



*Asesorías y Tutorías para la Investigación Científica en la Educación Puig-Salabarría S.C.  
José María Pino Suárez 400-2 esq a Lerdo de Tejada, Toluca, Estado de México. 7223898473*

RFC: ATI120618V12

**Revista Dilemas Contemporáneos: Educación, Política y Valores.**

<http://www.dilemascontemporaneoseduccionpoliticayvalores.com/>

**Año: VII**

**Número: Edición Especial**

**Artículo no.:71**

**Período: Abril, 2020**

**TÍTULO:** Técnicas de segmentación de imágenes aplicadas en la cavidad bucal para diagnóstico de gingivitis.

**AUTORES:**

1. Lic. Mirella Carmina Ortiz Zambrano.
2. Máster. Patricia de las Mercedes Witt Rodríguez.

**RESUMEN:** En el presente trabajo se analizó diversas imágenes digitales de la cavidad bucal por medio del uso de las técnicas de segmentación las cuales ayudarán a proporcionar un mejor diagnóstico acerca de la descalcificación y gingivitis; se somete al análisis mediante la herramienta de software Matlab, aplicando las diversas técnicas de segmentación, las cuales han sido utilizadas durante la investigación entre ellas tenemos: Transformada de K-means, Transformada de watershed, Transformada de Top – Hat, Transformada de sobel y la Transformada de Canny; fundamentalmente se realizaron los siguientes tópicos en segmentación: Umbralización, basado en regiones, detección de bordes, suavizado y pixeles.

**PALABRAS CLAVES:** Análisis digital de imágenes, técnicas de segmentación, procesamiento digital de imágenes, Matlab, Gingivitis.

**TITLE:** Image segmentation techniques applied in the oral cavity for the diagnosis of gingivitis.

**AUTHORS:**

1. Lic. Mirella Carmina Ortiz Zambrano.
2. Máster. Patricia de las Mercedes Witt Rodríguez.

**ABSTRACT:** In the present work, various digital images of the oral cavity were analyzed through the use of segmentation techniques, which will help provide a better diagnosis of decalcification and gingivitis; undergoes analysis using the Matlab software tool, applying the various segmentation techniques, which have been used during the investigation, including: K-means transform, watershed transform, Top-Hat transform, Sobel transform and Canny's Transform; The following segmentation topics were mainly carried out: Thresholding, based on regions, edge detection, smoothing and pixels.

**KEY WORDS:** Digital image analysis, segmentation techniques, digital image processing, Matlab, Gingivitis.

**INTRODUCCIÓN.**

Según datos de la Organización Mundial de la Salud (OMS, 2018), las enfermedades en la cavidad bucal son las más costosas debido al tratamiento que se debe someter para ser combatida. Una de las causas que impide el tratamiento de las enfermedades es el alto costo que genera. Dentro de las enfermedades que presenta la cavidad bucal tenemos la descalcificación, gingivitis y caries. Siendo, la gingivitis una de las enfermedades con mayor frecuencia especialmente entre las comunidades con mayor índice de pobreza.

La gingivitis es una enfermedad bucal que provoca inflamación y sangrado en las encías la misma que inicia desde un rosa coral hasta una inflamación severa que llega a una coloración de un rojo brillante.

Señala el Ministerio de Salud Pública (MSP,) que cada día se atienden 250 pacientes en el área de odontología del Hospital Los Ceibos, el 50% de los pacientes presenta caries y como segunda patología gingivitis. De un promedio de 20 afiliados que se recibe por consulta externa (16) y Emergencia (4), 12 presentan caries y ocho gingivitis (Diario El Telégrafo, 2017).

De este modo, para contrarrestar el índice de enfermedades en la cavidad bucal, la Fundación Covi con el apoyo de Mondelez Ecuador realizó una campaña gratuita de salud bucal, el 6 de octubre del 2017 en la que participaron 42 niños y jóvenes; los trabajadores de dichas instituciones prestaron sus servicios como voluntarios para atender a los niños, los cuales fueron beneficiados con tratamientos odontológicos y a su vez recibieron charlas acerca de la importancia de llevar una adecuada higiene bucal.

La odontología en su afán de resolver problemas asociados a la salud bucal ha permitido el paso de otras áreas de la ciencia, como es el caso de la informática, la cual presenta metodología de procesamiento digital de imágenes, en diagnósticos odontológicos como alternativa para la toma de decisiones. Las técnicas de segmentación de imágenes en la medicina han caracterizado una serie de problemas, como el estudio de tejidos dentales, que tomaron como referencia la técnica de la desviación de la medicina en conjunto con redes neuronales no supervisada.

De esta manera la presente investigación presenta un estudio comparativo de las técnicas de segmentación de imágenes que permiten dar diagnósticos preliminares y medir resultados obtenidos mediante las técnicas en comparación con los diagnósticos desarrollado por los expertos.

## **DESARROLLO.**

### **Materiales y métodos.**

#### ***Técnicas de pre-procesamiento de imagen.***

##### *Erosión binaria.*

Esta técnica tiene como utilidad definir una forma geométrica a partir de la definición del radio, al ejecutar el código los componentes de la imagen que estén dentro del radio no aparecerán en la imagen resultante; el objetivo principal de esta técnica es comprobar si un elemento es comprendido dentro del conjunto X, de no ocurrir el resultado será la presentación de un conjunto vacío.

