Mazabel Quijandría, Guillermo Andree

## DEDICATORIA

Dedicamos la presente tesis con mucho cariño a nuestras familias, por estar siempre a nuestro lado brindándonos su ayuda incondicional y apoyo.

A nuestros amigos por estar con nosotros todo este tiempo ayudándonos a que sea posible el desarrollo de este proyecto.

## **AGRADECIMIENTOS**

A todas las personas, que, en su momento, con sus consejos y apoyo nos ayudaron a seguir adelante. Y a todos los señores profesores que compartieron sus conocimientos para nuestra formación intelectual y profesional

## ÍNDICE

DEDICATORIA.....	iii
AGRADECIMIENTOS .....	iv
ÍNDICE .....	v
TABLA DE FIGURAS.....	viii
TABLA DE TABLAS.....	ix
INTRODUCCION .....	xii
CAPITULO I: PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN.....	14
1.1. Situación problemática.....	14
1.2. Formulación del problema .....	19
1.3. Delimitación de la Investigación .....	19
1.4. Justificación e importancia .....	19
1.5. Objetivos de la Investigación .....	21
Objetivo general.....	21
Objetivos específicos .....	21
CAPITULO II: MARCO TEÓRICO.....	22
2.1. Antecedentes de la investigación .....	22
2.1.1 A nivel internacional .....	22
2.2. Estado del arte.....	27
2.3. Bases teórico científicas .....	31
CAPÍTULO III: MARCO METODOLÓGICO .....	51
3.1. Tipo y Diseño de Investigación .....	51
3.2. Población y Muestra .....	51
3.3. Hipótesis .....	52
3.4. Variables.....	52



3.5.	Operacionalización .....	53
3.6.	Métodos, técnicas e instrumentos de recolección de datos.....	54
3.7.	Procedimiento para la recolección de datos.....	54
3.8.	Análisis Estadístico e Interpretación de los datos.....	55
3.9.	Principios éticos .....	56
3.10.	Criterios de rigor científico .....	57
CAPÍTULO IV: ANÁLISIS E INTERPRETACIÓN DE LOS RESULTADOS .....		58
4.1	Resultados en tablas y gráficos. ....	58
4.1.1	Pre Procesamiento a través de filtros: .....	58
4.1.2	Pre Procesamiento a través de segmentación .....	59
4.1.3	Detección Automática .....	60
4.2	Discusión de resultados. ....	64
CAPÍTULO V: PROPUESTA DE INVESTIGACIÓN .....		66
5.1	Adquisición de Imágenes .....	66
5.2	Pre Procesamiento .....	67
Filtrado de imagen .....		67
5.2.1	Blur .....	67
5.2.2	Gaussian Blur .....	68
5.2.3	Filtro Bilateral.....	69
5.2.4	Median Blur.....	70
5.2.5	Histograma .....	71
5.3	Segmentación .....	73
5.3.1	Binarización .....	73



5.3.2	Método Otsu .....	73
5.4	Extracción de Características.....	74
5.4.1	Extracción de Características Geométricas Básicas.....	75
5.5	Clasificación .....	76
5.5.1	Red Neuronal Back Propagation .....	76
5.5.2	Clasificador Naive Bayes .....	79
5.5.2.1	Matriz de Confusión.....	82
5.6	Método Propuesto .....	83
	.....	83
5.6.1	Descripción del método propuesto.....	84
CAPÍTULO VI: CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....		85
6.1	Conclusiones.....	85
6.2	Recomendaciones .....	86
REFERENCIAS:.....		87
ANEXOS .....		88
Anexo 01 .....		90
Anexo 02 .....		91
Anexo 03 .....		92
Anexo 04 .....		93
Anexo 05 .....		94
Anexo 06 .....		95
Anexo 07 .....		96
Anexo 08 .....		97
Anexo 09 .....		98
Anexo 10 .....		99



## TABLA DE FIGURAS

Figura 1: Proceso de Filtrado .....	34
Figura 2 Filtro pasa-bajos: (a) en frecuencia, (b) en el dominio espacial .....	35
Figura 3: Máscara para filtro gaussiano de 3x3 .....	36
Figura 4: Filtro pasa-alto: (a) en frecuencia, (b) en el dominio espacial.....	36
Figura 5: Máscara de 3x3 para un filtro pasa-alto simple.....	37
Figura 6: Máscara de 3x3 para un filtro pasa-alto con énfasis en las altas frecuencias.....	38
Figura 7: Función Gaussian Blur.....	38
Figura 8: Función Filtro Bilateral.....	39
Figura 9: Imagen binarizada antes y después.....	41
Figura 10: Una montaña (a) y sus 64 contenedores del histograma nivel gris (b) .....	43
Figura 11: Estructura de una red neuronal multicapa .....	48
Figura 12: Método Backpropagation .....	50
Figura 13: Tiempos de Procesamiento Promedios de Filtros: .....	59
Figura 14: Tiempos Promedio Algoritmos de Segmentación .....	60
Figura 15: Tiempos de Reconocimiento Promedio Algoritmos Detección Automática .....	61
Figura 16: Precisión, Revocación y Media de Algoritmos Detección Automática .....	64
Figura 17: Negatoscopio .....	66
Figura 18: Imagen Antes y Después Filtro Blur .....	68
Figura 19: Imagen Antes y Después Gaussian Blur .....	69
Figura 20: Imagen Antes y Después Filtro Bilateral .....	70
Figura 21: Imagen Antes y Después Median Blur .....	71
Figura 22: Histograma Radiografía en Escala de Grises.....	71
Figura 23: Histograma de Imagen Ecuilizada .....	72
Figura 24: Radiografía antes y después de Ecuilización de Histograma .....	72
Figura 25: Radiografías Binarizadas .....	73
Figura 26: Radiografía segmentada con Método OTSU.....	74
Figura 27: Grafico Análisis de Sensibilidad para Arquitectura de Red Neuronal.....	77
Figura 28: Estructura Red Neuronal.....	78
Figura 29: Grafico de una Naive Bayes .....	79



## TABLA DE TABLAS

Tabla 1: Placas Radiográficas Usadas.....	58
Tabla 2: Tiempos de Procesamiento de Filtros.....	59
Tabla 3: Tiempos Promedios Algoritmos de Segmentación .....	60
Tabla 4: Tiempos de Reconocimiento Promedio Algoritmos de detección automática .....	61
Tabla 5: Resultados Imágenes Pre Procesadas detectadas con Backpropagation .....	61
Tabla 6: Resultados Imágenes Pre Procesadas detectadas con Bayes .....	62
Tabla 7: Precision, Revocación y Media Algoritmos Detección Automática .....	63
Tabla 8: Vector de Características Geométricas Básicas Extraídas.....	75
Tabla 9: Analisis de Sensibilidad Arquitectura Red Neuronal.....	77
Tabla 10: Salidas Deseadas de la Red Neuronal .....	78
Tabla 11: Matriz de Confusión .....	82



## RESUMEN

La caries dental es la enfermedad más común en el mundo, infecciosa, contagiosa que resulta en la destrucción de la estructura del diente por bacterias que forman ácido que se encuentra en la placa dental. Los resultados de infección en la pérdida de minerales de los dientes a partir de la superficie externa del diente y pueden progresar a través de la dentina hacia la pulpa, en última instancia, comprometer la vitalidad del diente.

La detección temprana y la caracterización de las lesiones de caries son muy importantes porque el procedimiento de restauración quirúrgica podría reducirse. Si se detecta en una etapa temprana, los profesionales dentistas y dentales pueden implementar medidas para revertir y controlar las caries, así como la identificación de pacientes con necesidad de atención preventiva. La segmentación cobra especial importancia en el ámbito del proceso de análisis imágenes médicas, donde es común el uso de computadoras y técnicas de segmentación automáticas para delinear estructuras anatómicas, dado que la realización de estos procedimientos de manera manual es tediosa y demanda tiempo considerable.

Con base en esto, el presente trabajo consiste en automatizar el proceso de detección de caries en placas radiográficas, utilizando reconocimiento de patrones, teniendo como objetivo general la detección de caries en placas radiográficas utilizando procesamiento de imágenes para lograrlo.

**Palabras clave:** Segmentación, Reconocimiento de patrones, Visión Artificial, Caries.

## ABSTRACT

The caries dental is the most common disease in the world, infectious, contagious that results in the destruction of the structure of the tooth for bacteria that form acid that one finds in the dental plaque. The results of infection in the loss of minerals of the teeth from the external surface of the tooth and they can progress across the dentine towards the flesh, in last instance, compromise the vitality of the tooth.

The early detection and the characterization of the injuries of caries are very important because the procedure of surgical restoration might diminish. If it is detected in an early stage, the professional dentists and dental can implement measures to revert and to control the caries, as well as the patients' identification with need of preventive attention. The segmentation special importance receives in the area of the process of analysis medical images, where it is common the use of computers and automatic technologies of segmentation to delineate anatomical structures, provided that the accomplishment of these procedures of a manual way is tedious and demands considerable time.

With base in this, the present work consists of automating the process of detection of caries in radiographic plates, using bosses' recognition, taking the detection of caries as a general aim in radiographic plates using processing image to achieve it.

**Key words:** Segmentation, Pattern Recognition, Artificial vision, Carie.



## INTRODUCCION

La presente tesis se fundamenta en la propuesta de la implementación de una metodología para la detección automática de caries, aplicando diversas técnicas de procesamiento de imágenes, se considera implementar una metodología que haga énfasis en el pre procesamiento de la imagen así obtener imágenes confiables el cual ayude a cumplir los objetivos propuestos.

A continuación se describe el desarrollo de los capítulos de la investigación:

**En el capítulo uno**, se plantea la problemática de la investigación, es decir se realiza un análisis de la situación actual de la detección automática de caries y se define cual es la razón de ser de esta tesis. También se describe el objetivo general y específico, enfatizando en el estado actual pre procesamiento de imágenes en placas radiográficas, evaluar, analizar e implementar algoritmos de pre procesamiento, se describe la hipótesis y las variables del proyecto.

**En el capítulo dos**, se detalla el marco teórico de la investigación la cual contiene las generalidades investigativas sobre pre procesamiento de imágenes y las técnicas de reconociendo de patrones, también se detallan conceptos claves que son necesarios para su entendimiento, como son los algoritmos y fórmulas que será utilizada para plantear la solución.

**En el Capítulo tres**, se muestra el marco metodológico, el cual está constituido por el tipo y diseño de la investigación, la población y muestra, la hipótesis, variables, operacionalización, Métodos, técnicas e instrumentos de recolección de datos, procedimiento para la recolección de datos, Análisis Estadístico e Interpretación de los datos, principios éticos y criterios de rigor científico.

**En el Capítulo cuatro**, se muestran los resultados obtenidos y estimados, en base al diagnóstico realizado.

**En el Capítulo cinco**, se muestra la propuesta de investigación, se describe detalladamente las características, estructura, herramientas, etc., de la propuesta elaborada (expedientes técnicos, diseños y estudios de factibilidad).



Asimismo, se muestran las conclusiones y recomendaciones **En el capítulo seis**, orientadas a los objetivos específicos y los factores críticos de éxito.

Finalmente, se muestran las referencias bibliográficas y en los anexos la documentación tal como: La propuesta de solución planteada, las fichas de evaluación de la propuesta e instrumento de recolección de datos y el instrumento de recolección de datos.

## CAPITULO I: PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN

### 1.1. Situación problemática

La caries dental es la enfermedad más común en el mundo, infecciosa, contagiosa que resulta en la destrucción de la estructura del diente por bacterias que forman ácido que se encuentra en la placa dental, una biopelícula intraoral, en presencia de azúcar. Los resultados de infección en la pérdida de minerales de los dientes a partir de la superficie externa del diente y pueden progresar a través de la dentina hacia la pulpa, en última instancia, comprometer la vitalidad del diente. (Jackson, 2014)

La detección temprana y la caracterización de las lesiones de caries son muy importante porque el procedimiento de restauración quirúrgica podría reducirse. Si se detecta en una etapa temprana, los profesionales dentistas y dentales pueden implementar medidas para revertir y controlar las caries, así como la identificación de pacientes con necesidad de atención preventiva, la implementación de tratamientos de fluoruro, aplicación de medidas de control de la placa, y la identificación de los pacientes que están en alto riesgo de desarrollar caries dental. También clasificación de la caries dental es importante para el diagnóstico y la planificación del tratamiento de la enfermedad dental. (Jackson, 2014)

Las radiografías dentales son imágenes de los dientes, los huesos y los tejidos blandos alrededor de ellos, es de vital importancia debido a que ayudan a encontrar problemas dentro de los dientes, la boca y la mandíbula. Las imágenes de rayos x pueden mostrar cavidades, estructuras dentales ocultas, y la



pérdida de hueso que no puede ser visto durante un visual examen. Las radiografías dentales también se pueden usar para llevar un seguimiento después de los tratamientos dentales. Existen 3 tipos de rayos X dental. La aleta de mordida, periapical y la panorámica. Las radiografías dentales se programan cuando paciente los necesite en base a su edad, el riesgo de la enfermedad y los signos de la enfermedad. (Essig, 2008)

**Radiografía Panorámica (Panorex):** Una panorámica es una radiografía que se toma sin colocar la placa radiográfica dentro de la boca. Donde el paciente debe permanecer sin moverse mientras la cabeza del dispositivo de radiografías rota a su alrededor mostrando una imagen grande de sus mandíbulas y dientes. Este tipo de radiografía es de mucha ayuda, particularmente, para ver la mandíbula superior e inferior al mismo tiempo y puede mostrar dientes impactados y otras estructuras escondidas que podrían ser difíciles de ver en la placa pequeña e individual que se usa en la serie completa “tradicional”.

**Radiografía Periapical:** Una radiografía periapical es una radiografía simple que se toma para mostrar un área específica que preocupa. Si se tiene un dolor de dientes, el dentista seguramente recomendará una radiografía periapical para ver el diente en su totalidad, hasta la raíz.

**Radiografía Aleta de mordida (Bitewings):** Es uno de los conjuntos de radiografías más común. Estas radiografías muestran los dientes sobre la línea de las encías y la altura del hueso entre sus dientes, lo que ayuda a diagnosticar enfermedades periodontales y caries entre los dientes. La radiografía aleta de mordida se coloca sobre la lengua, al lado de



sus dientes y se sujeta en su sitio cuando muerde la aleta de cartón. Normalmente, se toman un conjunto de cuatro radiografías. Se pueden tomar con una frecuencia de seis meses a las personas que tienen caries frecuentes o cada dos o tres años a quienes tienen buena higiene oral y no tienen caries. (California Dental Association, 2014)

Cabe hacer énfasis en las radiografías de tipo periapical y aleta de mordida debido a que son las radiografías más usadas debido a que son fundamentales en el diagnóstico de lesiones periapicales, enfermedad periodontal y caries.

El reconocimiento de patrones en imágenes es un campo muy abierto a la investigación. Mediante la utilización de sistemas inteligentes es posible automatizar el procesamiento de grandes volúmenes de información. En la medicina esto abre las puertas a un desarrollo incipiente y novel. (Zorman, 2009)

El proceso de análisis de imágenes implica someter a la imagen a una serie de etapas consecutivas y lógicas para obtener la información deseada, siendo una de esas etapas la segmentación. El proceso de segmentación consiste en dividir la imagen en regiones, donde cada región se corresponde, por ejemplo, con objetos distintos o con partes distintas de un mismo objeto. Esta etapa es crítica debido a que representa un salto semántico de unidades computacionales, como los píxeles, hacia elementos más-próximos a la realidad como objetos y sus partes constitutivas. Una segmentación exitosa es necesaria para que el resto de etapas del análisis de la imagen sean más simples. (Glasbey, 2008)

La segmentación cobra especial importancia en el ámbito del proceso de análisis imágenes médicas, donde es común el uso de computadoras y técnicas de segmentación automáticas para delinear estructuras anatómicas, dado que la realización de estos procedimientos de manera manual es tediosa y demanda tiempo considerable (Pratx, 2011). Estas técnicas tienen que lidiar con el hecho que la segmentación de imágenes es un procedimiento computacionalmente costoso, por lo que debe tenerse en consideración tiempos de respuesta y su optimización al momento del diseño de un procedimiento de esta naturaleza (Pham, 2000). Dada su importancia, varios procedimientos han sido definidos para afrontar esa tarea, en gran medida debido a que las características y naturaleza de la imagen a segmentar influyen en la selección del algoritmo. Las técnicas de segmentación pueden agruparse en técnicas basadas en umbrales, técnicas basadas en detección de bordes, técnicas basadas en regiones y técnicas de transformación divisoria. Asimismo, el desempeño de estas técnicas puede ser optimizado mediante el uso de herramientas avanzadas como algoritmos evolutivos, redes neuronales y lógica difusa (Raut, 2009).

El procesamiento de imágenes digitales puede proporcionar una contribución útil para el proceso de diagnóstico dental. Su procedimiento puede clasificar una serie de lesiones óseas artificiales con resultados tan precisas como los clínicos experimentados. La comparación de los datos de la inspección clínica de las lesiones durante la cirugía y el resultado cuantitativo del procedimiento digitalizado muestra que esta última produce información fiable sobre el tamaño de la lesión (Oprea, 2008).