La operación de erosión consiste en la eliminación de los píxeles del anillo superficial de un objeto (Pertusa, 2003).

El algoritmo está dado de la siguiente manera:

1. Se lee la imagen, es indiferente si la recibe a color o en escala de grises al ser enmarcada en una técnica de preprocesamiento de imagen.
2. Con la función `strel` se define un radio, el cual ayudará a saber cuántos grados se erosionará la imagen.
3. Con lo realizado en el paso anterior y la función `imerode`, obtendremos como resultado la imagen erosionada.

*Código:*

```
img=imread ('Imagen1.jpg'); se=strel ('disk',7); img_erosion=imerode (img, se);
```

```
% representación de las imágenes
```

```
Subplot (2,3,1), subimage (img), title ('image original'); Subplot (2,3,2), subimage (img_erosion), title ('imagen erosionada');
```

**Resultado.**



Figura 1: Erosión Binaria.

### **Análisis.**

Como se puede observar en la Fig. 1 literal b), al aplicarle el filtro de erosión binaria, nos da como resultado la disminución de brillo, aunque se observa que la imagen ha perdido nitidez.

### **Dilatación binaria.**

Esta técnica posee como resultado la dilatación de los elementos que se encuentran en el conjunto estructurante de la imagen a analizar, esta operación se presenta con el crecimiento de regiones definido por un radio si un elemento de la imagen no concuerda con el radio la imagen será mostrada igual que la imagen original caso contrario este se dilatará.

La dilatación es la incorporación de una fila marginal de píxeles a los objetos de una imagen binaria (Pertusa, 2003).

El algoritmo está dado de la siguiente manera:

1. Se lee la imagen, esta puede ser a escala de grises o a color.
2. Con la función `strel` se define el radio con la finalidad de dilatar las regiones definidas.
3. Utilizando la función `imerode` y como parámetros los indicados en el paso anterior, obtendremos como resultado una imagen con dilatación en los bordes.

*Código:*

```
img=imread('Imagen1.jpg'); se=strel('disk',7); img_dilatada = imdilate(img,se);
```

```
%representacion de las imagenes
```

```
Subplot (2,3,1); subimage (img); title ('imagen original'); subplot (2,3,2); subimage (img_dilatada);
```

```
title ('imagen dilatada').
```

## Resultado.



Figura 2: Dilatación Binaria.

## Análisis.

Como se puede observar en la Fig. 2 literal b), al aplicarle el filtro de dilatación binaria nos da como resultado el aumento excesivo de brillo, aunque se observa que la imagen ha perdido nitidez, por motivo del aumento excesivo de brillo esta técnica queda descartada ya que no puede levantar falsos positivos al momento de someter las imágenes a las diferentes técnicas de segmentación utilizadas en la investigación.

## Filtro de la media.

El funcionamiento del filtro de la media radica en visitar cada uno de los píxeles por los que está formada la imagen y reemplazarlo por la media de los píxeles vecinos. Se lo puede implementar para realizar el suavizado de imágenes ya que es considerado como uno de los filtros más simple, fácil e intuitivo puede operar mediante convolución a través de una máscara determinada ayuda a la reducción de variaciones de intensidad entre los píxeles vecinos.

El algoritmo está dado de la siguiente manera:

1. Se lee la imagen ya sea a escala de grises o a color.
2. Recibiendo como parámetro average y el índice de píxeles a modificar se realiza con la función especial.
3. Obtenemos la imagen ya modificada.

*Código:*

```
img=imread ('imagen1.jpg'); filtro=imnoise (img,'salt & pepper',0.05); filtroave=fspecial ('average');
filtroave2=fspecial ('average',[20,20]); filtroM1=imfilter (filtro,filtroave); filtroM2=imfilter
(filtro,filtroave2)
```

% Representaciones de las imágenes.

```
Subplot (2,2,1); subimage(im); title('a) Imagen original'); subplot (2,2,3); subimage(filtroM1);
title('c) Filtro de media 3X3').
```

### **Resultado.**



Figura 3: Filtro de la Media.

### **Análisis.**

Como se puede observar en la Fig. 3 literal b), al aplicarle el filtro de la media se puede apreciar el ruido que es generado por el ambiente en el momento de capturar la imagen, por este motivo esta técnica queda descartada ya que no se tiene una imagen lo suficientemente acercada a la realidad y al momento de someter las imágenes a las diferentes técnicas de segmentación utilizadas en la investigación no se obtendrán los resultados esperados.

### **Filtro de la mediana.**

Este filtro es utilizado cuando se tiene una imagen con sonido aleatorio, el objetivo de aplicar este filtro es homogenizar los pixeles que tengan diferentes intensidades dentro de una vecindad de pixeles. es filtro de la mediana permite asignar a cada punto de la imagen el valor de la mediana, es

decir, genera una imagen nueva, en la cual los píxeles son generados una vez calculada la mediana del conjunto total de los píxeles de los que está compuesta la imagen original.

El filtro de la mediana tiene un comportamiento apropiado en la eliminación de ruido, especialmente si este se presenta en forma de moteado en la imagen digital. (Lira, 2012)

El algoritmo está dado de la siguiente manera:

1. Recibir una imagen en escalas de grises.
2. Con la función `imnoise` detallando como parámetro la imagen, el grado y tipo de filtro a aplicar con la finalidad de poder tener un procesado de imagen.
3. Aplicando la mediana con la función `imfilter` se realiza dos filtrados para obtener una imagen más pulida y para la corrección de errores.

*Código.*

```
img=imread ('Imagen1.jpg'); img_gris=rgb2gray(img); img_ruido = imnoise (img_gris,'salt & pepper',0.05) filtro_ave=fspecial('average'); filtro_mediana=medfilt2 (img_ruido)
```

% Representaciones de las imágenes

```
Subplot (2,3,1); subimage (img); title ('Imagen Original'); subplot (2,3,2); subimage (filtro_mediana); title ('Filtro mediana').
```

### Resultado.



Figura 4: Filtro de la Mediana.

**Análisis.**

Como se puede observar en la Fig. 4 literal b), al aplicarle el filtro de la mediana nos da como resultado una imagen en escala de grises, pero se nota una imagen libre de ruido y con una buena nitidez, lo que permite, que al momento de segmentar la imagen, no se altere algún tipo de resultado.

Cabe recalcar, que al momento de aplicar la función salt & pepper, que nos permite representar el ruido en la imagen, cuando esta función es aplicada en una imagen a color se puede observar el ruido que es representados en puntos de color en la escala RGB (Rojo, Verde, Azul) como se puede apreciar en la Fig. 26 literal b), cosa que no ocurre en una imagen en escalas de grises, ya que los puntos que se representan en esta imagen son de color blanco y negro y en la cual los puntos de color negro no siempre son apreciados ya que la imagen tiene un color parecido.

**Filtro Gaussiano.**

El filtro gaussiano es similar al filtro de la media, la diferencia radica en que se utiliza una máscara diferente para la aplicación, su objetivo es disminuir la distorsión de una imagen; este filtro permite reducir el nivel de ruido de una señal de entrada.

El algoritmo está dado de la siguiente manera:

1. Se lee la imagen, dicha imagen puede ser a escala de grises o a color.
2. Se somete la imagen a dos filtrados para su debida preparación los cuales serán filtrado de gaussian y el average harán tener características diferentes cada filtrado por separado.
3. Para obtener la imagen resultante con el filtrado de Gaussian se le realiza una combinación de los filtrados anteriores a la imagen.

*Código:*

```
img=imread ('Imagen1.jpg'); ruido_gausiano = imnoise (img,'gaussian'); filtro_gausiano=fspecial
('gaussian'); resultado_gausiano2=imfilter (ruido_gausiano,filtro_gausiano)

% Representaciones de las imágenes

Subplot (2,2,1); subimage (img); title ('Imagenoriginal'); subplot (2,2,4); subimage
(resultado_gausiano2); title ('Filtrogaussian o2'.
```

**Resultado.**

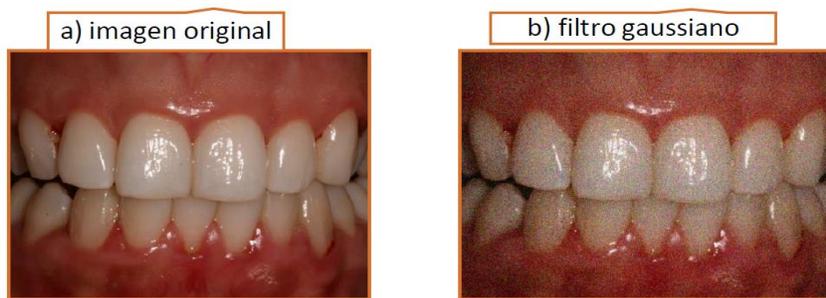


Figura 5: Filtro Gaussiano.

**Análisis.**

Como podemos observar en la Fig. 5 literal b), que al momento de someterla al filtro gaussiano, el ruido que en ella se encuentra es eliminada para su posterior segmentación, a pesar de que la nitidez de la imagen no es la mejor, pero nos permite obtener resultados esperados de la investigación.

**Técnicas de segmentación.**

***Transformada de Watershed.***

La transformada de watershed es una técnica de segmentación basada en regiones dado que ofrece una clasificación de los píxeles de una región de acuerdo a sus niveles de gris, su proximidad espacial y la homogeneidad de las texturas (Martín, 2002). De igual forma, representa una topografía de un relieve terrestre donde las intensidades grises de mayor amplitud corresponden con

llanuras o montañas y las intensidades con menor valor a valles y ríos; agrupa los píxeles de acuerdo con su proximidad espacial, el gradiente de sus niveles de gris, y la homogeneidad de sus texturas.

El algoritmo está dado de la siguiente manera:

1. Leer la imagen transformada en escala de grises, para así tener una mayor apreciación de los detalles y poder relacionar las partes blancas y oscuras.
2. Con la función `dwdist` se procede a analizar la imagen a la cual se le aplicara la TW.
3. Para finalizar y obtener una excelente apreciación de la imagen se ajusta el interior del contorno.