El procesamiento de Imágenes dentales permite a los dentistas detectar problemas de visibilidad proactivas antes de que sean visibles. También es útil para la realización de un estudio detallado e investigaciones sobre la naturaleza de la enfermedad dental.

Automatizar el proceso de análisis de imágenes dentales es una aplicación importante; ayuda a los procedimientos de diagnóstico de los dentistas (Jackson, 2014). La Segmentación de dientes en las imágenes radiográficas y extracción de características son pasos esenciales.

El mayor problema en el procesamiento de las imágenes de rayos x es el proceso que se utiliza para el procesamiento. Las diferentes metodologías de procesamiento en las imágenes de rayos x están mal alineadas, son insuficientes para obtener con éxito las características partir de las radiografías, en esta propuesta se propondrá el uso de las técnicas de procesamiento optimas que permita mejorar los grados de factibilidad y confiabilidad de las imágenes procesadas, para obtener una imagen que permita ser evaluada automáticamente y obtener análisis precisos y confiables en la detección automática de caries.

## 1.2. Formulación del problema

¿Cómo detectar automáticamente caries en una placa radiográfica dental?

## 1.3. Delimitación de la Investigación

Esta investigación busca identificar las caries en las placas dentales radiográficas. El sistema podrá clasificarlas mas no clasificará otros tipos de lesiones que no se hayan estudiado. Por otro lado, los odontólogos dan sus diagnósticos, pero no confirma que otros expertos de otros lugares verifiquen que sea correcto o no, el punto de vista de uno u otro siempre será distinto, por lo que siempre habrá un porcentaje de error.

## 1.4. Justificación e importancia

Justificación Social: Justificamos socialmente esta investigación ya que el desarrollo de esta podría favorecer a las personas y pacientes, ya que a través de software para automatizar los diagnósticos los pacientes tendrán la información necesaria para evaluar su situación y formular un plan de tratamiento adecuado.

Justificación Tecnológica: Este proyecto de investigación se justifica debido al avance de la tecnología y a los sistemas de extracción de características, aún existen deficiencias en los métodos que se utilizan para extraer las características automáticamente de una radiografía dental.

Justificación Económica: Justificamos económicamente esta investigación debido a que en el procedimiento planteado hacemos énfasis las tareas de procesamiento para poder aumentar el tiempo de respuesta y la calidad de la solución en la detección de caries, ya que al realizar esto podríamos disminuir



costos, logrando que no se realicen gastos en personal que tenga que dar el diagnóstico de la placa.

La clasificación dental de las caries es importante para el diagnóstico y la planificación del tratamiento de la enfermedad dental, que ha sido afectando a una población muy grande en todo el mundo. También es útil para la realización de un estudio detallado y las investigaciones sobre la naturaleza de la enfermedad dental. La clasificación se decide sobre la base de ciertos criterios, como en función de si la lesión es en el esmalte, la dentina o si se toca la pulpa. La caries dental es, claramente visible en los cambios de rayos X y se pueden detectar desde las lesiones en las radiografías.

Las técnicas de procesamiento de imagen le ayudarán a comprobar la radiografía y examinar el grado en que la lesión de caries está y luego clasificar el tipo de caries presentes en la radiografía dental. Una interpretación asistida por ordenador y la cuantificación de defectos óseos periodontales en la radiografía dental.

El procesamiento de imágenes digitales puede proporcionar una contribución útil para el proceso de diagnóstico. Su procedimiento es capaz de clasificar serie de lesiones óseas periodontales artificiales tan precisos como los clínicos experimentados. La comparación de los datos de la inspección clínica de las lesiones durante la cirugía y el resultado cuantitativo del procedimiento digitalizado muestra que esta última produce información fiable sobre el tamaño de la lesión.

## 1.5. Objetivos de la Investigación

### Objetivo general

Detectar caries en las placas radiográficas utilizando procesamiento de imágenes.

### Objetivos específicos

- a. Identificar características de caries en placas radiograficas dentales.
- b. Seleccionar algoritmos de pre procesamiento y reconocimiento de patrones
- c. Seleccionar algoritmos de detección automática de imágenes.
- d. Implementar algoritmos seleccionados.
- e. Evaluar resultados.

## CAPITULO II: MARCO TEÓRICO

### 2.1. Antecedentes de la investigación

Dentro del ámbito Metodológico e Implementación de algoritmos para pre procesamiento de imágenes y detección de características se han hecho una serie de investigaciones y publicaciones, dentro de los cuales podemos destacar los siguientes:

#### 2.1.1 A nivel internacional

(Oprea, 2008) En su tesis titulada: “Técnicas de procesamiento de imágenes utilizadas para el análisis de imágenes de rayos x dentales” Cuyo objetivo es: mostrar como las técnicas de procesamiento de imágenes ayudan a comprobar la radiografía y examinar el grado en que la lesión de caries está presente para luego clasificarla.

El proceso se dividió en las distintas fases. En la primera fase se segmenta la imagen obteniendo solo un diente individual. En la segunda fase se binariza el patrón del diente.

La clasificación posterior se logra usando un sistema basado en normas simples al determinar el número de pixeles afectados.

No se encuentran resultados cuantitativos, pero se llegó a la siguiente conclusión: el algoritmo puede ser implementado en entornos de procesamiento de imágenes digitales, y el esquema de procesamiento puede ser adaptado a otras aplicaciones.

De manera análoga, en esta propuesta de tesis se pretende implementar fases para el procesamiento de la imagen dental y clasificarla obteniendo un grado aceptable



de confiabilidad.

(Shubhangi, 2012) En su tesis titulada: “Procesamiento, segmentación y coincidencia de radiografías dentales usadas en biometría dental”. Cuyo objetivo es: identificar la coincidencia de dos radiografías basado en las propiedades del histograma, zona de los dientes y el trabajo dental.

Para solucionar este problema se desarrolló un algoritmo para la segmentación y adaptación de radiografías dentales, enfocado a la coincidencia de dos radiografías basado en propiedades del histograma. Se utilizó la metodología tradicional de análisis de radiografías dentales: pre procesamiento y segmentación, extracción de características y coincidencia de radiografías. El objetivo principal del algoritmo propuesto es extraer al menos un retorno de la radiografía que represente un diente. Se utilizó operación de recorte morfológico y extracción de imagen dental.

Los resultados obtenidos en la comparación de las radiografías dentales fueron de un 67%, en una base de datos de 38 radiografías dentales.

En esta propuesta de tesis se utilizará un filtro para mejorar la calidad de la imagen segmentada y obtener mejores resultados al momento de clasificar la imagen.

(Abdolvahab, 2013) En su tesis titulada: “Segmentación de imagen y extracción de características en Rayos x Dentales”. Cuyo objetivo es: “Representar las imágenes dentales de una mejor manera que permita explotar la



información disponible, para distinguir los dientes de otros tejidos en imágenes de rayos x dentales”. Además, se enfoca en la segmentación de imágenes, que es una de las tareas más difíciles en el procesamiento de imágenes y desempeña un papel importante en la mayoría de análisis posterior de la imagen, especialmente en el reconocimiento de patrones y la imagen correspondiente. El objetivo de esta investigación es automatizar el proceso de representación y extracción de características de las imágenes de rayos x dentales para utilizar en otras aplicaciones.

Se trabaja con un nuevo método para analizar rayos x dentales, haciendo énfasis en los procesos para la segmentación y extracción de características. Las fases de la metodología son: Pre-procesamiento, segmentación, extracción de características y resultado final.

Se determinó que es necesario mejorar la calidad de las imágenes mediante técnicas de mejora, para reducir el ruido y aumentar el contraste y la intensidad de datos de la imagen, antes de la segmentación. Por otra parte, se logró obtener un vector de características de cada imagen de rayos x, para otros fines más adelante.

No se encuentran resultados cuantitativos, pero se llegó a la conclusión que la técnica necesita mejoras, solo es aplicable para la segmentación y necesita una eliminar el ruido de la imagen de rayos x.

(Jackson, 2014) En su tesis titulada: “Comparación de los métodos de segmentación para la detección precisa Caries Dental”. En este trabajo se investiga las diferentes



técnicas de extracción de contornos de dientes, que incluye: Canny, Laplaciano de Gauss, diferencia de imágenes y umbral, con la finalidad de obtener un resultado de segmentación precisa y eficiente. Se realizó una revisión a fondo de las técnicas de segmentación de imagen den rayos x dentales y métodos de extracción. Para comparar los métodos de segmentación se dividieron en un número de procesos: Entrada de imagen, pre procesamiento, mejora (se utiliza un filtro mediano), segmentación.

Como conclusión se determinó que Canny proporciona un mejor contorno de términos de precisión sin embargo se ve afectada por la variación de la iluminación. Mientras Laplaciano de gauss y diferencia de imágenes tienen muy altas tasas de fracaso.

Los resultados en porcentaje de errores de cada técnica declaro como el mejor a canny con un grado de error de 23,53% mientras que laplaciano y punto los peores con un 82,35% ambos.

(V, 2014) En su tesis titulada: “Desafíos en extracción de bordes en imágenes de rayos x dentales, utilizando algoritmos de procesamiento de imágenes”. Cuyo objetivo es: discutir sobre los principales desafíos que se enfrentan al aplicar técnicas de procesamiento en imágenes de rayos x dentales, y analizar el efecto de los algoritmos sobre la placa”. El presente trabajo se centra en los temas relacionados con la segmentación, los algoritmos que son puestos a prueba son Robert, Sobel, Prewitt, Canny y Laplaciano de Gauss.

No se encuentra resultados cuantitativos, pero se llegó a la conclusión El operador de Roberts no proporciona suficientes detalles de los bordes en el borde del mapa. El Sobel y los operadores Prewitt también proporcionan bordes que no son completos y suficientes. El algoritmo de Canny, conocido como el algoritmo óptimo extracción de bordes tiene problemas sobre áreas donde existe demasiado ruido. En conclusión, se propone que eliminando el ruido se mejorara los bordes.



## 2.2. Estado del arte

A continuación, se presenta una serie de estudios realizados con referencia a imágenes digitales, pre procesamiento de imágenes, algoritmos de reconocimiento de patrones y algoritmos de encriptación, mostrándonos grandes rasgos de cómo ha evolucionado:

En 1963 se propone uno de los primeros detectores de bordes para el procesamiento de imágenes y visión por ordenador llamado Roberts Cross (Operador de Roberts) por Lawrence Roberts, como operador diferencial, la idea detrás del operador cruz Roberts es aproximar el gradiente de una imagen a través de la diferenciación discreta que se consigue mediante el cálculo de la suma de los cuadrados de las diferencias entre los píxeles adyacentes diagonalmente. El operador de Roberts Cross realiza una medición sencilla, rápida de calcular, 2-D espacial gradiente en una imagen. Por lo tanto, pone de manifiesto las regiones de alta frecuencia espacial que a menudo corresponden a los bordes. En su uso más común, la entrada para el operador es una imagen en escala de grises, como es el de salida. Los valores de píxel en cada punto en la salida representan la magnitud absoluta estimada del gradiente espacial de la imagen de entrada en ese punto.

En 1968 se presentó la idea de un "3x3 Imagen Isotrópico Gradiente Operador" (Sobel operator) en una charla en el Proyecto de Inteligencia Artificial de Stanford (SAIP), técnicamente, es un operador de diferenciación discreta, calcular una aproximación del gradiente de la función de intensidad de la imagen. En cada punto en la imagen, el resultado del operador de



Sobel es o bien el vector gradiente correspondiente o la norma de este vector. Se basa en la convolución de la imagen con un pequeño filtro, separable, y número entero valorada en dirección horizontal y vertical y por lo tanto es relativamente barato en términos de cálculos. Por otra parte, la aproximación del gradiente que se produce es relativamente crudo, en particular para las variaciones de alta frecuencia en la imagen. El operador Kayyali para la detección de bordes es otro operador generada a partir de operador de Sobel.

En 1970 Judith MS Prewitt desarrollo el operador de Prewitt que se utiliza en el procesamiento de imágenes, en particular dentro de los algoritmos de detección de bordes. Técnicamente, es un operador de diferenciación discreta, que permite calcular una aproximación del gradiente de la función de intensidad de la imagen. En cada punto en la imagen, el resultado del operador Prewitt es o bien el vector gradiente correspondiente o la norma de este vector. El operador Prewitt se basa en la convolución de la imagen con un pequeño filtro, separable, y número entero valorado en direcciones horizontales y verticales y por lo tanto es relativamente barato en términos de cálculos. Por otra parte, la aproximación del gradiente que se produce es relativamente crudo, en particular para las variaciones de alta frecuencia en la imagen.

En 1979 se proponen los métodos de valor umbral por Nobuyuki Otsu los cuales son especialmente sencillos lo que permite implementarlos rápidamente y obtener resultados con relativamente poco esfuerzo lo cual ha contribuido a su aceptación. No obstante, la calidad de la segmentación suele ser

peor que con otros métodos más sofisticados y más costosos son un grupo de algoritmos cuya finalidad es segmentar gráficos rasterizados, es decir separar los objetos de una imagen que nos interesen del resto. Con la ayuda de los métodos de valor umbral en las situaciones más sencillas se puede decidir qué píxeles conforman los objetos que buscamos y qué píxeles son sólo el entorno de estos objetos. Este método es especialmente útil para separar el texto de un documento del fondo de la imagen (papel amarillento, con manchas y arruguitas, por ejemplo) y así poder llevar a cabo el reconocimiento óptico de texto (OCR) con más garantías de obtener el texto correcto. Esto es especialmente útil si queremos digitalizar libros antiguos, en los que el contraste entre el texto (que ya ha perdido parte de sus pigmentos) y el papel (oscurecido y manoseado) no es demasiado elevado.

Como con todos los métodos de segmentación se trata de asignar cada píxel a un cierto grupo, llamado comúnmente "segmento". La imagen que se debe segmentar, como cualquier gráfico rasterizado, está compuesta por valores numéricos (uno o más valores de color para cada píxel). La pertenencia de un píxel a un cierto segmento se decide mediante la comparación de su nivel de gris (u otro valor unidimensional) con un cierto valor umbral. El nivel de gris de un píxel equivale a su nivel de luminosidad; el resto de la información sobre el color no se tiene en cuenta. Dado que esta comparación de valores se realiza individualmente para cada píxel, al método del valor umbral se le considera un método de segmentación orientado a píxeles. La secuencia típica de un sistema de tratamiento de imagen es la siguiente:

Escena - Toma de la fotografía - Pre-procesamiento -



Segmentación (p. ej Método del valor umbral) - Extracción de datos interesantes - Clasificación - Exposición

En 1986 John F. Canny que utiliza un algoritmo de múltiples etapas para detectar una amplia gama de bordes en imágenes.<sup>1</sup> Lo más importante es que Canny también desarrolló una teoría computacional acerca de la detección de bordes que explica por qué la técnica funciona. El algoritmo de detección de bordes de Canny utiliza un filtro basado en la primera derivada de una gaussiana. Ya que es susceptible al ruido presente en datos de imagen sin procesar, la imagen original es transformada con un filtro gaussiano. El resultado es una imagen un poco borrosa respecto a la versión original. Esta nueva imagen no se ve afectada por un píxel único de ruido en un grado significativo. La filosofía del operador Canny consiste en determinar las primeras derivadas parciales con respecto a 'x' e 'y'. Entonces, sobre la base de estos valores, encontrar la magnitud y la dirección del "mejor" borde.

### 2.3. Bases teórico científicas

#### Imagen Radiográfica Digital

(Carranza, 2010) Las radiografías dentales son comúnmente llamados radiografías. Los dentistas utilizan radiografías por muchas razones: para encontrar estructuras ocultas dentales, masas malignos o benignos, pérdida ósea y caries.

Una imagen radiográfica está formada por una explosión controlada de la radiación de rayos X que penetra en las estructuras orales a diferentes niveles, dependiendo de densidades variables anatómicas, antes de golpear la película o sensor. Los dientes parecen más ligeros porque menos radiación que penetra hasta llegar a la película. La caries dental, infecciones y otros cambios en la densidad ósea, y el ligamento periodontal, aparecen más oscuras debido a los rayos X penetran fácilmente estas estructuras menos densas. Las restauraciones dentales (empastes, coronas) pueden aparecer más claro o más oscuro, dependiendo de la densidad del material.

La dosis de radiación de rayos X recibida por un paciente dental suele ser pequeño (alrededor de 0.150 mSv para una serie boca llena, según el sitio web de la Asociación Dental Americana), equivalente al valor de fondo de exposición a la radiación ambiental de unos días, o similar a la dosis recibida durante un vuelo en avión a través del país (concentrada en una ráfaga corta dirigida a un área pequeña). Exposición accidental se reduce aún más por el uso de un blindaje de plomo, delantal de plomo, a veces con un collar de tiroides plomo. La exposición del técnico es reducida por salir de la habitación, o detrás de material de protección adecuado, cuando se activa la fuente de rayos X.