*Código:*

```
img=imread ('Imagen1.jpg'); img_gris=rgb2gray (img); img_BN=im2bw (img_gris);
img_BNot=~img_BN; img_D=bwdist (img_BN); img_D1= uint8 (img_D); img_D2=imadjust
(img_D1); seD = strel ('diamond',1); BWfinal = imerode (img_D2, seD); BWfinal = imerode
(BWfinal,seD); BWoutline = bwperim (BWfinal); SegoutR = img_gris; SegoutG = img_gris;
SegoutB = img_gris; SegoutR (BWoutline) = 255; SegoutG (BWoutline) = 0; SegoutB (BWoutline)
= 0; SegoutRGB = cat (3, SegoutR, SegoutG, SegoutB); subplot(2,3,1); subimage (img); title('a)
imagen original'); subplot (2,3,2); subimage (SegoutRGB); title('b) watershed'.
```

### Resultado.

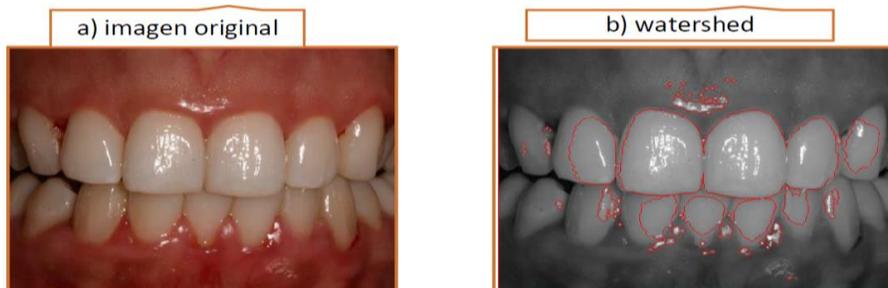


Figura 6: Transformada de Watershed.

### Análisis.

Como se puede observar en la Fig. 6 literal b), es la imagen resultante aplicando la TW, se puede observar a simple vista que se realza los bordes alrededor de las piezas dentales. Se podría determinar con simple inspección una técnica que ayudara al objetivo de la investigación.

### Transformada de TOP-HAT.

La transformada Top-Hat es una técnica que nos permite extraer las zonas más brillantes que han sido eliminadas en el proceso de filtrado de apertura aplicado a una imagen en gris, esto permite filtrar la imagen aumentando el contraste con las zonas eliminadas (Bouchet, Brun, & Ballarin, 2010). Es considerada como una de las técnicas de la morfología matemática. La TTH puede ser vista como el residuo entre la apertura morfológica y la identidad.

#### Código:

```
img=imread ('Imagen1.jpg'); img_gris=rgb2gray (img); se=strel ('disk',30);
filtroTOPHAT=imtophat (img_gris,se); contrasteAjustado = imadjust (filtroTOPHAT); seD = strel
('diamond',1); BWfinal = imerode (contrasteAjustado, seD); BWfinal = imerode (BWfinal, seD);
BWoutline = bwperim (BWfinal); SegoutR = img_gris; SegoutG = img_gris; SegoutB = img_gris;
SegoutR (BWoutline) = 255; SegoutG (BWoutline) = 0; SegoutB (BWoutline) = 0; SegoutRGB =
cat (3, SegoutR, SegoutG, SegoutB); subplot(2,3,1); subimage (img); title('a) imagen original';
subplot (2,3,5); subimage (SegoutRGB); title('b) Top - Hat'.
```

### Resultado.



Figura 7: Transformada Top-Hat.

**Análisis.**

Como se puede observar en la Fig. 7 literal b), es la imagen resultante aplicando la técnica de segmentación de TTH, a simple vista se puede observar que la imagen presenta de forma excesiva falsos positivos al momento de aplicar esta técnica, teniendo presente que la imagen ya ha sido tratada con algunos filtros de pre-procesado y aun así nos muestra áreas segmentadas en la zona de las piezas dentales. Es por este motivo que la técnica queda descartada.

**Transformada de K-MEANS.**

El algoritmo de k-means fue presentado por MacQueen en 1967 es un algoritmo de aprendizaje para resolver problemas de clusterización sin supervisión más simple. Su procedimiento es clasificar un conjunto de datos a través de un determinado número de clusters haciendo uso de los centroides de los puntos a que se deben representar.

Este algoritmo, el cual se basa en seleccionar un conjunto aleatorio de centroides iniciales de los clusters y continúa asignándoles cada elemento del conjunto de datos al centroide más cercano hasta un número fijo de iteraciones o hasta que los clusters no cambien luego de unas cuantas iteraciones (Villagra, Guzmán, Pandolfi, & Leguizamón, 2009).

El algoritmo está dado de la siguiente manera:

1. Se ubica k puntos en el espacio en el que se hallan los objetos a clasificar. Los cuales representan los centroides iniciales de los grupos. Recibir una imagen en escalas de binarios, en el caso que la imagen sea a color se la debe convertir a escala de binarios.
2. Se asigna cada objeto al grupo que contenga el centroide más cercano. Se procede a llevar la imagen a una matriz para determinar el centroide y realizar el análisis.
3. Una vez asignado todos los objetos, con la función reshape recalcula las posiciones de los centroides para proceder a realizar una comparativa de lo que se observa en la imagen. 4. Se

repite los pasos 2 y 3 hasta que los centroides no cambian. Esto produce una distribución de los objetos en grupos que permite dar una métrica entre ellos.

*Código:*

```
img=imread ('Imagen1.jpg'); filtro_gausiano = imnoise (img,'gaussian'); fgausiano=fspecial
('gaussian'); filtro_gausiano2=imfilter (filtro_gausiano,fgausiano); img_gris = rgb2gray
(filtro_gausiano2); T=graythresh (filtro_gausiano2); img_binaria=im2bw (img_gris,T);
img_canny=edge (img_binaria,'canny'); [m,n] = size (img_canny); img_canny = reshape
(img_canny,m*n,1); img_canny = double (img_canny); img_kmedia= kmeans (img_canny,3);
img_kmedia=reshape (z,m,n); seD = strel ('diamond',1); BWfinal = imerode (img_kmedia,seD);
BWfinal = imerode (BWfinal,seD); BWoutline = bwperim (img_canny); SegoutR = img_gris;
SegoutG = img_gris; SegoutB = img_gris; SegoutR (BWoutline) = 255; SegoutG (BWoutline) = 0;
SegoutB (BWoutline) = 0; SegoutRGB = cat (3,SegoutR, SegoutG, SegoutB); figure (2);
subplot(2,3,1); imshow(img); title('a) Imagen original'); figure (2); subplot (2,3,2); imshow
(SegoutRGB); title('b) Algoritmo kmedias'.
```

**Resultado.**

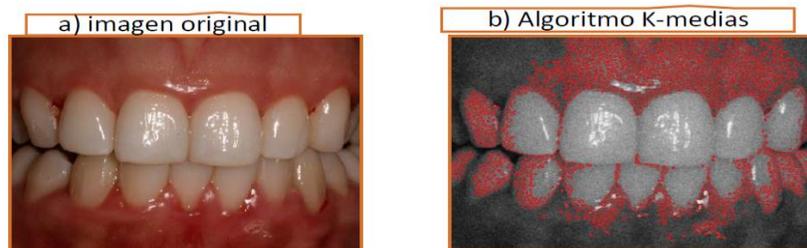


Figura 8: Transformada K-Means.

**Análisis.**

Como se puede observar en la Fig. 8 literal b), es la imagen resultante aplicando la técnica de segmentación de TKM, a simple vista se puede observar que la imagen presenta de forma excesiva falsos positivos al momento de aplicar esta técnica, teniendo presente que la imagen ya ha sido

tratada con algunos filtros de pre-procesado, y aun así, nos muestra áreas segmentadas en la zona de las piezas dentales; es por este motivo que la técnica queda descartada.

### **Transformada CANNY.**

Transformada Canny es un algoritmo muy utilizado en la localización de bordes, evita la ruptura en los bordes de los objetos ya que disminuye todo lo posible entre el borde detectado y el borde real al identificar el borde de acuerdo con un conjunto de pixeles que tengan conectividad en vez de un único pixel (Riveros Guevara, Salas López, & Solaque Guzmán, 2012).

El algoritmo está dado de la siguiente manera:

1. Recibir una imagen en escala de binarios, en el caso que la imagen este dada a color debe ser convertida a escala de binarios para poder ser analizada.
2. Para poder realizar el primer filtrado de la imagen se aplica el uso de la técnica gaussian para ser preparada previo a la técnica Canny.
3. Para obtener el resultado de la TC se procede a utilizar la función Edge la cual recibe como parámetro la imagen binaria.

*Código:*

```
f=imread ('Imagen1.jpg'); fgris=rgb2gray(f); T=graythresh (fgris); fbinaria=im2bw (fgris,T);
img_canny=edge (fbinaria,'canny'); BWoutline = bwperim (img_canny); SegoutR = img_gris;
SegoutG = img_gris; SegoutB = img_gris; SegoutR (BWoutline) = 255; SegoutG (BWoutline) = 0;
SegoutB (BWoutline) = 0; SegoutRGB = cat (3, SegoutR, SegoutG, SegoutB); subplot (2,3,1);
subimage(f); title('a) Imagen original'; subplot (2,3,2); subimage (SegoutRGB); title('b) Canny'.
```

## Resultado.

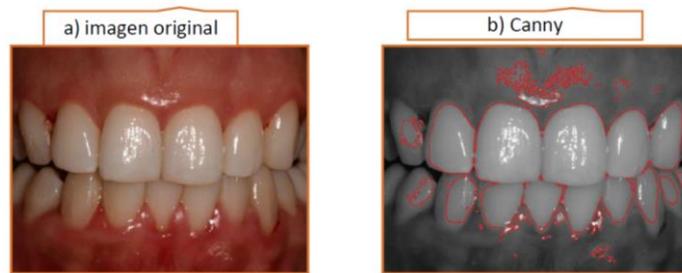


Figura 9: Transformada Canny.

## Análisis.

Como se puede observar en la Fig. 9, es la imagen resultante aplicando la TC, a simple vista se puede observar que la imagen resultante realza los bordes de las piezas dentales, para llegar a este resultado la imagen se le realizó un pre-procesado a la imagen el cual fue la aplicación de conversión binaria y sobre esa imagen se le realizó la TC.

## Transformada SOBEL.

El operador Sobel calcula el gradiente de la intensidad de la imagen en cada punto de la misma denominado pixel. Así, para cada pixel. El resultado de aplicar el operador Sobel muestra cómo cambia una imagen de manera abrupta o suave en cada punto o pixel analizado, y así nos indica que tan probable es que se represente un borde en la imagen y, también la orientación a la que este borde va a tender (Gálvez, 2014).