Una vez que la película fotográfica se ha expuesto a la radiación de rayos X, que necesita ser desarrollado, tradicionalmente usando un proceso donde la película se expone a una serie de productos químicos en una habitación oscura, ya que las películas son sensibles a la luz normal. Esto puede ser un proceso que consume tiempo, y las exposiciones erróneas o errores en el proceso de desarrollo puede requerir nuevas tomas, exponer al paciente a la radiación adicional. Radiografías digitales, que reemplazan la película con un sensor electrónico, abordan algunas de estas cuestiones, y están siendo ampliamente utilizados en la odontología como la tecnología evoluciona. Ellos pueden requerir menos radiación y se procesan mucho más rápidamente que las películas radiográficas convencionales, a menudo inmediatamente visibles en un ordenador. Sin embargo, sensores digitales son extremadamente costosos y han tenido históricamente pobre resolución, aunque esto ha mejorado mucho en los sensores modernos.

### **Vista mordida**

La vista de aleta de mordida se toma para visualizar las coronas de los dientes posteriores y la altura del hueso alveolar en relación con las uniones amelocementarias, que son las líneas de demarcación en los dientes que separan corona del diente desde la raíz del diente. Las radiografías de mordida de rutina se utilizan comúnmente para examinar de caries interdetales y caries recurrentes bajo restauraciones existentes. Cuando hay una extensa pérdida de hueso, las películas pueden estar situados con su dimensión más larga en el eje vertical con el fin de visualizar mejor sus niveles en relación a los dientes. Debido vistas de



mordida se toman desde un ángulo más o menos perpendicular a la bucal superficie de los dientes, exhiben con mayor exactitud los niveles de hueso que lo hacen vistas periapicales. Mordida de los dientes anteriores no se toman rutinariamente. El nombre de aleta de mordida se refiere a una pequeña pestaña de papel o de plástico situado en el centro de la película de rayos X, que cuando mordido en, permite que la película a flotar para que capture una cantidad uniforme de maxilar y mandibular información.

## **Pre Procesamiento de Imágenes**

### **Segmentación de Imágenes**

(Gonzales & Woods, 2008) Segmentación es un término genérico que designa una serie de transformaciones que, normalmente a partir de la imagen procesada, la divide en partes, cada una de las cuales muestra una fuerte correlación con algún objeto o región. El primer paso del análisis de imágenes consiste generalmente en segmentar una imagen.

La segmentación subdivide una imagen en sus partes constituyentes u objetos. El nivel al que se lleva a cabo esta subdivisión depende del problema a resolver. La segmentación deberá degenérese cuando los objetos de interés de una aplicación hayan sido aislados.

El resultado de la segmentación suele ser el punto de partida de otro proceso de interpretación de más alto nivel.

**Detección de Discontinuidad:** La detección de los tres tipos básicos de discontinuidades de una imagen digital: puntos, líneas y bordes.

Este procedimiento implica calcular la suma de los productos de los coeficientes por los niveles de gris contenidos en la región



encerrada por la máscara. Esto es la respuesta de la máscara en un punto cualquiera de la imagen.

**Filtro**

(Gonzales & Woods, 2008) El filtrar una imagen (f) consiste en aplicar una transformación (T) para obtener una nueva imagen (g) de forma que ciertas características son acentuadas o disminuidas:

$$g(x, y) = T[f(x, y)]$$

Podemos considerar que la señal (imagen) pasa a través de una caja o sistema (filtro) cuya salida es la imagen filtrada.

De acuerdo a la teoría de sistemas, al pasar una señal por un sistema lineal, la salida es la convolución de la transformación del sistema (función de transferencia) con la señal de entrada:

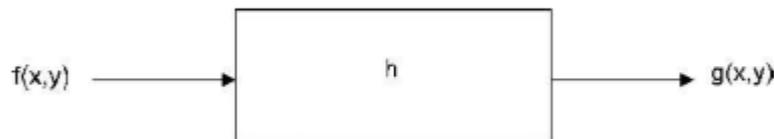


Figura 1: Proceso de Filtrado

$$g(x; y) = h(x; y) * f(x; y)$$

Por el teorema de la convolución, esto corresponde a la multiplicación en el dominio de la frecuencia:

$$G(u; v) = H(u; v)F(u; v)$$

Por esto, podemos pensar en dos formas básicas de filtrar una imagen, realizarlo en el dominio espacial, que implica una convolución, o en el dominio de la frecuencia, que implica solo multiplicación, pero dos transformaciones de Fourier (de espacio a frecuencia y viceversa). Ambos tipos de filtros han sido ampliamente estudiados y a continuación veremos sólo una introducción general y su aplicación en imágenes.



Filtros de suavizamiento: El objetivo de los filtros de suavizamiento es eliminar ruido o detalles pequeños que no sean de interés. Esto corresponde a un filtro pasa-bajo en el dominio de la frecuencia, es decir que se eliminan o reducen las altas frecuencias. En la figura 2 se muestra la respuesta de un filtro pasa-bajo en frecuencia (en una dimensión) y la correspondiente respuesta que debe tener en el dominio espacial.

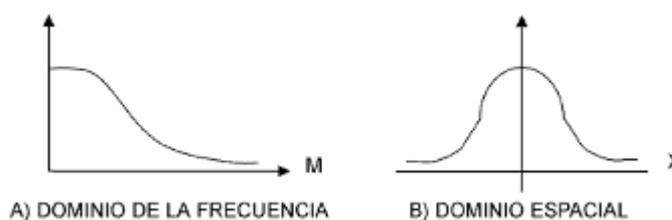


Figura 2 Filtro pasa-bajos: (a) en frecuencia, (b) en el dominio espacial

Existen varios tipos de filtros para suavizamiento, los más comunes son:

**Promedio o media aritmética:** Obtiene el promedio de los pixeles vecinos ( $w = 1$ ); es decir, todos los valores de la máscara son 1.

**Mediana:** Substituye el valor del pixel central por el de la mediana de los valores contenidos en el vecindario.

**Gaussiano:** Aproximación a una distribución gaussiana en dos dimensiones.

Considerando una media igual a cero, la función de transformación de un filtro tipo gaussiano es:

$$T(x, y) = e^{-[(x^2 + y^2) / 2\pi\sigma^2]}$$

Para un mascara de 3x3 los valores de un filtro gaussiano "típico" se muestran en la figura 2 La cantidad de "suavizamiento" que realiza el filtro gaussiano se puede controlar variando la desviación estándar y el tamaño de la máscara.

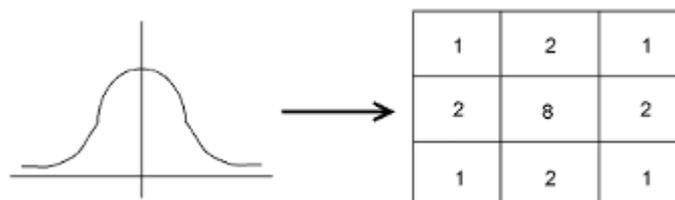


Figura 3: Máscara para filtro gaussiano de 3x3

El filtro Gaussiano, en general, da mejores resultados que un simple promedio o media y se argumenta que la vista humana hace un filtrado de este tipo. El filtro Gaussiano “normal” o isotrópico tiene la desventaja de suavizar las orillas o discontinuidades, generando que se emborronen.

Lo anterior genera problemas en las posteriores etapas de visión. El algoritmo de mediana es particularmente efectivo en imágenes con poco ruido. Su efectividad decrece drásticamente en imágenes ruidosas.

Filtros de acentuamiento: El objetivo de los filtros de acentuamiento es intensificar los detalles y cambios bruscos de intensidad mientras atenúa las bajas frecuencias. El resultado es un acentuamiento de las orillas (edge sharpening). Se conocen como filtros de pasa-alto porque dejan pasar las altas frecuencias y eliminan las bajas frecuencias, en forma inversa al filtro pasa-bajo. En la figura 4 se muestra como se reducen las bajas frecuencias y se mantienen las altas.

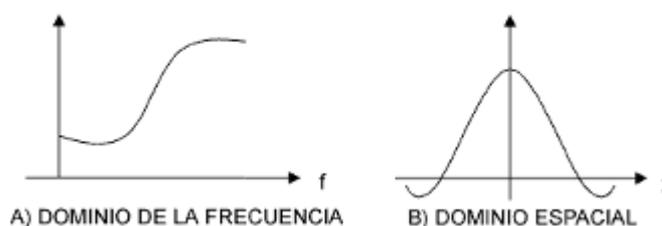


Figura 4: Filtro pasa-alto: (a) en frecuencia, (b) en el dominio espacial



Existen también varias formas de implementar este tipo de filtrado. Una forma típica de un filtro pasa-alto es una máscara del tipo de la figura 4. Para este filtro la suma de los pesos es cero, de forma que una región de intensidad constante resultara en un valor 0. Nótese que a diferencia del filtro de suavizamiento los pesos de los vecinos son negativos, este efecto substractivo genera la acentuación de los cambios de intensidad.

-1	-1	-1
-1	8	-1
-1	-1	-1

Figura 5: Máscara de 3x3 para un filtro pasa-alto simple

Filtro para énfasis de altas frecuencias: El filtrado de acentuamiento o pasa altos presenta sólo las discontinuidades, atenuando fuertemente las bajas frecuencias y haciendo que "desaparezcan" las regiones homogéneas. Un tipo de filtro que aún acentuando las altas frecuencias preserva las bajas es el filtro "énfasis de altas frecuencias" (high boost). Para obtener una imagen con énfasis de altas frecuencias (EA), se puede considerar que se multiplica la imagen original por una constante A, esta constante debe ser mayor que uno para que acentúe.

$$EA = (A) \text{ original PB}$$

Eso es equivalente a la siguiente expresión:

$$EA = (A - 1) \text{ original} + PA$$

En la práctica no es necesario hacer exactamente esta operación, sino se implementa haciendo la celda central del filtro pasa-alto:

$$w = 9A - 1$$

Como se ilustra en la figura 5



-1	-1	-1
-1	9A - 1	-1
-1	-1	-1

Figura 6: Máscara de 3x3 para un filtro pasa-alto con énfasis en las altas frecuencias.

### Blur

La función Blur, es el caso más simple. Cada píxel de la salida es la media simple de todos los píxeles en una ventana alrededor del píxel correspondiente en la entrada. Blur apoya 1-4 canales de imagen y funciona en imágenes de 8 bits o imágenes de punto flotante de 32 bits.

No todos los operadores de suavizado actuar sobre la misma clase de imágenes. Blur es esencialmente la misma que el Blur simple, excepto que no hay división lleva a cabo para crear un promedio. Por lo tanto, las imágenes de origen y de destino deben tener diferente precisión numérica de modo que la operación de desenfoque no dará lugar a un desbordamiento

### Gaussian Blur

Esta función tiene en cuenta el peso de los píxeles más cercanos que los alejados. La función realizada por este algoritmo de suavizado es la siguiente:

$$G(x, y) = \frac{1}{2 * \pi * \sigma^2} * e^{-\frac{x^2+y^2}{2*\sigma^2}}$$

Figura 7: Función Gaussian Blur

Donde la “x” es la distancia desde el origen (punto del píxel a tratar) en el eje horizontal, e “y” es la distancia desde el origen en el eje vertical y “σ” es la desviación estándar de la distribución Gaussiana. Cuando se aplica en dos dimensiones, esta fórmula produce una superficie cuyos contornos son círculos concéntricos con la distribución Gaussiana desde el punto central.



### Filtro Bilateral

También se define como un promedio ponderado de pixeles adyacentes, de una manera muy similar a la convolución gaussiana. La diferencia es que el filtro bilateral tiene en cuenta la diferencia de valor con los vecinos para conservar bordes mientras el suavizado. La idea fundamental del filtro bilateral es que un píxel a píxel otra influencia, no sólo debería ocupar un lugar cercano, pero también tienen un valor similar.

El filtro bilateral, denotada por  $BF [ \cdot ]$ , está definida por:

$$BF[I]_p = \frac{1}{W_p} \sum_{q \in S} G_{\sigma_s}(\|p - q\|) G_{\sigma_r}(|I_p - I_q|) I_q,$$

Figura 8: Función Filtro Bilateral

Donde el factor de normalización garantiza que los pesos del píxel sumen 1.0:

$$W_p = \sum_{q \in S} G_{\sigma_s}(\|p - q\|) G_{\sigma_r}(|I_p - I_q|).$$

### Median Blur

En esta función se reemplaza cada píxel por la mediana o el "Promedio" de píxel (frente a la media del valor de píxel) en una plaza barrio alrededor del píxel central. Median Blur trabajará en un solo canal o tres canales o cuatro canales de imágenes de 8 bits, pero no se puede hacer en su lugar.

Median blur puede ser sensible a las imágenes ruidosas, especialmente las imágenes con grandes puntos atípicos aislados (a veces llamado "ruido de disparo"). Las grandes diferencias en incluso un pequeño número de puntos pueden causar un movimiento notable en el valor medio. La mediana de filtrado es capaz de ignorar los valores extremos mediante la selección de los puntos medios.



## 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. Este método se emplea cuando hay una clara diferencia entre los objetos a extraer respecto del fondo de la escena. En este método, se elige el umbral óptimo maximizando la varianza entre clases mediante una búsqueda exhaustiva. A medida que el número de clases de una imagen aumenta, el método de Otsu necesita mucho más tiempo para seleccionar un umbral multinivel adecuado.

Al aplicar un umbral  $T$ , la imagen en escala de grises,  $f(x,y)$ , quedará binarizada; etiquetando con "1" los píxeles correspondientes al objeto y con "0" aquellos que son del fondo. Si los objetos son claros respecto del fondo, se aplica la siguiente fórmula:

$$g(x,y) = \begin{cases} 1 \Leftrightarrow f(x,y) > T \\ 0 \Leftrightarrow f(x,y) \leq T \end{cases}$$

## Binarización

(De la Fuente & Trespaderne, 2013) Las imágenes binarias siempre se obtienen a partir de imágenes de niveles de gris. En la actualidad no existen cámaras comerciales que proporcionen imágenes binarias. El proceso de conversión de una imagen de nivel de gris a una imagen formada solo por dos valores o etiquetas (0 para el negro y 1 para el blanco) se conoce como binarización.

Para introducir el procedimiento de binarización consideremos la imagen que aparece en la figura 8 que ha sido obtenida iluminando la pieza a contraluz. El histograma de esta imagen presenta dos poblaciones claramente diferenciadas: una de



píxeles con muy altos niveles de gris pertenecientes al fondo retroiluminado y otra de píxeles con bajos valores correspondientes al objeto, ya que este no recibe luz en la cara que muestra a la cámara.

Este marcado carácter bimodal del histograma nos permitirá clasificar los píxeles de la imagen en fondo y objeto con total garantía sin más que atender a su nivel de gris. Solo será preciso establecer un umbral de división en el nivel de gris: todos los píxeles con un nivel de gris por debajo de ese umbral, que podemos fijar por ejemplo en mitad de la escala (128), corresponden al objeto y los que superan este umbral son del fondo. El resultado se muestra en la figura 8, donde solamente existen píxeles negros y blancos, que representarían respectivamente al objeto y al fondo de la imagen. Esta técnica recibe el nombre de binarización por originar una imagen binaria.

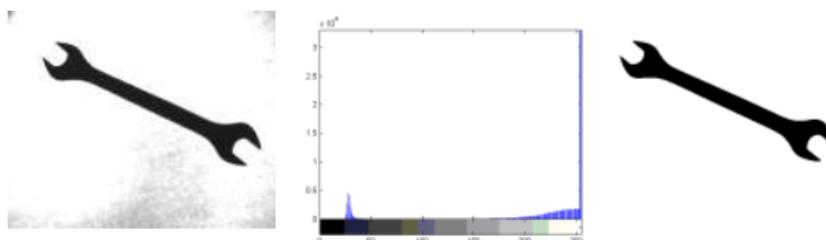


Figura 9: Imagen binarizada antes y después

La binarización tiene una gran utilidad en procesamiento automático de imagen pues reduce enormemente la cantidad de datos de la imagen de una forma muy sencilla. Si se parte de imágenes bien contrastadas, la binarización permite con muy poco procesamiento un análisis fiable de la imagen. Para la obtención de imágenes de gran contraste se suele recurrir a la utilización de técnicas de retroiluminación (contraluz). Estas imágenes obtenidas a contraluz pueden transformarse sin pérdida

significativa de información a binarias.

La forma más inmediata de representar una imagen de niveles de gris mediante una imagen binaria es considerar únicamente el bit más significativo del nivel de gris de cada píxel. O lo que es lo mismo, fijar un umbral en la mitad de la escala de gris que servirá de referencia para asignar en la imagen binaria un 0 si el nivel de gris del píxel es inferior o un 1 si supera este umbral. Por ejemplo, en una imagen típica de 256 niveles representada por 8 bits/píxel tomar el primer bit es lo mismo que poner a 0 (negro) todo aquel píxel que presente un nivel de gris por debajo de 128 y a 1 (blanco) el resto.