El algoritmo está dado de la siguiente manera:

1. Este método admite imágenes en escala de grises, en el caso de ser una imagen a color se debe convertir a escala de grises para poder ser analizada.
2. Se realiza la segmentación de la imagen con la TS en combinación de la función edge indicando como parámetro la imagen.

*Código:*

```
img=imread ('Imagen1.jpg'); img_gris = rgb2gray (img); T=graythresh (img_gris);
img_binaria=im2bw (img_gris,T); img_sobel=edge (img_binaria,'sobel'); BWoutline = bwperim
(img_sobel); SegoutR = img_gris; SegoutG = img_gris; SegoutB = img_gris; SegoutR (BWoutline)
= 255; SegoutG (BWoutline) = 0; SegoutB (BWoutline) = 0; SegoutRGB = cat (3, SegoutR,
SegoutG, SegoutB); subplot(2,3,1); subimage (img); title('a) imagen original'); subplot (2,3,2);
subimage (SegoutRGB); title('b) Sobel'.
```

**Resultado.**

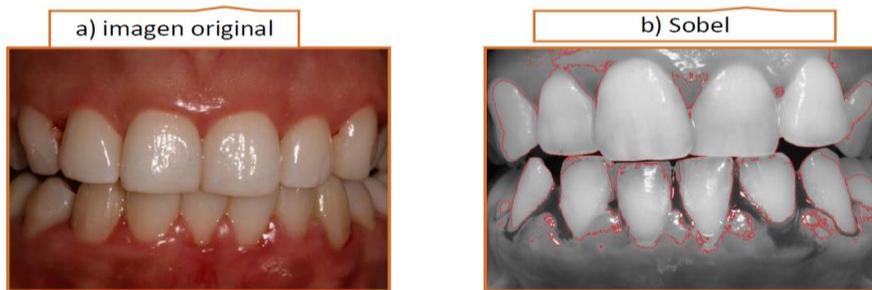


Figura 20: Transformada Sobel.

**Análisis.**

Como se puede observar en la Fig. 10 literal b), es la imagen resultante aplicando la TS, a simple vista se puede observar que la técnica separa los bordes de las piezas dentales y las encías que están en la parte superior como inferior, para llegar a este resultado la imagen se le realizó un pre-procesado a la imagen el cual fue la aplicación de conversión binaria y sobre esa imagen se le realizó la TS.

**Resultados.**

Una vez realizado el análisis comparativo entre las técnicas de segmentación de imágenes y verificando, el resultado que arrojaron al momento de someter a pruebas las imágenes digitales de la

cavidad bucal, se determinó que la transformada de Sobel es la que ayudara a la creación del código encargado de identificar el área de interés como se muestra en la Fig. 10.

Una vez que la parte de interés de la imagen es segmentada, es decir la encía, tanto superior como inferior, se procede al cálculo del área en relación con el total de la encía y la parte afectada dando el resultado por pixeles analizados, llevando estos resultados a clasificarlos según el código de criterios del índice gingival de Løe y Silness (IG) donde:

- Grado 0 = Encía normal, no inflamación, no cambio de color no hemorragia
- Grado 1 = Inflamación leve, ligero cambio de color, ligero edema, no sangra al sondear.
- Grado 2 = Inflamación moderada, enrojecimiento, edema y lisura, Sangra al sondear y a la presión.
- Grado 3 = Inflamación marcada, marcado enrojecimiento, edema, ulceración, tendencia a la hemorragia espontánea, eventualmente ulceración.

También nos ayudaremos para la clasificación del grado de inflamación de las encías, del Rango de Coloración de Encías representado en Escala RGB, mostrado en la Fig. 7.

A continuación, se muestra el código final para la realización de la extracción de características y encasillamiento del grado de afectación de las encías.

*Código:*

```
img=imread('imagen3.jpg')
```

```
% Convertir a escala de grises
```

```
img_gris = rgb2gray (img)
```

```
% Convertir a binaria
```

```
T=graythresh (img_gris); BW=im2bw (img_gris,T); img_binaria=BW; img_binaria2=~
```

```
(img_binaria); BWoutline = bwperim (img_binaria2); SegoutR = img_gris; SegoutG = img_gris;
```

```

SegoutB = img_gris; SegoutR (BWoutline) = 255; SegoutG (BWoutline) = 0; 83 SegoutB
(BWoutline) = 0; SegoutRGB = cat (3, SegoutR, SegoutG, SegoutB);

%extraer la cantidad de pixeles según los rangos establecidos

a=img;

caso1 = (a(:,:,1) >= 184 & a(:,:,1) <= 237) & (a(:,:,2) >= 134 & a(:,:,2) <= 156) & (a(:,:,3) >= 130 &
a(:,:,3) <= 152);

caso2 = (a(:,:,1) >= 216 & a(:,:,1) <= 230) & (a(:,:,2) >= 87 & a(:,:,2) <= 116) & (a(:,:,3) >= 80 &
a(:,:,3) <= 110);

caso3 = (a(:,:,1) >= 170 & a(:,:,1) <= 211) & (a(:,:,2) >= 31 & a(:,:,2) <= 49) & (a(:,:,3) >= 27 &
a(:,:,3) <= 41);

caso4 = (a(:,:,1) >= 166 & a(:,:,1) <= 204) & (a(:,:,2) == 1) & (a(:,:,3) >= 4 & a(:,:,3) <= 11);

% contar los pixeles encontrados en cada rango de coloración

count1 = nnz (caso1); count2 = nnz (caso2); count3 = nnz (caso3); count4 = nnz (caso4).