Aunque el dividir la escala de grises en dos partes iguales para asignar 0 o 1 puede parecer la forma más correcta de binarizar, en realidad la mayoría de las veces esto no es así. El rango dinámico de una imagen no siempre se extiende a todo el intervalo de niveles de gris posible y, aun así, muchas veces es más adecuado fijar el umbral de binarización en otro punto distinto del valor medio de la escala de grises.

En definitiva, la binarización consiste en, a partir de un nivel de gris predeterminado denominado umbral de binarización, etiquetar como 0 todos los píxeles con niveles de gris inferior a ese umbral y como 1 los que tengan un nivel de gris igual o superior.

Si la imagen está bien contrastada, la pérdida de información es mínima. Muchas veces esta sencilla operación permite separar los objetos del fondo. Hay que insistir en que, para ello, es fundamental que la imagen de nivel de gris tenga un alto contraste, es decir, que los dos grupos de píxeles correspondiente a objetos y al fondo, posean niveles de gris bien diferenciados.

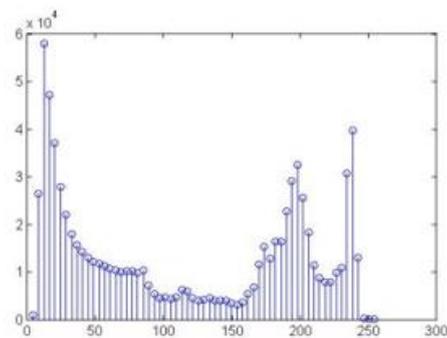


### Histograma

Es un hecho que el histograma de una imagen de intensidad se encuentra dentro de un rango de datos limitada. Esas imágenes tienen generalmente plano negro o blanco y el fondo. Figura 9 muestra un ejemplo de imagen cuya distribución de intensidad es blanco o negro. Desde la figura 9 podemos ver que una porción muy grande de píxeles cuya intensidad se basa en el rango  $[0,50]$  o  $[180,255]$ . Una porción muy pequeña de píxeles reside en el rango de  $[50,180]$ . Esto hace que algunos detalles de la imagen apenas visibles, por ejemplo, los árboles en las montañas en la imagen mostrada en la figura 9. Este problema puede resolverse mediante una técnica de histograma de estiramiento llamado ecualización de histograma.



(a)



(b)

Figura 10: Una montaña (a) y sus 64 contenedores del histograma nivel gris (b)

### Ecualización del Histograma

Ecualización del histograma se realiza para mejora de la imagen, es una técnica utilizada para la obtención de histograma uniforme. Para cualquier  $r$  en el intervalo  $[0, 1]$ , la transformación es:  
Cuando,  $s$  es el nivel producido por cada valor de píxel  $r$  en la

imagen original. La función de densidad de probabilidad de nivel de gris transformada es:

$$P_S(s) = \left[ \Pr(r) \frac{dr}{ds} \right]_{r=T^{-1}(s)}$$

Considerando la función de transformación:

$$s = T(r) \int_0^r \Pr(w) dw$$

Los niveles de salida son uniformes y se utiliza para la mejora de la imagen. El resultado de la ecualización del histograma se incrementa en el rango dinámico, lo que dará un mayor contraste.

## Reconocimiento de Patrones

### Detección de Objetos

(Szeliski, 2010) Si se nos da una imagen de analizar, como el retrato de grupo en la figura, podríamos tratar de aplicar un algoritmo de reconocimiento de todas las posibles sub-ventana en esta imagen.

Tales algoritmos son propensos a ser tanto lento y propenso a errores. En cambio, es más eficaz para construir Detectores de propósito especial, cuyo trabajo consiste en encontrar rápidamente probables regiones donde podrían ocurrir objetos particulares.

### Descriptores de Imágenes

(Boullosa Gracia, 2011) Los descriptores visuales describen las características de los contenidos dispuestos en imágenes o en vídeos. Describen características elementales tales como la forma, el color, la textura o el movimiento, entre otros.

El contenido de una imagen esta codificado digitalmente en el valor de cada una de las unidades mínimas de información que la



componen llamadas pixeles.

De esta manera los pixeles representan el nexo de unión entre el contenido abstracto de sus valores y las características propias de una imagen que entendemos como relevantes para el humano. Es por ello que cualquier método de gestión de imágenes basado en su contenido deberá guardar algún tipo de relación o actuar sobre el valor de los mismos.

### Red Bayesiana

Una Red Bayesiana es un par  $(D, P)$ , donde  $D$  es un grafo acíclico dirigido (GAD) tal que los nodos representan las variables del problema  $X=(X_1, X_2, \dots, X_n)$  y los arcos representan las dependencias probabilísticas, y  $P=\{ p(X_1|pa(X_1)), \dots, p(X_n|pa(X_n)) \}$  es un conjunto de  $n$  distribuciones de probabilidad condicionada, una para cada variable, siendo  $pa(X_i)$  el conjunto de padres del nodo  $X$  en el grafo  $D$ . Donde además el cálculo de la probabilidad conjunta del problema se obtiene mediante el producto de los elementos de  $P$ , tal que:

$$P(x) = \prod_{i=1}^n p(x_i | pa(X_i))$$

Ahí define un grafo dirigido como un par  $G= (V, A)$  donde:

$V$  es el conjunto finito de vértices o nodo del grafo.

$A$  es el conjunto de aristas o arcos que conectan gráficamente a los nodos.

El teorema de Bayes es usado en la teoría de la probabilidad, subyace a todos los sistemas modernos de inferencia probabilística. El teorema es derivado de la fórmula de probabilidad condicional y permite establecer la probabilidad posteriori de una variable  $Y$ , dado un conjunto de eventos  $X$ .



$$P^*(Y) = P(Y | X) = \frac{P(X|Y)P(Y)}{P(X)}$$

$P(Y)$  es la probabilidad a priori de la hipótesis  $Y$

$P(X)$  es la probabilidad a priori de  $X$

$P(Y|X)$  es la probabilidad a posteriori de  $Y$

Probabilidad de que  $Y$  sea cierta después de observar  $X$

$P(X|Y)$  es la probabilidad a posteriori de  $X$

Es la probabilidad de observar el conjunto de Entrenamiento  $X$  en un universo donde se verifica la hipótesis  $Y$ .

### Naive Bayes

El modelo gráfico probabilístico para clasificación supervisada como Naive-Bayes se basa en la aplicación del teorema de Bayes. Naive Bayes se base en un modelo de independencia condicional de los atributos que predicen dada la clase, aun así, asegura una clasificación óptima si se cumplen un conjunto de suposiciones prescritas.

En el momento de clasificar una nueva instancia  $I$ , se basa en el teorema de bayes para calcular, la probabilidad a posteriori con la que la instancia puede pertenecer a cada una de las clases del problema,

$$P(c_i | X_1 = x_1, \dots, X_n = x_n) = \frac{P(c_i)P(X_1 = x_1, \dots, X_n = x_n | c_i)}{P(c_i | X_1 = x_1, \dots, X_n = x_n)}$$

Donde  $P(c_i)$  es la probabilidad a priori de la clase  $c_i$  en el conjunto de entrenamiento. De todas formas, sabiendo que la  $I$  es una agrupación de lo  $n$  valores de sus atributos descriptivos donde  $X_1 = x_1, \dots, X_n = x_n$   $P(I)$  es igual para todas las clases, se puede



restringir la regla anteriormente expuesta, quedando de la siguiente manera:

$$P(C = c_i | X_1 = x_1, \dots, X_n = x_n) \propto P(C = c_i) P(X_1 = x_1, \dots, X_n = x_n | C = c_i)$$

En donde  $P(X_1 = x_1, \dots, X_n = x_n | C = c_i)$  hace suponer la probabilidad que ocurra la instancia  $I$  cuando la clase es  $c_i$ . Estas probabilidades se pueden estimar mediante las frecuencias del conjunto de entrenamiento. Pero, esta expresión no es operacional, porque el término  $P(X_1 = x_1, \dots, X_n = x_n | C = c_i)$  tendera a cero, debido al elevado número de parámetros del orden de  $2^n$  para variables predictoras dicotómicas que se debe estimar para cada valor de la variable  $C$ . Para operativizar la expresión anterior se tendrá en cuenta el suponer que los atributos que definen cada instancia son independientes entre sí dada la clase del problema. De esta forma queda la siguiente expresión

$$P(C = c_i | X_1 = x_1, \dots, X_n = x_n | C = c_i) = \prod_{k=1}^n P(X_k = x_k | C = c_i):$$

### Redes Neuronales Artificiales

(Ponce Cruz, 2010) Las redes neuronales artificiales son un método de resolver problemas, de forma individual o combinadas con otros métodos, para aquellas tareas de clasificación, identificación, diagnóstico, optimización o predicción en las que el balance datos o conocimiento se inclina hacia los datos y donde, adicionalmente, puede haber la necesidad de aprendizaje en tiempo de ejecución y de cierta tolerancia a fallos. Está inspirado en el comportamiento biológico de las neuronas y en la estructura del cerebro.

Una neurona biológica es una célula especializada en procesar información. Está compuesta por el cuerpo de la célula (soma) y



dos tipos de ramificaciones: el axón y las dendritas. La neurona recibe las señales (impulsos) de otras neuronas a través de sus dendritas y transmite señales generadas por el cuerpo de la célula a través del axón.

(Florez & Fernandez, 2008) La arquitectura de una red neuronal está conformada por múltiples unidades procesadoras elementales interconectadas, formando estas un sistema adaptivo que posee un algoritmo para ajustar sus pesos y alcanzar los requerimientos de desempeño del problema basado en muestras representativas.

Existen tres tipos de neuronas artificiales: unidades de entrada, de capa oculta y unidades de salida.

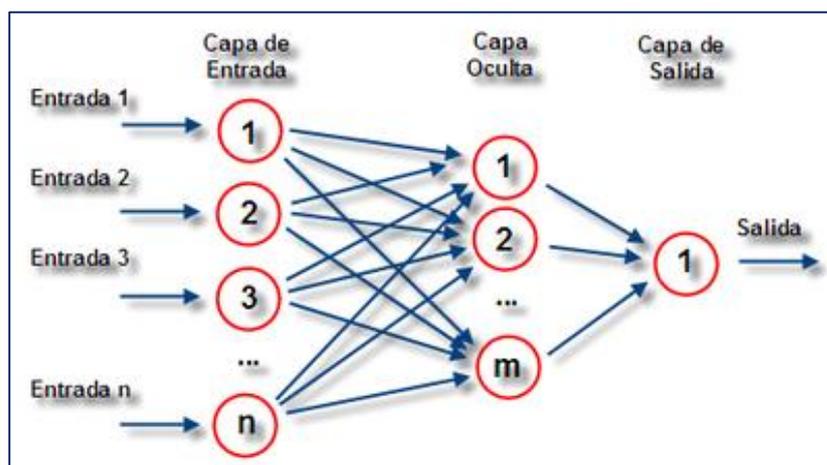


Figura 11: Estructura de una red neuronal multicapa

Las neuronas de la capa de entrada reciben señales del entorno, del exterior, provenientes de sensores u otros medios de información. Las neuronas de la capa oculta reciben las señales recibidas dentro del sistema sin tener contacto con el exterior de la red. Es en esta capa donde ocurre el procesamiento de la información. Las neuronas envían la información procesada hacia el exterior.



### **Método Backpropagation**

El método backpropagation o también llamado propagación del error hacia atrás, este método está basado en la generalización de la regla delta. El funcionamiento de la red backpropagation consiste en el aprendizaje de un conjunto predefinido de pares de entradas-salidas dados como ejemplo: primero se aplica un patrón de entrada como estímulo para la primera capa de las neuronas de la red, se va propagando a través de todas las capas superiores hasta generar una salida, se compara el resultado en las neuronas de salida con la salida que se desea obtener y se calcula un valor de error para cada neurona de salida. A continuación, estos errores se transmiten hacia atrás, partiendo de la capa de salida hacia todas las neuronas de la capa intermedia que contribuyan directamente a la salida. Este proceso se repite, capa por capa, hasta que todas las neuronas de la red hayan recibido un error que describa su aportación relativa al error total.

Basándose en el valor del error recibido, se reajustan los pesos de conexión de cada neurona, de manera que en la siguiente vez que se presente el mismo patrón, la salida esté más cercana a la deseada.

La importancia de la red backpropagation consiste en su capacidad de auto adaptar los pesos de las neuronas de las capas intermedias para aprender la relación que existe entre un conjunto de patrones de entrada y sus salidas correspondientes. Es importante la capacidad de generalización, facilidad de dar salidas satisfactorias a entradas que el sistema no ha visto nunca en su fase de entrenamiento. La red debe encontrar una representación interna que le permita generar las salidas deseadas cuando se le



dan entradas de entrenamiento, y que pueda aplicar, además, a entradas no presentadas durante la etapa de aprendizaje para clasificarlas.

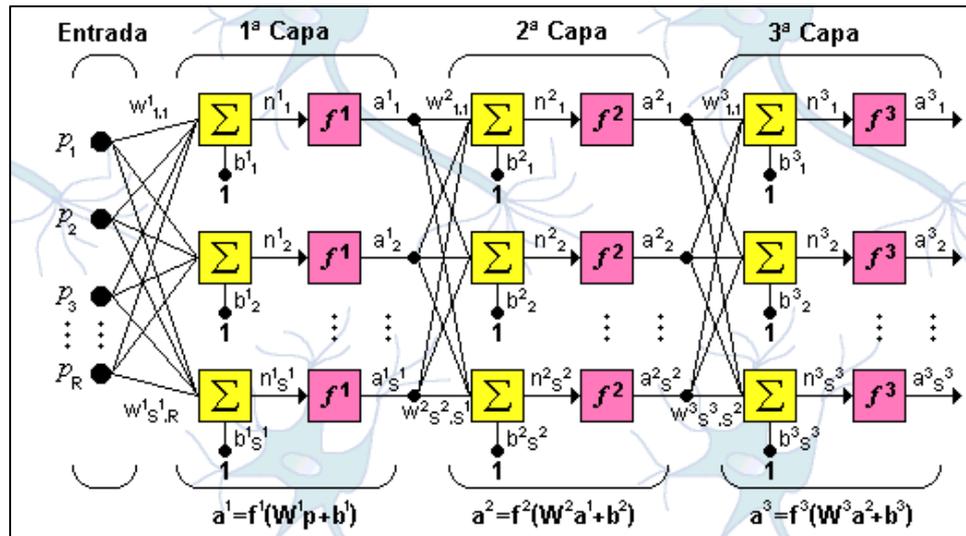


Figura 12: Método Backpropagation



## CAPÍTULO III: MARCO METODOLÓGICO

### 3.1. Tipo y Diseño de Investigación

Tipo: El presente trabajo corresponde a una investigación de tipo experimental debido a que se ha implementado tecnologías aplicadas en un determinado tiempo para determinar sus efectos.

Diseño: De acuerdo al tipo de investigación el diseño utilizado es cuasi-experimental utilizando un grupo experimental y un grupo control post-test cuyo esquema es el siguiente:

$$GE = O_1 X O_2$$
$$GC = O_3 O_4$$

Dónde:

GE : grupo experimental

GC : grupo control

X : estímulo o variable independiente

O1 O2: mediciones aplicadas antes y después en el grupo experimental

O3 O4: mediciones aplicadas antes y después en el grupo control

### 3.2. Población y Muestra

Población: Nuestra población viene definidas bases de datos de 6000 imágenes radiográficas digitales.



Muestra:

$$n = \frac{N * Z_a^2 * p * q}{d^2 * (N - 1) + Z_a^2 * p * q}$$

Donde:

N = Total de la Población

Z<sub>a</sub> = 1.96 al cuadrado (si la seguridad es del 95%)

p = proporción esperada (en este caso 5% = 0.05)

q = 1 – p (en este caso 1 - 0.05 = 0.95)

d = precisión (5%)

Haciendo el cálculo con la formula, nuestra población trabajara con 72 placas radiográficas dentales

### 3.3. Hipótesis

Si se utiliza reconocimiento de patrones en imágenes radiográficas entonces se detectarán las caries

### 3.4. Variables

**Variable Independiente: Reconocimientos de patrones en imágenes radiográficas.**

**Variable Dependiente: Detección automática de Caries.**

### 3.5. Operacionalización

VARIABLES	DIMENSIONES	INDICADORES	ITEMS
<b>INDEPENDIENTE</b> Reconocimientos de patrones en imágenes radiográficas.	Imágenes radiográficas digitales	Cantidad de imágenes utilizadas	Cantidad de imágenes de muestra para el reconocimiento.
	Procesamiento de imágenes	Tiempo de procesamiento de una imagen	Tiempo en milisegundos que lleva procesar imagen
	Descripciones de imágenes	Tiempo de extracción de características de una imagen	Tiempo en milisegundos que lleva a un descriptor obtener las características de una imagen
<b>DEPENDIENTE</b> Detección automática de caries	Clasificadores	Tiempo de clasificación por imagen.	Tiempo en milisegundos lleva el procesamiento por imagen
	Precisión(p)	Numero de diagnósticos acertados entre la suma de resultados acertados más resultados no acertados. Dados en porcentaje. $Precision = \frac{tp}{tp + fp}$	Miñería de datos de encuesta de estado de las placas radiográficas.
	Revocación(r)	Número de diagnósticos acertados entre el total de pruebas $Recall = \frac{tp}{tp + fn}$	Miñería de datos de encuesta de estado de las placas radiográficas.
	Medida F.	Medía armónica de la precisión y revocación. $F = 2 * \frac{precision * recall}{precision + recall}$	Miñería de datos de encuesta de estado de las placas radiográficas.



### 3.6. Métodos, técnicas e instrumentos de recolección de datos

#### Observación

Es el registro visual de lo que ocurre en una situación real, clasificando consignando los acontecimientos pertinentes de acuerdo con algún esquema previsto y según el problema que se estudia. Es preciso estar alerta para discriminar adecuadamente todo este conjunto posible de informaciones.

#### Juicio experto

Se recurrirá a un profesional en Odontología el cual por medio de su juicio considerará los puntos sobre el diagnóstico de caries en imágenes radiográficas al momento de observar nuestra investigación.

#### Instrumento: Guía de Observación

La guía de observación permitirá determinar las características y reconocer los diferentes tipos de caries en las placas radiográficas (Ver Anexo 01).

### 3.7. Procedimiento para la recolección de datos

- a. Observación:
1. Realizar y acudir a cita previa al odontólogo
  2. Selección de la población, la cual constituyen las placas radiográficas.
  3. Organización de datos recolectados y análisis de los mismos.
  4. Interpretación de los datos recolectados.
  5. Creación de tabla relacionando lesión con imagen.

- b. Juicio de expertos
  - 1. Revisión de placas radiográficas seleccionadas como muestra.
  - 2. Identificación de tipo de caries según su criterio profesional.
  - 3. Determinación de las variables relacionadas con los tipos de caries encontradas según su criterio profesional

c. Entrenamiento y prueba del sistema

Las muestras son procesadas para obtener sus características. Esta información es almacenada en una base de datos. El sistema está entrenado a partir de esta base para poder clasificar las siguientes muestras según el tipo de características que posea. Se recolectó información relevante sobre la eficiencia y eficacia de cada descriptor para obtener un diagnóstico en la etapa de prueba.

Se realizó mediante la puesta en ejecución de las técnicas usadas y evaluar el desempeño de cada una de ellas de acuerdo con los indicadores que se han establecido.

### 3.8. Análisis Estadístico e Interpretación de los datos

Se hicieron pruebas de validación cruzada en el software para así poder determinar el grado de efectividad de la técnica, tomando así la cantidad de iteraciones 10 ( $K=10$ )

El resultado final lo obtenemos a partir de realizar la media aritmética de los  $K$  valores de errores obtenidos, según la fórmula:

$$E = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K E_i$$

Es decir, se realiza el sumatorio de los K valores de error y se divide entre el valor de K

**Precisión:** Denotada por p es la cantidad de resultados acertados sobre la suma de dichos resultados más el número de falsos positivos. Medida de rendimiento que calcula la tasa de aciertos de la aplicación.

Como se ve en la ecuación:

$$Precision = \frac{tp}{tp + fp}$$

**Revocación (Exhaustividad):** Denotada por r es la cantidad de resultados acertados sobre la suma de dichos resultados más el número de falsos negativos. Medida de rendimiento que calcula la tasa de sensibilidad de la aplicación. Como se ve en la ecuación:

$$Recall = \frac{tp}{tp + fn}$$

**Medida F:** Es la medida armónica de p y r para calcular el ponderado de precisión y la revocación. Esta dada por la siguiente ecuación:

$$F = 2 * \frac{precision \cdot recall}{precision + recall}$$

### 3.9. Principios éticos

Los criterios éticos que se respetan en el presente proyecto de tesis es el Código Deontológico del Colegio de Ingenieros de Perú en su Capítulo II “De la Relación con el Público” en su artículo 106 expresa:



Los ingenieros, al explicar su trabajo, méritos o emitir opiniones sobre temas de ingeniería, actuarán con seriedad y convicción, cuidando de no crear conflictos de intereses, esforzándose por ampliar el conocimiento del público a cerca de la ingeniería y de los servicios que presta a la sociedad.

### **3.10. Criterios de rigor científico**

La presente propuesta de investigación se realiza siguiendo los juicios científicos establecidos, estos permiten garantizar la calidad de la propuesta de investigación.

Así, seguimos la coherencia metodológica durante el desarrollo de la propuesta de la investigación, según el muestreo de datos, los cuales son al azar para ser totalmente imparcial en el recojo de datos.

## CAPÍTULO IV: ANÁLISIS E INTERPRETACIÓN DE LOS RESULTADOS

En este capítulo se procederá a explicar los métodos (propuestos en investigaciones anteriormente desarrolladas) sobre detección de caries, así como la interpretación de los resultados; seguidamente se presentará el método propuesto por los tesisistas, junto a la interpretación de sus resultados. Se utilizaron un total de 72 imágenes de placas radiográficas dentales entre imágenes que contienen caries e imágenes limpias.

El número de imágenes clasificado es:

*Tabla 1: Placas Radiográficas Usadas*

Imágenes	Total
Sanas	40
Caries	32
Total	72

*Fuente: Propia*

### 4.1 Resultados en tablas y gráficos.

#### 4.1.1 Pre Procesamiento a través de filtros:

Los siguientes resultados muestran cuanto tiempo se invierte en pre procesar las imágenes radiográficas dentales con o sin caries.

La siguiente tabla nos muestra el resultado de tiempos de procesamiento obtenido en una imagen, correspondiente a los cuatro filtros implementados:



Tabla 2: Tiempos de Procesamiento de Filtros

Filtro de Reduccion de Ruido	Tiempo Promedio
Blur	33,5''
Gaussian Blur	24,25''
Median Blur	28,75''
Filtro Bilateral	38,75''

Fuente: Propia

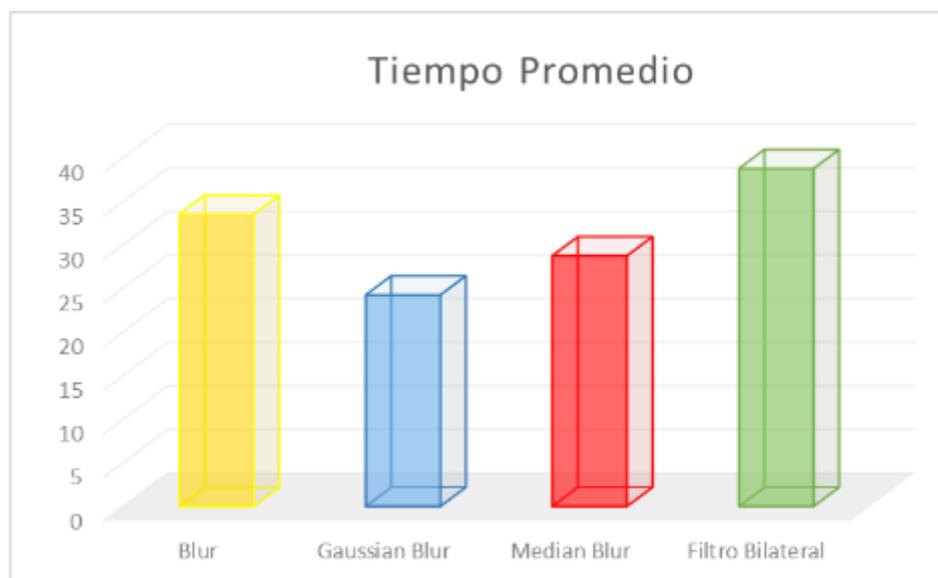


Figura 13: Tiempos de Procesamiento Promedios de Filtros:

#### 4.1.2 Pre Procesamiento a través de segmentación

Los siguientes resultados muestran cuanto tiempo se invierte en pre procesar las imágenes radiográficas dentales con o sin caries.

La siguiente tabla nos muestra el resultado de tiempos de procesamiento obtenido en una imagen, correspondiente dos algoritmos de segmentación utilizados.



Tabla 3: Tiempos Promedios Algoritmos de Segmentación

Algoritmo de Segmentacion	Tiempo Promedio
Binarizacion	227'
Otsu	212'

Fuente: Propia

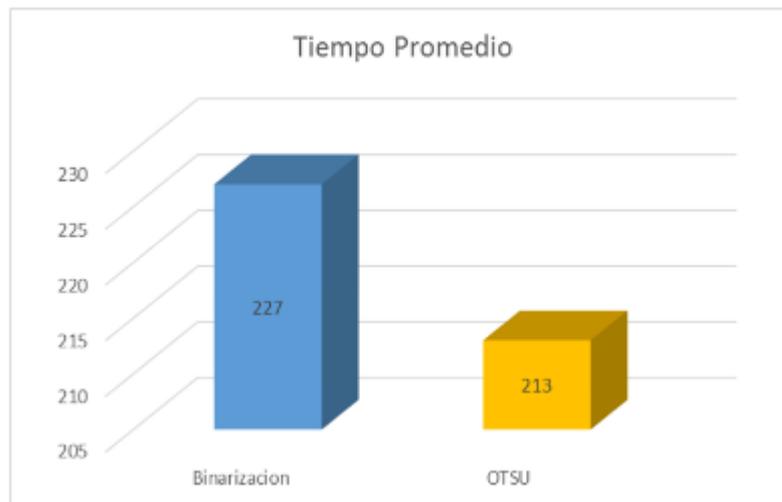


Figura 14: Tiempos Promedio Algoritmos de Segmentación

### 4.1.3 Detección Automática

Los siguientes resultados muestran cuanto tiempo se invierte en reconocer las imágenes radiográficas dentales con o sin caries, además del grado de precisión de backpropagation y bayes. La siguiente tabla nos muestra el resultado de tiempos de reconocimiento obtenido en una imagen, correspondiente a los algoritmos de detección automática:



Tabla 4: Tiempos de Reconocimiento Promedio Algoritmos de detección automática

Algoritmo de Segmentación	Tiempo Promedio
Backpropagation	31''
Bayes	110''

Fuente: Propia

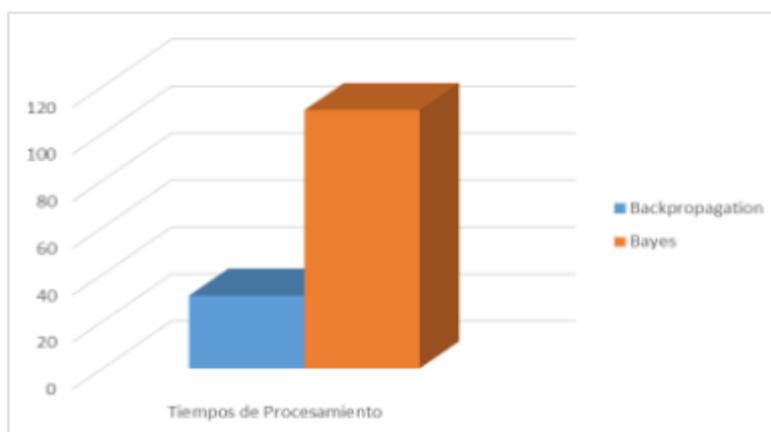


Figura 15: Tiempos de Reconocimiento Promedio Algoritmos Detección Automática

Backpropagation:

	Backpropagation						
	Verdaderos Positivos	Verdaderos Negativos	Falsos Positivos	Falsos Negativos	Precision (%)	Revocacion (%)	Media (%)
MEDIAN BLUR + ECUALIZACION + OTSU	16	26	14	16	0,75	0,72	0,74
GAUSSIAN BLUR + ECUALIZACION + OTSU	13	17	23	19	0,57	0,61	0,59
MEDIAN BLUR + ECUALIZACION + BINARIZACION	10	15	25	22	0,50	0,53	0,52
GAUSSIAN BLUR + ECUALIZACION + BINARIZACION	12	20	20	21	0,62	0,60	0,61

Tabla 5: Resultados Imágenes Pre Procesadas detectadas con Backpropagation

Después de haber realizado la clasificación con cada uno de las diferentes combinaciones de técnicas de pre procesamiento se determinó que aplicando median blur, ecualización y segmentación por el método OTSU se obtuvieron mejores resultados.



Backpropagation	
72 placas	
Reconocio	42
No reconocio	30

Precisión = Cantidad de muestras acertadas/cantidad de muestras acertadas + falsos positivos.

$$\text{Precisión} = 42/42+16 = 0.75$$

Revocación = Cantidad de muestras acertadas/cantidad de muestras acertadas + falsos negativos.

$$\text{Revocación} = 42/42+14 = 0.72$$

Media = 2. Precisión X Revocación/ Precisión + Revocación

$$\text{Media} = 2 (0.75 \times 0.72) / 0.75 + 0.72 = 0.74$$

Bayes:

	Bayes						
	Verdaderos Positivos	Verdaderos Negativos	Falsos Positivos	Falsos Negativos	Precision (%)	Revocacion (%)	Media (%)
MEDIAN BLUR + ECUALIZACION + OTSU	11	14	26	21	0,49	0,54	0,52
GAUSSIAN BLUR + ECUALIZACION + OTSU	12	5	35	20	0,33	0,46	0,38
MEDIAN BLUR + ECUALIZACION + BINARIZACION	5	16	24	27	0,47	0,44	0,45
GAUSSIAN BLUR + ECUALIZACION + BINARIZACION	9	10	30	23	0,39	0,45	0,42

Tabla 6: Resultados Imágenes Pre Procesadas detectadas con Bayes

Después de haber realizado la clasificación con cada uno de las diferentes combinaciones de técnicas de pre procesamiento se determinó que aplicando median blur, ecualización y segmentación por el método OTSU se obtuvieron mejores resultados.



BAYES	
72 placas	
Reconocio	25
No reconocio	47

Precisión = Cantidad de muestras acertadas/cantidad de muestras acertadas + falsos positivos.

$$\text{Precisión} = 25/25+26 = 0.49$$

Revocación = Cantidad de muestras acertadas/cantidad de muestras acertadas + falsos negativos.

$$\text{Revocación} = 25/25+21 = 0.54$$

Media = 2. Precisión X Revocación/ Precisión + Revocación

$$\text{Media} = 2 (0.49 \times 0.54) / 0.49 + 0.54 = 0.52$$

En el siguiente cuadro se muestra el grado de precisión entre Backpropagation con un 75 % de precisión y Bayes con un 49% de precisión.

Tabla 7: Precisión, Revocación y Media Algoritmos Detección Automática

	Precision	Revocacion	Media
Backpropagation	0,75	0,72	0,74
Bayes	0,49	0,54	0,52

Fuente: Propia





Figura 16: Precision, Revocación y Media de Algoritmos Detección Automática

#### 4.2 Discusión de resultados.

(Abdolvahab, 2013) en su investigación utiliza técnicas de suavizado basado en Blur, técnicas de segmentación, Nivel Set. Sus resultados fueron:

El experimento está diseñado para ilustrar la segmentación de imágenes de rayos X dentales utilizando algoritmo de nivel establecido (level-set) para distinguir fondo, los dientes y las encías. Los dientes segmentados representados con contorno alrededor de cada diente, después de segmentación de imágenes de los dientes

Se concluye que:

Las imágenes que usaron en la investigación de Ehsani no tuvieron una mejora de la calidad, directamente se aplicó la segmentacion Level-Set; En esta investigación se propone que la imagen radiográfica pase por filtros para la reducción de ruido, para luego ecualizar el histograma de la imagen, de acuerdo con la tabla 2, se puede mostrar como se ha logrado obtener un valor óptimo de la luminosidad y opacidad de la imagen.

Al aplicar las mejoras en la imagen se observa la gran variación

en la calidad de la imagen, eliminando el brillo, y las sombras de las mismas.

(Shubhangi, 2012)

en su investigación utiliza técnicas de conversión a escala de grises y ecualización del histograma, técnicas de segmentación, sobel y extracción de características para reconocer las radiografías dentales utilice el algoritmo de vector de características de histograma de imagen.

Sus resultados fueron:

Tras la comparación de vectores de características se logró identificar un 40 % de caries de un grupo de radiografías en una base de datos de 60.

Se concluye que:

Las imágenes que usaron en la investigación de Dighe no tuvieron reducción de ruido directamente se aplicó la ecualización del histograma. En esta investigación se propone que la imagen radiográfica pase por filtros para la reducción de ruido.

Además al realizar la detección automática a través de bayes y backpropagation logrando un grado de precisión de un 75 % en backpropagation y un 49% con bayes.

## CAPÍTULO V: PROPUESTA DE INVESTIGACIÓN

### 5.1 Adquisición de Imágenes

La adquisición de las imágenes es uno de los pasos más importantes en un sistema de visión artificial, ya que la calidad de las imágenes a analizar debe tener una calidad óptima, que no afecte al rendimiento del sistema.

A continuación, las imágenes son digitalizadas mediante la toma de fotografías con una cámara de celular Motorola G de 8 Mega Pixeles tomadas desde un negatoscopio odontológico.



*Figura 17: Negatoscopio*

El entorno se crea a partir de una placa donde reposan las placas radiográficas, una base con fondo blanco como se muestra en la Figura14.