```

### Resultados.

```

area_total= nnz(img_binaria2); area_sana=area_total-count4; area_afectada=count4; %fprintf
('Encia Sana %G\n',count1); % fprintf ('Inflamacion Leve %G\n',count2); % fprintf ('Inflamación
Moderada %G\n',count3); imshow (SegoutRGB); fprintf ('\n\n\n>> >>RESULTADOS %G\n');
fprintf ('\nÁrea Total %G pixeles\n',area_total); fprintf ('Área Sana %G pixeles\n',area_sana);
fprintf ('Área Afectada %G pixeles\n\n',area_afectada); fprintf ('**Inflamación Marcada**').

```

Una vez ejecutado el código se muestra el resultado obtenido en la Fig. 10, se encuentra segmentada de color rojo el área de las encías, excluyendo el área de las piezas dentales; En la Fig. 11, se muestra que el área total de las encías es 206229 px, la zona de encía sana 205269 px, la zona de encía afectada 960 px.

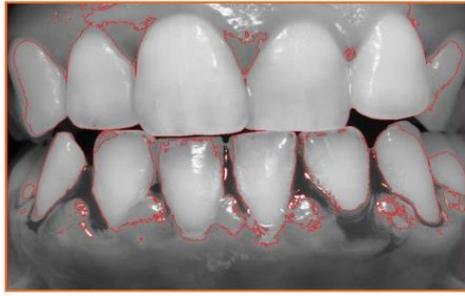


Figura 30: Transformada Sobel.

```

Command Window

>> >>RESULTADOS
Área Total 206229 pixeles
Área Sana 205269 pixeles
Área Afectada 960 pixeles

**Inflamación Marcada**>>
  
```

Figura 14: Resultados del cálculo de áreas de afectación.

Para lograr clasificar los resultados obtenidos en MATLAB, dentro de un código de afectación según el Índice Gingival de Løe y Silness, utilizaremos el rango de pixeles generado en el cuadro N. 20, en el cual, según cada grado de afectación, que va del 0 al 3, encontraremos un mínimo y un máximo de píxeles de la zona afectada.

<b>Grado afectación ÍNDICE GINGIVAL DE LÖE Y SILNESS</b>	<b>Cantidad de Pixeles Área Afectada</b>	
	<b>Mínimo</b>	<b>Máximo</b>
<b>0</b> Encía Sana	0 px.	300 px.
<b>1</b> Inflamación Leve	> 300 px.	600 px.
<b>2</b> Inflamación Moderada	> 600 px.	800 px.
<b>3</b> Inflamación Marcada	> 800 px.	1000 px.

Tabla 5: Rango de pixeles según el índice gingival de Løe y silness

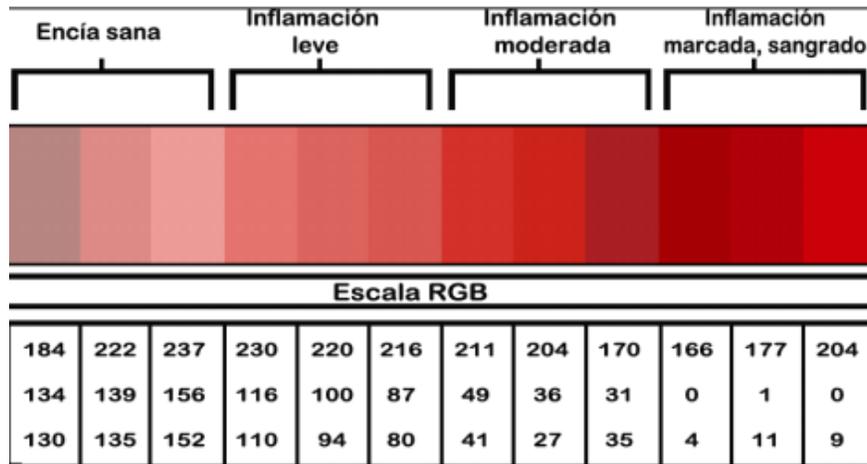


Figura 12: Rango de Coloración de Encías representado en Escala RGB.

Según el Rango de píxeles, encontramos que la imagen sometida a la técnica de segmentación presenta una inflamación marcada.

En la tabla 2, se muestran los resultados obtenidos mediante las técnicas de segmentación versus la opinión de un odontólogo profesional teniendo en conocimiento el manejo y prueba de cada técnica.