## 5.2 Pre Procesamiento

En la etapa de pre procesamiento se pretende corregir defectos que puedan producirse durante la captura y digitalización de las imágenes las placas radiográficas. Si bien se ha tomado las precauciones para obtener una muestra lo más limpia posible.

### Filtrado de imagen

Es necesario filtrar la imagen para quitar ruido, para realizar esto es necesario reducir la amplitud de las variaciones de la imagen, una forma simple de hacer esto, es reemplazar cada píxel por la media del valor de los píxeles de alrededor, de esta forma las variaciones rápidas de intensidad pueden ser suavizadas y reemplazadas por una transición más gradual.

#### 5.2.1 Blur

La fórmula matemática en la que se basa el filtro blur es la siguiente:

$$g(i, j) = \sum_{k, l} f(i + k, j + l)h(k, l)$$

En la cual el valor de un píxel de salida (es decir,  $g(i, j)$ ) se determina como una suma ponderada de los valores de los píxeles de entrada (es decir  $f(i + k, j + l)$ ).

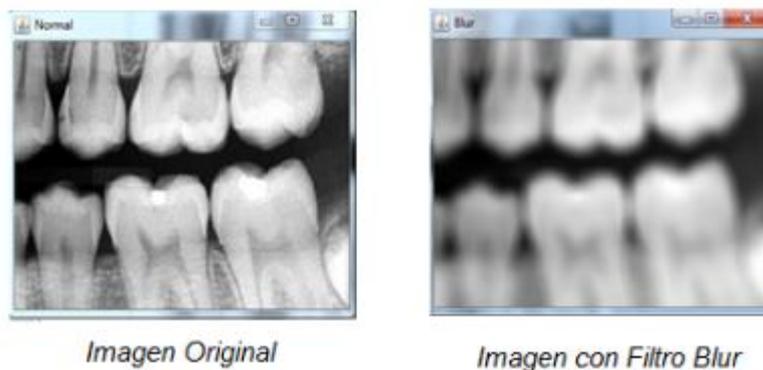
La implementación del filtro blur en open CV está determinado de la siguiente manera:



```
Mat src = Funciones.cargar(ruta, false, false, 0);
Imgproc.cvtColor(src, src, Imgproc.COLOR_BGR2GRAY);
Funciones.mostrar(src, 700, 300, "Normal");
Mat blur = new Mat();
Imgproc.blur(src, blur, new Size(15, 15));
Funciones.mostrar(blur, 700, 300, "Blur");
```

*Funcion Blur, código completo en Anexo 1*

Si aplicamos la función Blur de OpenCV sobre la imagen original obtenemos el siguiente resultado:



*Figura 18: Imagen Antes y Después Filtro Blur*

### 5.2.2 Gaussian Blur

La fórmula matemática en la que se basa el Gaussian Blur es la siguiente:

$$f(x) = ae^{-(x-b)^2/c^2}$$

En la cual la distancia entre el pixel que se modificara (es decir,  $(x - b)$ ) y el píxel del que se está tomando el valor (es decir  $a$  y  $c$ ) valen 1 lo cual resulta un número real entre 0 y 1 que representara el porcentaje de cambio.

La implementación del Gaussian Blur en open CV está determinado de la siguiente manera:



```
Mat src = Funciones.cargar(ruta, false, false, 0);
Imgproc.cvtColor(src, src, Imgproc.COLOR_BGR2GRAY);
Funciones.mostrar(src, 700, 300, "Normal");
Mat GaussianBlur = new Mat();
//GaussianBlur (origen, destino, tamaño kernel gaussiano, desviacion en X)
Imgproc.GaussianBlur(src, GaussianBlur, new Size(11, 11), 0);
Funciones.mostrar(GaussianBlur, 700, 300, "GaussianBlur");
```

*Funcion Gaussian Blur, código completo en Anexo 2*

Si aplicamos la función Gaussian Blur de OpenCV sobre la imagen original obtenemos el siguiente resultado:



*Figura 19: Imagen Antes y Después Gaussian Blur*

### 5.2.3 Filtro Bilateral

La fórmula matemática en la que se basa el filtro bilateral es la siguiente:

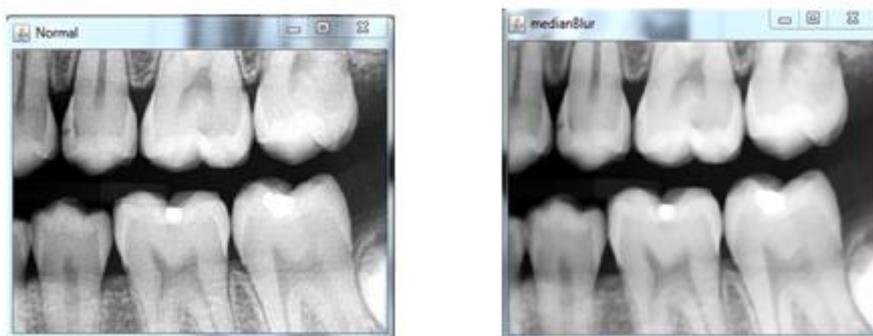
$$W_p = \sum_{q \in S} G_{\sigma_s}(\|p - q\|) G_{\sigma_r}(\|I_p - I_q\|).$$

La implementación del filtro bilateral en open CV está determinada de la siguiente manera:

```
Mat src = Funciones.cargar(ruta, false, false, 0);
Imgproc.cvtColor(src, src, Imgproc.COLOR_BGR2GRAY);
Funciones.mostrar(src, 700, 300, "Normal");
Mat bilateralFilter = new Mat();
//bilateralFilter (origen, destino, tamaño, sigma color, sigma espacio)
Imgproc.bilateralFilter(src, bilateralFilter, 9, 75, 75);
Funciones.mostrar(bilateralFilter, 700, 300, "bilateralFilter");
```

*Funcion Filtro Bilateral, código completo en Anexo 3*

Si aplicamos la función Filtro Bilateral de OpenCV sobre la imagen original obtenemos el siguiente resultado:



*Imagen Original*

*Imagen con Filtro Bilateral*

*Figura 20: Imagen Antes y Después Filtro Bilateral*

### 5.2.4 Median Blur

La fórmula matemática en la que se basa el Median Blur es la siguiente:

```
Mat src = Funciones.cargar(ruta, false, false, 0);
Imgproc.cvtColor(src, src, Imgproc.COLOR_BGR2GRAY);
Funciones.mostrar(src, 700, 300, "Normal");
Mat medianBlur = new Mat();
//medianBlur (origen, destino, tamaño)
Imgproc.medianBlur(src, medianBlur, 5);
Funciones.mostrar(medianBlur, 700, 300, "medianBlur");
```

*Funcion Median Blur, código completo en Anexo 4*

Si aplicamos la función Median Blur de OpenCV sobre la imagen original obtenemos el siguiente resultado:



Figura 21: Imagen Antes y Después Median Blur

### 5.2.5 Histograma

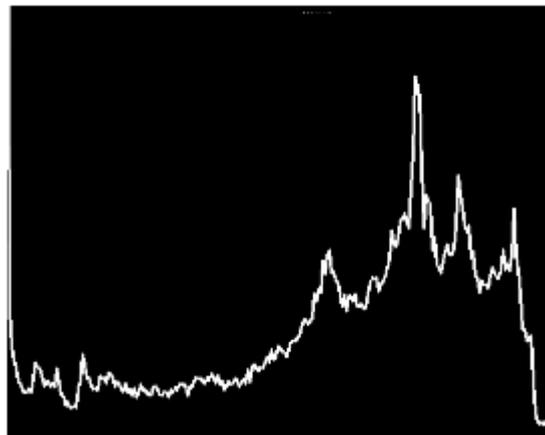


Figura 22: Histograma Radiografía en Escala de Grises

#### Ecuación del Histograma

El histograma después de ecualización se muestra en Figura 19. Recibimos imagen después de ecualización del histograma muestra en la 20.



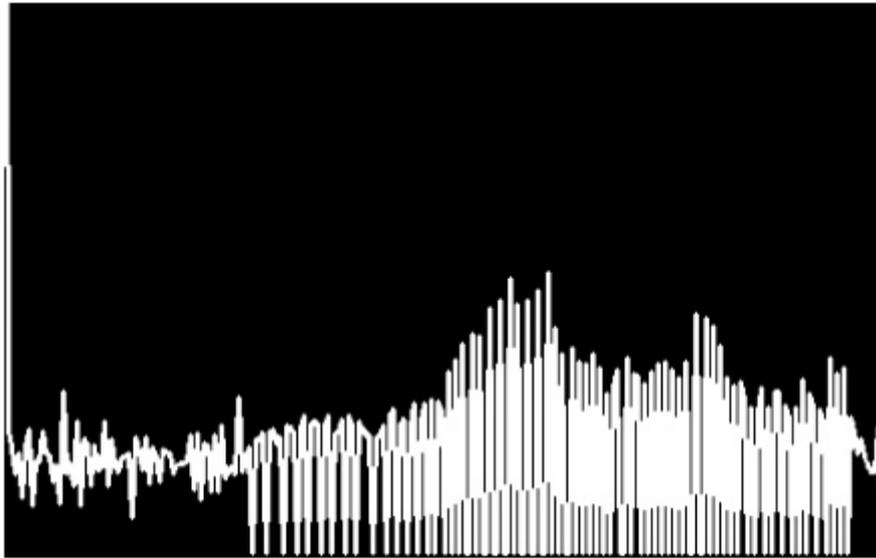


Figura 23: Histograma de Imagen Ecuilizada



a) Imagen Escalada a Grises



b) Imagen con Histograma

Figura 24: Radiografía antes y después de Ecuilización de Histograma

Esto nos puede dar perfecta distribución de los valores de los píxeles para su posterior procesamiento.



### 5.3 Segmentación

#### 5.3.1 Binarización

A continuación, están los resultados después de la binarización de la imagen:

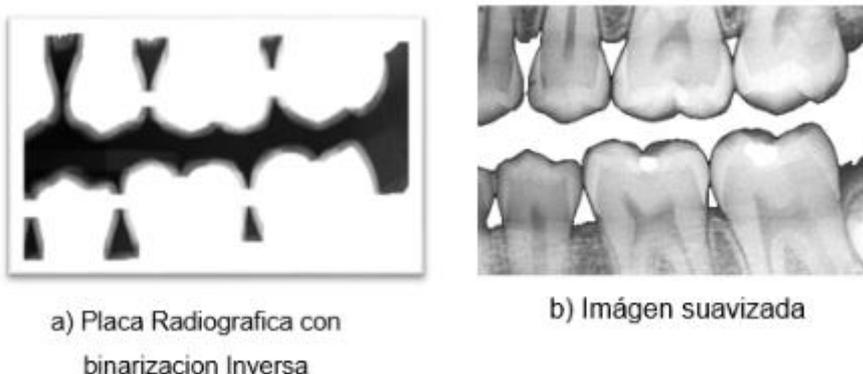


Figura 25: Radiografías Binarizadas

```

Imgproc.threshold(src, hsvImg, 60, 179.0, Imgproc.THRESH_BINARY_INV);
Imgproc.threshold(src, hsvImg2, 60, 179.0, Imgproc.THRESH_BINARY);

Imgproc.blur(hsvImg, hsvImg, new Size(5, 5));
Imgproc.blur(hsvImg2, hsvImg2, new Size(5, 5));

Imgproc.dilate(hsvImg, hsvImg, new Mat(), new Point(-1, 1), 6);
Imgproc.erode(hsvImg, hsvImg, new Mat(), new Point(-1, 1), 6);

Imgproc.dilate(hsvImg2, hsvImg2, new Mat(), new Point(-1, 1), 6);
Imgproc.erode(hsvImg2, hsvImg2, new Mat(), new Point(-1, 1), 6);

Imgproc.threshold(hsvImg, hsvImg, 60, 179.0, Imgproc.THRESH_BINARY_INV);
Imgproc.threshold(hsvImg2, hsvImg2, 60, 179.0, Imgproc.THRESH_BINARY);

Mat foreground = new Mat(src.size(), CvType.CV_8UC3, new Scalar(255, 255, 255));
Mat foreground2 = new Mat(src.size(), CvType.CV_8UC3, new Scalar(255, 255, 255));
    
```

*Funcion Binarizacion, código completo en Anexo 7*

#### 5.3.2 Método Otsu

A continuación, están los resultados después de la segmentación con el método OTSU.



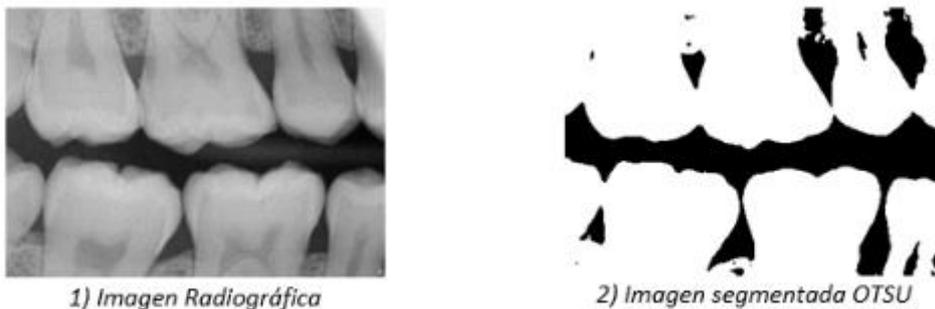


Figura 26: Radiografía segmentada con Método OTSU

```
Mat src = Funciones.cargar(ruta, false, false, 0);
Imgproc.cvtColor(src, src, Imgproc.COLOR_BGR2GRAY);

Imgproc.blur(src, src, new Size(5, 5));

Imgproc.equalizeHist(src, src);

Imgproc.threshold(src, src, 60, 255, Imgproc.THRESH_OTSU);;
```

Funcion Binarizacion, código completo en Anexo 8

#### 5.4 Extracción de Características

Para la extracción de características se procedió a utilizar la herramienta de visión artificial y reconocimiento de patrones Balu Toolbox, que fue implementada en Matlab y permite extraer las características de las imágenes.

```
MatlabProxyFactoryOptions options = new MatlabProxyFactoryOptions.Builder()
    .setUsePreviouslyControlledSession(true)
    .setHidden(true)
    .setMatlabLocation(null).build();

MatlabProxyFactory factory = new MatlabProxyFactory(options);
MatlabProxy proxy = factory.getProxy();
```

Luego se procede a enviar la imagen y recibir sus características

```

proxy.eval("I = imread('" + ruta + "');\n"
+ "R = Bim_segbalu(I);\n"
+ "[X,Xn] = Bfx_basicgeo(R);\n"
+ "Bio_printfeatures(X,Xn)");

double[] result = ((double[]) proxy.getVariable("X"));
String[] result2 = ((String[]) proxy.getVariable("Xn"));

for (int i = 0; i < result.length; i++) {
    System.out.println(result2[i] + " : " + result[i]);
    jTextArea2.append(result2[i] + " : " + result[i] + "\n");
}
    
```

### 5.4.1 Extracción de Características Geométricas Básicas

Tabla 8: Vector de Características Geométricas Básicas Extraídas

Característica	Valor
Center of Grav i [px]	114,7829
Center of Grav j [px]	188,8274
Heigth [px]	220,0000
Width [px]	348,0000
Area [px]	23729,0000
Perimeter [px]	1957,0000
Roundness	0,0779
Danielsson Factor	10,1742
Euler Number	1,0000
Equivalent Diameter [px]	173,5945
MajorAxisLength [px]	380,2082
MinorAxisLength [px]	182,8533
Orientation [grad]	-4,3068
Solidity	0,3541
Extent	0,3091
Eccentricity	0,8768
Convex Area [px]	66838,0000
FilledArea [px]	23668,0000



```

MatlabProxyFactoryOptions options = new MatlabProxyFactoryOptions.Builder()
    .setUsePreviouslyControlledSession(true)
    .setHidden(true)
    .setMatlabLocation(null).build();

MatlabProxyFactory factory = new MatlabProxyFactory(options);
MatlabProxy proxy = factory.getProxy();

//proxy.eval("disp('hello world')");
//Set a variable, add to it, retrieve it, and print the result
proxy.eval("I = imread(' " + ruta + "');\n"
    + "R = Bim_segbalu(I);\n"
    + "[X,Xn] = Bfx_basigeo(R);\n"
    + "Bio_printfeatures(X,Xn)");

double[] result = ((double[]) proxy.getVariable("X"));
String[] result2 = ((String[]) proxy.getVariable("Xn"));

for (int i = 0; i < result.length; i++) {
    System.out.println(result2[i] + " : " + result[i]);
    jTextArea2.append(result2[i] + " : " + result[i] + "\n");
}

//Disconnect the proxy from MATLAB
proxy.disconnect();
    
```

*Extracción Vector de Características Geométricas Básicas*

## 5.5 Clasificación

Para la clasificación de las muestras obtenidas en base a las características extraídas por los descriptores se ha escogido dos clasificadores: Redes Neuronales y Naive Bayes.

### 5.5.1 Red Neuronal Back Propagation

Para determinar la estructura de la red neuronal se procedió a hacer un análisis de sensibilidad, lo cual es necesario para obtener un error global más cerca de 0.



Tabla 9: Analisis de Sensibilidad Arquitectura Red Neuronal

Entrenamientos/Capas	1 de 20	1 de 50	2 de 20	2 de 50
10	0,1691	0,1519	0,1907	0,1600
100	0,1975	0,1812	0,1930	0,0281
1000	0,2726	0,1334	0,2678	0,0157
10000	0,2347	0,1255	0,1853	0,0753
100000	0,1943	0,1034	0,1144	0,0039

Fuente: Propia

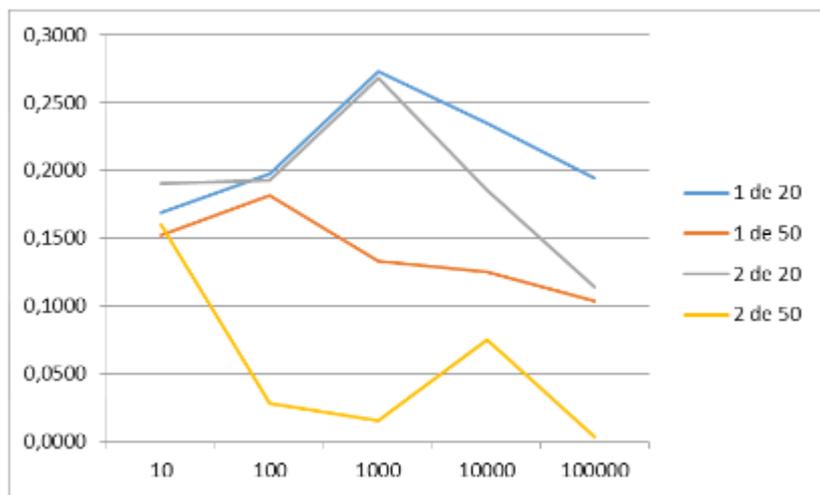
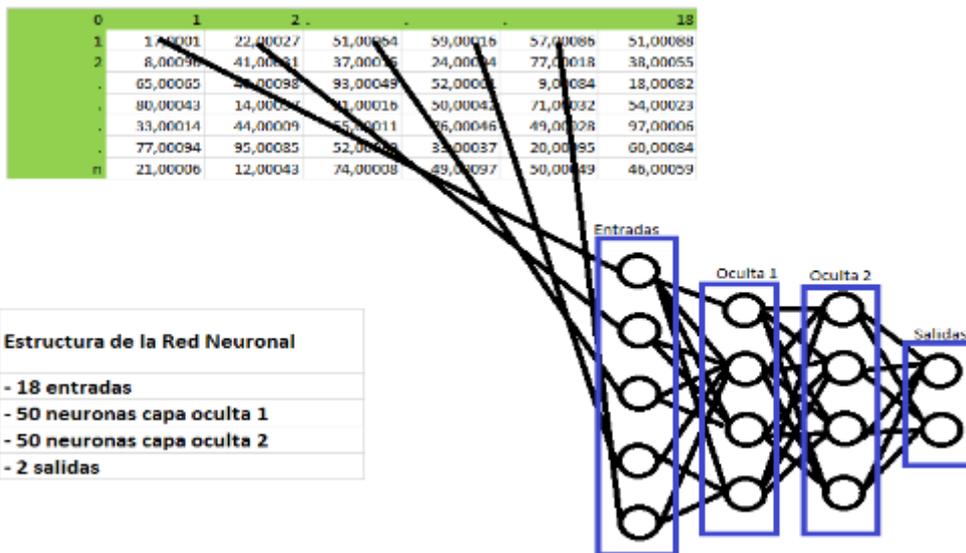


Figura 27: Grafico Analisis de Sensibilidad para Arquitectura de Red Neuronal

En base a resultados la arquitectura que tiene el error global más próximo a 0 es de 1 capa de entrada de (18 neuronas), 2 capas ocultas (50 neuronas cada capa) y 1 capa de salida (4 neuronas) la cual se entrena con los patrones binarizados y las salidas deseadas de cada imagen.





**Estructura de la Red Neuronal**

- 18 entradas
- 50 neuronas capa oculta 1
- 50 neuronas capa oculta 2
- 2 salidas

Figura 28: Estructura Red Neuronal

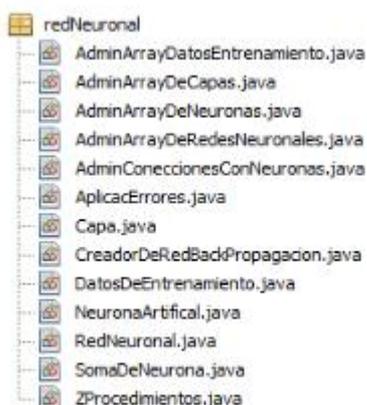


Figura 25: Clases Pertenecientes a la Red Neuronal Anexo 11

Tabla 10: Salidas Deseadas de la Red Neuronal

Salida Deseada		Diagnostico
0	0	NO SE ENCUENTRAN INDICIOS DE CARIES
0	1	CARIES OCLUSAL
1	0	CARIES VESTIBULAR
1	1	CARIES INTERPROXIMAL



### 5.5.2 Clasificador Naive Bayes

Clasificador probabilístico fundamentado en el teorema de Bayes y algunas hipótesis simplificadoras adicionales que requiere un número de parámetros lineal en el número de variables (características / predictores) los cuales los obtenemos de la imagen en escala de grises. Posteriormente esas características se transforman en un archivo con extensión arff para ser introducidos en el software que se desarrolló el cual usa la librería weka para realizar esta clasificación obteniendo un grado de precisión.

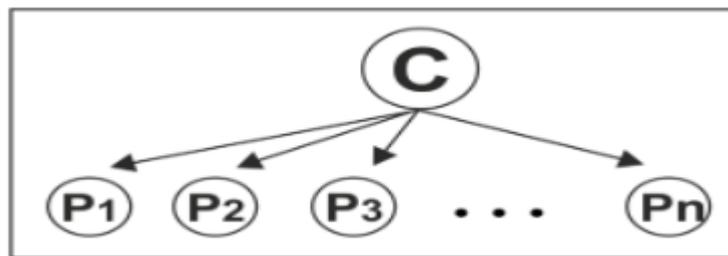


Figura 29: Grafico de una Naive Bayes

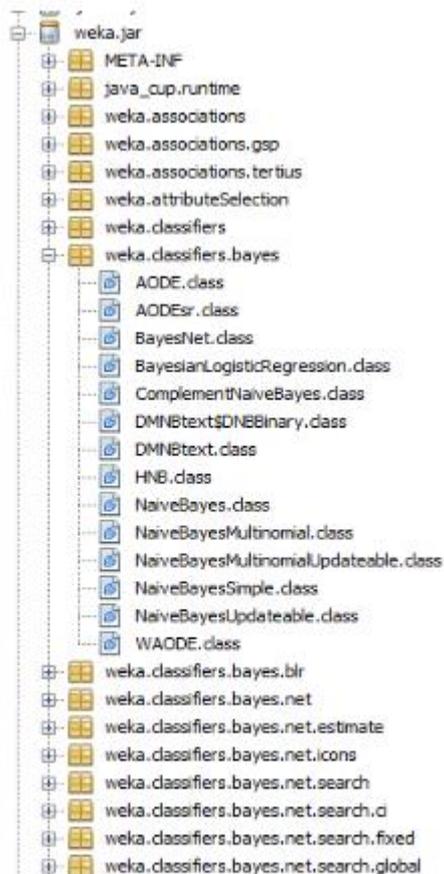


Figura 28: Clases Pertencientes a Naive Bayes Anexo 12

```

Resultados
*****

Correctly Classified Instances      25      34.72 %
Incorrectly Classified Instances    47      65.28 %
Kappa statistic                    -0.1111
K&B Relative Info Score           -376.9142 %
K&B Information Score             -3.7695 bits      -0.0523 bits/instance
Class complexity | order 0        72.1813 bits      1.0025 bits/instance
Class complexity | scheme         80.3575 bits      1.1161 bits/instance
Complexity improvement (S2)       -8.1762 bits      -0.1136 bits/instance
Mean absolute error                0.523
Root mean squared error            0.6344
Relative absolute error            104.4355 %
Root relative squared error        106.7032 %
Total Number of Instances         72

Medida : 0.5222222222222222
Precision : 0.4999999999999999
Recall : 0.5444444444444444
    
```



Los casos clasificados correcta e incorrectamente muestran el porcentaje de casos de prueba que fueron clasificados correctamente e incorrectamente. Los números en bruto se muestran en la matriz de confusión, con a y b que representa la clase de etiquetas. Aquí hubo 72 casos, por lo que los porcentajes y números en bruto se suman,  $SS + CC = 15 + 10 = 25$ ,  $SC + CS = 25 + 22 = 47$ .

Kappa es una medida de probabilidad corregida de acuerdo entre las clasificaciones y las clases verdaderos.

Se calcula tomando el acuerdo esperado por azar fuera del acuerdo observado y dividiendo por el máximo acuerdo posible.

Un valor mayor que 0 significa que el clasificador está haciendo mejor que el azar que en realidad debería ser así.

Las tasas de error se utilizan para la predicción numérica en lugar de la clasificación.

En la predicción numérica, las predicciones no son sólo bien o mal, el error tiene una magnitud, y estas medidas reflejar eso

### 5.5.2.1 Matriz de Confusión

Tabla 11: Matriz de Confusión

	SANAS	CARIES	TOTAL
SANAS	15	25	40
CARIES	22	10	32

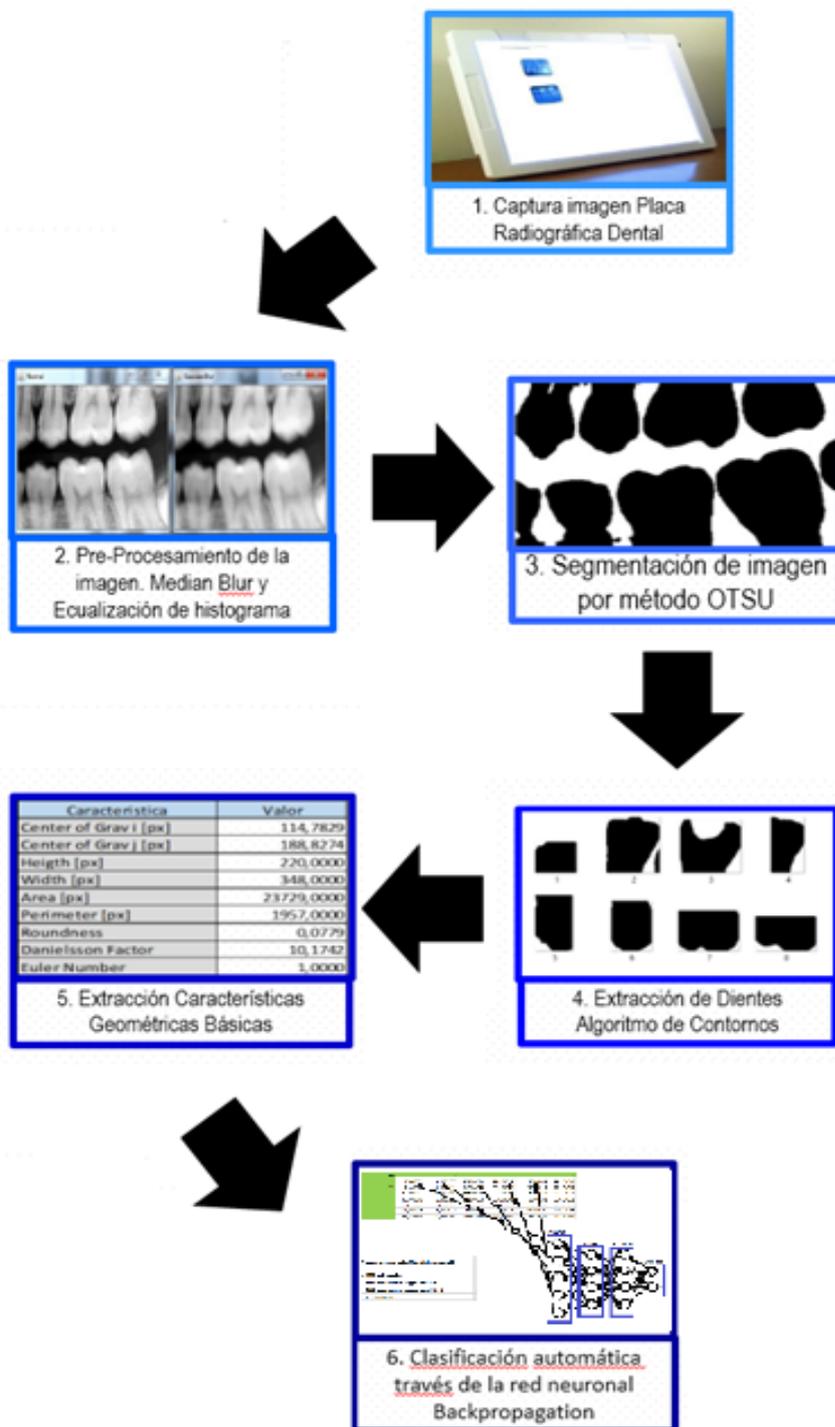
Fuente: Propia

La matriz de confusión es una herramienta que permite la visualización del desempeño de un algoritmo que se emplea en aprendizaje supervisado. Cada columna de la matriz representa el número de predicciones de cada clase, mientras que cada fila representa a las instancias en la clase real. Uno de los beneficios de las matrices de confusión es que facilitan ver si el sistema está confundiendo dos clases.

En la matriz que se muestra anteriormente nos dice que de un total de 40 placas sanas el sistema predijo que 15 eran placas sanas y 25 eran placas con caries y de 32 placas con caries el sistema predijo que eran 22 sanas y 10 con caries.



## 5.6 Método Propuesto



### 5.6.1 Descripción del método propuesto

- 1°. Capturamos la placa radiográfica dental, la cual se encuentra sobre el negatoscopio.
- 2°. Pre procesamiento de la imagen digital, en donde aplicaremos el filtro de median blur para quitarle el ruido y limpiar la imagen, seguidamente ecualizamos la imagen para obtener un equilibrio en la escala de grises.
- 3°. Segmentar la imagen con el algoritmo OTSU para tener una imagen más significativa y más fácil de analizar.
- 4°. Luego del pre procesamiento de las imágenes, los dientes pasan a ser separados uno por uno con el algoritmo de contornos el cual divide cada región de la placa obteniéndose cada diente.
- 5°. Se extraen las características de cada diente con el algoritmo de extracción de características geométricas básicas.
- 6°. Se envía a entrenar a la red neuronal estas características para luego reconocer las placas que se ingresen y obtener el diagnostico de dicha placa ingresada.

## CAPÍTULO VI: CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

### 6.1 Conclusiones

- Los investigadores han logrado realizar un pre-conocimiento de la forma de detectar caries en 72 placas radiográficas dentales que contienen su diagnóstico médico, basado en el análisis de la imagen que lo representa y con la asesoría de un médico experto.
- Para el pre-procesamiento de la imagen se aplicaron los filtros Blur, Median Blur, Laplaciano de Gauss y Filtro Bilateral, posteriormente la ecualización del histograma para luego pasar a ser segmentadas con el método OTSU.
- Para la detección automática de imágenes se aplicaron los algoritmos backpropagation y naive bayes, donde se obtuvo un tiempo de demora de procesamiento de 31 milisegundos para el algoritmo backpropagation y un tiempo de 110 milisegundos para naïve bayes.
- Los investigadores lograron implementar los algoritmos de detección automática como son algoritmo backpropagation y el algoritmo de bayes en el lenguaje de programación Java con el IDE Netbeans 8.0.



## 6.2 Recomendaciones

- La investigación logro identificar caries en placas con imágenes en jpeg, pero se recomienda para futuras investigaciones realizar la detección en imágenes dcm.
- La investigación reconoce placas basada un aprendizaje con redes neuronales y redes bayesianas, dejando la posibilidad para futuras investigaciones puedan realizar el reconocimiento con SVM o Lógica difusa aplicada a las imágenes.
- La investigación logro identificar caries en placas utilizando el lenguaje de programación Java pero se recomienda implementar los algoritmos de pre procesamiento y de procesamiento en otro lenguaje de programación.