TÉCNICAS	RESULTADOS DE LAS TÉCNICAS	OPINIÓN EXPERTO
Watershed	Los bordes del área afectada no se muestran claramente.	Parte de las encías no se consideran dentro de la segmentación de los bordes que se realiza.
Top-Hat	Muestra falsos positivos de áreas no afectadas que las toma como parte del área afectada.	No se diferencia claramente el área afectada del área sana.
K-Means	Crea ruido en la imagen, lo cual significa que aumenta el brillo excesivamente en ciertas zonas y no se produce una buena segmentación.	La imagen no es muy clara, se pierde un poco la nitidez.
Canny	No existe un aumento considerable de la nitidez de la imagen, aunque la segmentación que ofrece de los bordes es aceptable.	En ciertas zonas de la imagen aparecen muy oscuras, y otras partes muy brillantes.
Sobel	El brillo es mostrado de acuerdo a la intensidad de cada pixel de la imagen, la segmentación de los bordes del área afectada y del área sana se acercan a los bordes de la imagen real.	Se puede apreciar que se marcan de mejor manera los bordes de las encías, separándolos de la zona de las piezas dentales, el brillo es adecuado para ver la zona afectada.

Tabla 2: Resultados obtenidos con las técnicas de segmentación de imágenes.

## CONCLUSIONES.

Una vez culminado el proyecto de investigación, llegamos a las siguientes conclusiones:

- Gracias al estudio previo que se realizó, podemos constatar el gran avance que existe al aplicar el PDI en las diferentes ramas de la ciencia y la tecnología y no es la excepción la odontología ya que, a partir de una imagen de la cavidad bucal afectada, mediante técnicas de segmentación se puede realizar un diagnóstico preliminar de los tipos de patologías que afectan a las piezas dentales y a las encías que las rodean, las cuales pueden ser: gingivitis y descalcificación dental.
- La obtención de imágenes digitales de la cavidad bucal afectada por descalcificación y gingivitis fue un gran aporte para la investigación, ya que permitió que se realicen varias pruebas de segmentación con diferentes imágenes y diferentes casos de afectación de las patologías ya mencionadas. Podemos concluir entonces que, si se pueden llegar a obtener más imágenes, el diagnóstico generado será más certero.
- Matlab es una herramienta muy versátil que ayuda al proceso de segmentación mediante la aplicación de las diferentes técnicas o métodos de segmentación de imágenes como son: transformada de watershed, canny, sobel, k-means y top-hat. Es por esto por lo que se utilizó esta herramienta ya que su versatilidad ayudó a obtener los resultados esperados por cada una de las técnicas descritas durante la investigación.
- Al haber realizado la comparación de las diferentes técnicas de segmentación utilizadas en la investigación, las cuales fueron: la transformada de Watershed, transformada de K-Means, transformada de Top-Hat, transformada de Sobel y transformada de Canny; nos permitió concluir de acuerdo a los resultados obtenidos, que la técnica que nos permite extraer los mejores resultados es la transformada de Sobel ya que usando MATLAB para representarla nos presta varias funciones para esta técnica y así tener un mejor tratamiento de las imágenes digitales de la cavidad bucal.

**REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.**

1. Bouchet, A., Brun, M., & Ballarin, V. (2010). Morfología Matemática Difusa aplicada a la segmentación de angiografías retinales. *dimensión*, 3(3), 2.
2. Diario EL Telégrafo. (2017). Caries y gingivitis, enfermedades dentales con mayor diagnóstico. Extraído el 06 de julio de 2017: <https://www.eltelegrafo.com.ec/noticias/sociedad/6/caries-y-gingivitis-enfermedades-dentales-con-mayor-diagnostico>
3. Gálvez, S. (2014). Operadores de detección de bordes. *Universidad de Chile Facultad de Ciencias Físicas Y Matemáticas*, 31(144), 378–381.
4. Lira, J. (2012). Tratamiento Digital de Imágenes Multiespectrales. D.F: Instituto de Geofísica UNAM.
5. Martin, M. (2002). Técnicas clásicas de segmentación de imagen. Extraído el 21 de mayo de 2002: <http://poseidon.tel.uva.es/~carlos/ltif10001/segmenclasica.pdf>
6. Organización Mundial de la Salud-OMS (2018). Salud bucodental. Extraído el 24 de septiembre de 2018: <https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/oral-health>
7. Pertusa, J. (2003). Técnicas de análisis de imagen: Aplicaciones en Biología. Valencia: Universidad de Valencia.
8. Riveros Guevara, A., Salas López, C. N., & Solaque Guzmán, L. (2012). Aproximación a la navegación autónoma de una plataforma móvil, mediante visión estereoscópica artificial. *Ciencia e Ingeniería Neogranadina*, 22(2), 114.
9. Villagra, A., Guzmán, A., Pandolfi, D., & Leguizamón, G. (2009). Análisis de medidas no-supervisadas de calidad en clusters obtenidos por K-means y Particle Swarm Optimization. *Ciencia y tecnología*. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=6307068>

**DATOS DE LOS AUTORES.**

- 1. Mirella Carmina Ortiz Zambrano.** Licenciada en Ciencias Sociales y Política. Docente de la Facultad de Odontología. Universidad de Guayaquil-Ecuador. E-mail: [mirella.ortizz@ug.edu.ec](mailto:mirella.ortizz@ug.edu.ec)
- 2. Patricia De Las Mercedes Witt Rodríguez.** Magister en Gerencia Educativa. Docente de la Facultad de Odontología. Universidad de Guayaquil-Ecuador. E-mail: [patricia.witr@ug.edu.ec](mailto:patricia.witr@ug.edu.ec)

**RECIBIDO:** 2 de marzo del 2020.

**APROBADO:** 11 de marzo del 2020.