## REFERENCIAS:

- Abdolvahab, E. (2013). Digital Dental X-Ray Image Segmentation and Feature Extraction. Malasia: Universiti Teknologi Malaysia.
- Boullosa Gracia, O. (2011). *Estudio comparativo de descriptores visuales para la detección de escenas cuasi-duplicadas*.
- Burger, W., & Mark, J. B. (2009). *Digital Image Processing: An Algorithmic Introduction Using Java*.
- California Dental Association, E. (2014). Dental X-Ray.
- Carranza. (2010). *Periodontología Clínica 12 edición*. .
- De la Fuente, E., & Trespaderne, F. M. (2013). *Robótica, Procesamiento de Imágenes para Visión Automática y Robótica*.
- Essig, M. G. (2008). Dental x-rays.
- Florez, R., & Fernandez, J. M. (2008). *Las Redes Neuronales Artificiales, Fundamentos teoricos y aplicaciones prácticas*.
- Glasbey, C. (2008). Image Analysis for the biological sciences. Chichester, England.
- Gonzales, R. C., & Woods, R. E. (2008). *Procesamiento de Imágenes Digitales 2da Edición*.
- Jackson, P. (2014). Comparison of Segmentation Methods for Accurate Dental Caries Detection. Sudáfrica: Univesity of KwalZulu-Natal.
- Lindeberg, T. (2001). *Encyclopedia of Mathematics*. Springer.
- Oprea, S. (2008). Técnicas de Procesamiento de Imágenes Utilizadas para el Analisis de Imágenes de Rayos X Dentales. 2008. Rumania: University of Pitesti.
- Pham, D. (2000). Current methods in medical image segmentation. *Annual review of biomedical engineering 2.1*, 315-337.
- Ponce Cruz, P. (2010). *Inteligencia Artificial con Aplicaciones a la Ingeniería*. Alfoomega.
- Pratx, G. (2011). GPU computing in medical physics: A review. *Medical physics 38*.
- Qing Shi, Y., & Jeon, B. (2006). *Digital Watermarking: 5th International Workshop, IWDW 2006, Jeju Island, Korea, November 8-10, 2006, Proceedings*.
- Raut, S. (2009). Image Segmentation—A State-Of Art Survey for Prediction. *Advanced Computer Control, 2009. ICACC'09*, (págs. 420-424).
- Shubhangi, D. (2012). Preprocessing, Segmentation and Matching of Dental Radiographs Used in Dental Biometrics. *International Journal of Science and Applied Information Technology*.
- Sucar, E. (2008). *Visión Computacional*. Mexico.
- Szeliski, R. (2010). *Computer Vision: Algorithms and Applications*. Springer.
- Theodorinis, S. K. (2009). *Pattern Recognition*.
- V, G. (2014). Challenges in Edge Extraction of Dental X-Ray Images. *International Journal of Computer Science and Information Technologies*.
- Wu, J., Zhou, H., & Zhang, J. (2010). *Digital Image Processing: Part I*.
- Zorman, M. (2009). Intelligent platform for automatic medical knowledge acquisition: detection and understanding of neural dysfunctions. Slovenia: Maribor University.



# ANEXOS

## Anexo 01

```
private void menu21ActionPerformed(java.awt.event.ActionEvent evt) {  
    // TODO add your handling code here:  
    if (ruta != "") {  
        long tiempoInicio = System.currentTimeMillis();  
        Thread t1 = new Thread();  
        t1.start();  
  
        //cargar(ruta,escala grises(true,false) , THRESH_BINARY(true,false, parametro binary))  
        Mat src = Funciones.cargar(ruta, false, false, 0);  
        Imgproc.cvtColor(src, src, Imgproc.COLOR_BGR2GRAY);  
        Funciones.mostrar(src, 700, 300, "Normal");  
        Mat blur = new Mat();  
        Imgproc.blur(src, blur, new Size(15, 15));  
        Funciones.mostrar(blur, 700, 300, "Blur");  
  
        long totalTiempo = System.currentTimeMillis() - tiempoInicio;  
        System.out.println("El tiempo de demora es : " + totalTiempo + " miliseq");  
    } else {  
        JOptionPane.showMessageDialog(null, "SELECCIONE UNA IMAGEN", "Imagen", JOptionPane.WARNING_MESSAGE);  
    }  
}
```

Cerrar

## Anexo 02

```
private void menu2ActionPerformed(java.awt.event.ActionEvent evt) {
    // TODO add your handling code here:
    if (ruta != "") {
        long tiempoInicio = System.currentTimeMillis();
        Thread t1 = new Thread();
        t1.start();

        //cargar(ruta,escala grises(true,false) , THRESH_BINARY(true,false, parametro binary))
        Mat src = Funciones.cargar(ruta, false, false, 0);
        Imgproc.cvtColor(src, src, Imgproc.COLOR_BGR2GRAY);
        Funciones.mostrar(src, 700, 300, "Normal");
        Mat GaussianBlur = new Mat();
        //GaussianBlur (origen, destino, tamaño kernel gaussiano, desviacion en X)
        Imgproc.GaussianBlur(src, GaussianBlur, new Size(11, 11), 0);
        Funciones.mostrar(GaussianBlur, 700, 300, "GaussianBlur");

        long totalTiempo = System.currentTimeMillis() - tiempoInicio;
        System.out.println("El tiempo de demora es : " + totalTiempo + " miliseg");
    } else {
        JOptionPane.showMessageDialog(null, "SELECCIONE UNA IMAGEN", "Imagen", JOptionPane.WARNING_MESSAGE);
    }
}
```

## Anexo 03

```
private void menu24ActionPerformed(java.awt.event.ActionEvent evt) {
    // TODO add your handling code here:
    if (ruta != "") {
        long tiempoInicio = System.currentTimeMillis();
        Thread t1 = new Thread();
        t1.start();

        //cargar(ruta,escala grises (true,false) , THRESH_BINARY(true,false, parametro binary))
        Mat src = Funciones.cargar(ruta, false, false, 0);
        Imgproc.cvtColor(src, src, Imgproc.COLOR_BGR2GRAY);
        Funciones.mostrar(src, 700, 300, "Normal");
        Mat bilateralFilter = new Mat();
        //bilateralFilter (origen, destino, tamaño, sigma color, sigma espacio)
        Imgproc.bilateralFilter(src, bilateralFilter, 9, 75, 75);
        Funciones.mostrar(bilateralFilter, 700, 300, "bilateralFilter");

        long totalTiempo = System.currentTimeMillis() - tiempoInicio;
        System.out.println("El tiempo de demora es : " + totalTiempo + " miliseg");
    } else {
        JOptionPane.showMessageDialog(null, "SELECCIONE UNA IMAGEN", "Imagen", JOptionPane.WARNING_MESSAGE);
    }
}
```

## Anexo 04

```
private void menu23ActionPerformed(java.awt.event.ActionEvent evt) {
    // TODO add your handling code here:
    if (ruta != "") {
        long tiempoInicio = System.currentTimeMillis();
        Thread t1 = new Thread();
        t1.start();

        //cargar(ruta,escala grises(true,false) , THRESH_BINARY(true,false, parametro binary))
        Mat src = Funciones.cargar(ruta, false, false, 0);
        Imgproc.cvtColor(src, src, Imgproc.COLOR_BGR2GRAY);
        Funciones.mostrar(src, 700, 300, "Normal");
        Mat medianBlur = new Mat();
        //medianBlur (origen, destino, tamaño)
        Imgproc.medianBlur(src, medianBlur, 5);
        Funciones.mostrar(medianBlur, 700, 300, "medianBlur");

        long totalTiempo = System.currentTimeMillis() - tiempoInicio;
        System.out.println("El tiempo de demora es : " + totalTiempo + " miliseg");
    } else {
        JOptionPane.showMessageDialog(null, "SELECCIONE UNA IMAGEN", "Imagen", JOptionPane.WARNING_MESSAGE);
    }
}
```

## Anexo 05

```

if (ruta != "") {
    Mat image = Funciones.cargar(ruta, false, false, 0);
    Mat src = new Mat(image.height(), image.width(), CvType.CV_8UC2);
    Imgproc.cvtColor(image, src, Imgproc.COLOR_RGB2GRAY);
    Funciones.mostrar(src, 700, 300, "Imagen sin equalizar");

    Vector<Mat> bgr_planes = new Vector<>();
    Core.split(src, bgr_planes);
    MatOfInt histSize = new MatOfInt(256);
    final MatOfFloat histRange = new MatOfFloat(0f, 256f);
    boolean accumulate = false;
    Mat b_hist = new Mat();

    Imgproc.calcHist(bgr_planes, new MatOfInt(0), new Mat(), b_hist, histSize, histRange, accumulate);
    int hist_w = 512;
    int hist_h = 600;
    long bin_w;
    bin_w = Math.round((double) (hist_w / 256));

    Mat histImage = new Mat(hist_h, hist_w, CvType.CV_8UC1);

    Core.normalize(b_hist, b_hist, 3, histImage.rows(), Core.NORM_MINMAX);

    for (int i = 1; i < 256; i++) {
        Core.line(histImage, new Point(bin_w * (i - 1), hist_h - Math.round(b_hist.get(i - 1, 0)[0])),
            new Point(bin_w * (i), hist_h - Math.round(Math.round(b_hist.get(i, 0)[0]))),
            new Scalar(255, 0, 0), 2, 8, 0);
    }
}

```

## Anexo 06

```

if (ruta != "") {
    Mat image = Funciones.cargar(ruta, false, false, 0);
    Mat src = new Mat(image.height(), image.width(), CvType.CV_8UC2);
    Imgproc.cvtColor(image, src, Imgproc.COLOR_RGB2GRAY);
    //Ecuacion
    Imgproc.equalizeHist(src, src);
    Funciones.mostrar(src, 700, 300, "Imagen equalizada");

    Vector<Mat> bgr_planes = new Vector<>();
    Core.split(src, bgr_planes);
    MatOfInt histSize = new MatOfInt(256);
    final MatOfFloat histRange = new MatOfFloat(0f, 256f);
    boolean accumulate = false;
    Mat b_hist = new Mat();

    Imgproc.calcHist(bgr_planes, new MatOfInt(0), new Mat(), b_hist, histSize, histRange, accumulate);
    int hist_w = 512;
    int hist_h = 600;
    long bin_w;
    bin_w = Math.round((double) (hist_w / 256));

    Mat histImage = new Mat(hist_h, hist_w, CvType.CV_8UC1);

    Core.normalize(b_hist, b_hist, 3, histImage.rows(), Core.NORM_MINMAX);

    for (int i = 1; i < 256; i++) {
        Core.line(histImage, new Point(bin_w * (i - 1), hist_h - Math.round(b_hist.get(i - 1, 0)[0])),
            new Point(bin_w * (i), hist_h - Math.round(Math.round(b_hist.get(i, 0)[0]))),
            new Scalar(255, 0, 0), 2, 8, 0);
    }
}

```

## Anexo 07

```

if (ruta != "") {
    Mat src = Funciones.cargar(ruta, false, false, 0);
    Funciones.mostrar(src, 700, 300, "Normal");
    Mat hsvImg = new Mat();
    Mat hsvImg2 = new Mat();

    Imgproc.threshold(src, hsvImg, 60, 179.0, Imgproc.THRESH_BINARY_INV);
    Imgproc.threshold(src, hsvImg2, 60, 179.0, Imgproc.THRESH_BINARY);

    Imgproc.blur(hsvImg, hsvImg, new Size(5, 5));
    Imgproc.blur(hsvImg2, hsvImg2, new Size(5, 5));

    Imgproc.dilate(hsvImg, hsvImg, new Mat(), new Point(-1, 1), 6);
    Imgproc.erode(hsvImg, hsvImg, new Mat(), new Point(-1, 1), 6);

    Imgproc.dilate(hsvImg2, hsvImg2, new Mat(), new Point(-1, 1), 6);
    Imgproc.erode(hsvImg2, hsvImg2, new Mat(), new Point(-1, 1), 6);

    Imgproc.threshold(hsvImg, hsvImg, 60, 179.0, Imgproc.THRESH_BINARY_INV);
    Imgproc.threshold(hsvImg2, hsvImg2, 60, 179.0, Imgproc.THRESH_BINARY);

    Mat foreground = new Mat(src.size(), CvType.CV_8UC3, new Scalar(255, 255, 255));
    Mat foreground2 = new Mat(src.size(), CvType.CV_8UC3, new Scalar(255, 255, 255));

    src.copyTo(foreground, hsvImg);
    src.copyTo(foreground2, hsvImg2);

    Funciones.mostrar(foreground, 700, 300, "THRESH_BINARY_INV");
    Funciones.mostrar(foreground2, 700, 400, "THRESH_BINARY");
} else {
    JOptionPane.showMessageDialog(null, "SELECCIONE UNA IMAGEN", "Imagen", JOptionPane.WARNING_MESSAGE);
}
  
```

## Anexo 08

```

private void menu41ActionPerformed(java.awt.event.ActionEvent evt) {
    // TODO add your handling code here:
    if (ruta != "") {
        long tiempoInicio = System.currentTimeMillis();
        Thread t1 = new Thread();
        t1.start();

        Mat grayImage = new Mat();
        Mat detectedEdges = new Mat();

        Mat src = Funciones.cargar(ruta, false, false, 0);
        // convert to grayscale
        Imgproc.cvtColor(src, grayImage, Imgproc.COLOR_BGR2GRAY);
        // reduco ruido a un kernel de 3x3
        Imgproc.blur(grayImage, detectedEdges, new Size(3, 3));
        // canny detector, with ratio of lower:upper threshold of 3:1
        Imgproc.Canny(detectedEdges, detectedEdges, 1, 20 * 3, 3, false);
        // using Canny's output as a mask, display the result
        Mat dest = new Mat();
        Core.add(dest, Scalar.all(0), dest);
        src.copyTo(dest, detectedEdges);

        Funciones.mostrar(dest, 700, 300, "Canny");
        long totalTiempo = System.currentTimeMillis() - tiempoInicio;
        System.out.println("El tiempo de demora es : " + totalTiempo + " miliseg");
    } else {
        JOptionPane.showMessageDialog(null, "SELECCIONE UNA IMAGEN", "Imagen", JOptionPane.WARNING_MESSAGE);
    }
}

```

## Anexo 09

```
private void menu44ActionPerformed(java.awt.event.ActionEvent evt) {
    // TODO add your handling code here:
    if (ruta != "") {
        long tiempoInicio = System.currentTimeMillis();
        Thread t1 = new Thread();
        t1.start();

        Mat grayImage = new Mat();
        Mat detectedEdges = new Mat();

        Mat src = Funciones.cargar(ruta, false, false, 0);
        // convert to grayscale
        Imgproc.cvtColor(src, grayImage, Imgproc.COLOR_BGR2GRAY);
        // reduco ruido a un kernel de 3x3
        Imgproc.blur(grayImage, detectedEdges, new Size(3, 3));
        // canny detector, with ratio of lower:upper threshold of 3:1
        Imgproc.Laplacian(detectedEdges, detectedEdges, 0, 5 * 2 + 1, 5, 5);
        // using Canny's output as a mask, display the result
        Mat dest = new Mat();
        Core.add(dest, Scalar.all(0), dest);
        src.copyTo(dest, detectedEdges);

        Funciones.mostrar(dest, 700, 300, "Laplace");
        long totalTiempo = System.currentTimeMillis() - tiempoInicio;
        System.out.println("El tiempo de demora es : " + totalTiempo + " miliseg");
    } else {
        JOptionPane.showMessageDialog(null, "SELECCIONE UNA IMAGEN", "Imagen", JOptionPane.WARNING_MESSAGE);
    }
}
```

## Anexo 10

```
MatlabProxyFactoryOptions options = new MatlabProxyFactoryOptions.Builder()
    .setUsePreviouslyControlledSession(true)
    .setHidden(true)
    .setMatlabLocation(null).build();

MatlabProxyFactory factory = new MatlabProxyFactory(options);
MatlabProxy proxy = factory.getProxy();

//proxy.eval("disp('hello world')");
//Set a variable, add to it, retrieve it, and print the result
proxy.eval("I = imread(' + ruta + '); \n"
    + "R = Bim_segbalu(I); \n"
    + "[X,Xn] = Bfx_basicgeo(R); \n"
    + "Bio_printfeatures(X,Xn)");

double[] result = ((double[]) proxy.getVariable("X"));
String[] result2 = ((String[]) proxy.getVariable("Xn"));

for (int i = 0; i < result.length; i++) {
    System.out.println(result2[i] + " : " + result[i]);
    jTextArea2.append(result2[i] + " : " + result[i] + "\n");
}

//Disconnect the proxy from MATLAB
proxy.disconnect();
```

## Anexo 11

```

import java.text.NumberFormat;
import java.util.ArrayList;
import java.util.Formatter;
import java.util.Iterator;

public class RedNeuronal {

    private AdminArrayDeCapas capasRed = new AdminArrayDeCapas();

    public AdminArrayDeCapas capas() {...3 lines }

    public Capa CapaDeEntrada() throws Exception {...6 lines }

    public Capa CapaDeSalida() throws Exception {...6 lines }

    public void ConectarDosNeuronas(NeuronaArtificial NeuronaOrigen, NeuronArtificial NeuronaDestino, float Peso) throw

    public void ConectarDosNeuronas(NeuronaArtificial NeuronaOrigen, NeuronArtificial NeuronaDestino) throws Exception

    public void ConectarCapas(Capa Capa1, Capa Capa2) throws Exception {...19 lines }

    public void ConectarCapas() throws Exception {...10 lines }

    public void EntrenarRed(DatosDeEntrenamiento tablaEntrenamiento) throws Exception {...98 lines }

    public ArrayList EjecutarRed(ArrayList Entradas) throws Exception {...41 lines }

    public ArrayList ObtenerSalidaRed() throws Exception {...10 lines }

}

```

## Aplicación



