

UNIVERSIDAD DE SAN CARLOS DE GUATEMALA



FACULTAD DE INGENIERÍA

**ESTUDIO COMPARATIVO DE UN DETECTOR DE BORDES BASADO EN
LOS ALGORITMOS DE SUSAN Y SU INMUNIDAD AL RUIDO**

TRABAJO DE GRADUACIÓN

PRESENTADO A JUNTA DIRECTIVA DE LA
FACULTAD DE INGENIERÍA
POR

CARLOS JOSÉ MARTINI ARRIOLA

ASESORADO POR EL ING. ENRIQUE EDMUNDO RUIZ CARBALLO

AL CONFERÍRSELE EL TÍTULO DE
INGENIERO ELECTRÓNICO

GUATEMALA, OCTUBRE DE 2009

UNIVERSIDAD DE SAN CARLOS DE GUATEMALA

FACULTAD DE INGENIERÍA



NÓMINA DE JUNTA DIRECTIVA

DECANO	Ing. Murphy Olympo Paiz Recinos
VOCAL I	Inga. Glenda Patricia García Soria
VOCAL II	Inga. Alba Maritza Guerrero de López
VOCAL III	Ing. Miguel Ángel Dávila Calderón
VOCAL IV	Br. José Milton De León Bran
VOCAL V	Br. Isaac Sultán Mejía
SECRETARIA	Inga. Marcia Ivónne Véliz Vargas

TRIBUNAL QUE PRACTICÓ EL EXAMEN GENERAL PRIVADO

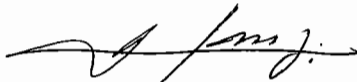
DECANO	Ing. Murphy Olympo Paiz Recinos
EXAMINADOR	Ing. Guillermo Antonio Puente Romero
EXAMINADOR	Ing. Romeo Neftalí López Orozco
EXAMINADOR	Ing. José Aníbal Silva De Los Ángeles
SECRETARIA	Inga. Marcia Ivónne Véliz Vargas

HONORABLE TRIBUNAL EXAMINADOR

Cumpliendo con los preceptos que establece la ley de la Universidad de San Carlos de Guatemala, presento a su consideración mi trabajo de graduación:

ESTUDIO COMPARATIVO DE UN DETECTOR DE BORDES BASADO EN LOS ALGORITMOS DE SUSAN Y SU INMUNIDAD AL RUIDO,

tema que me fuera asignado por la Dirección de la Escuela de Ingeniería Mecánica Eléctrica, el 20 de mayo de 2009.



Carlos José Martini Arriola

Guatemala, 3 de agosto de 2009

Ingeniero
Julio Cesar Solares Peñate
Coordinador Área de Electrónica
Escuela de Ingeniería Mecánica Eléctrica

Estimado Ingeniero:

Por este medio le informo que he revisado el trabajo de graduación titulado: **Estudio Comparativo de un Detector de Bordes Basado en los Algoritmos de SUSAN y su Inmunidad al Ruido**, elaborado por el estudiante Carlos José Martini Arriola, Carné 200011088.

El mencionado trabajo llena los requisitos para dar mi aprobación, e indicar que el autor y mi persona somos responsables del contenido y conclusiones de la misma.

Atentamente


Ing. Enrique Edmundo Ruiz Carballo
ASESOR





Ref. EIME 31.2009
Guatemala, 20 de agosto 2009.

FACULTAD DE INGENIERIA

Señor Director
Ing. Mario Renato Escobedo Martínez
Escuela de Ingeniería Mecánica Eléctrica
Facultad de Ingeniería, USAC.

Señor Director:

**Me permito dar aprobación al trabajo de Graduación titulado:
Estudio Comparativo de un Detector de Bordes Basado en los
Algoritmos de SUSAN y su Inmunidad al Ruido, del estudiante
Carlos José Martini Arriola, que cumple con los requisitos
establecidos para tal fin.**

Sin otro particular, aprovecho la oportunidad para saludarle.

Atentamente,

ID Y ENSEÑAD A TODOS


Ing. Julio César Solares Peñate
Coordinador Área de Electrónica



JCSP/sro



REF. EIME 50. 2009.

El Director de la Escuela de Ingeniería Mecánica Eléctrica, después de conocer el dictamen del Asesor, con el Visto Bueno del Coordinador de Área, al trabajo de Graduación del estudiante; Carlos José Martini Arriola titulado: ESTUDIO COMPARATIVO DE UN DETECTOR DE BORDES BASADO EN LOS ALGORITMOS DE SUSAN Y SU INMUNIDAD AL RUIDO, procede a la autorización del mismo.

Ing. Mario Renato Escobedo Martinez



GUATEMALA, 24 DE AGOSTO 2,009.



El Decano de la Facultad de Ingeniería de la Universidad de San Carlos de Guatemala, luego de conocer la aprobación por parte del Director de la Escuela de Ingeniería Mecánica Eléctrica, al trabajo de graduación titulado: **ESTUDIO COMPARATIVO DE UN DETECTOR DE BORDES BASADO EN LOS ALGORITMOS DE SUSAN Y SU INMUNIDAD AL RUIDO**, presentado por el estudiante universitario Carlos José Martíni Arriola, autoriza la impresión del mismo.

IMPRÍMASE.

A large, stylized handwritten signature in black ink, consisting of a large loop and several vertical strokes.

Ing. Murphy Olimpo Paiz Recinos
DECANO



Guatemala, octubre de 2009

/gdech

AGRADECIMIENTOS A:

Mis padres

Carlos Enrique Martini Herrera y Patricia Leonora Arriola de Martini, por creer en mí, apoyarme económicamente y animarme en los momentos más difíciles de mi carrera, sus esfuerzos y sacrificios nunca fueron en vano.

Mis hermanos

Cecilia, Emilio y a mi sobrina Ana Cecilia, por la compañía y el apoyo que me brindan, sé que cuento con ellos siempre.

Mi asesor

Ingeniero Enrique Ruiz, por su infinita ayuda, paciencia y disposición brindada en la elaboración del presente trabajo, a él, mi admiración y gratitud.

Mis familiares y amigos

Por hacerme saber que nunca estoy solo, gracias por estar ahí.

DEDICADO:

A la memoria de

Raquelita Herrera de Martini y Pedro Carlos Arriola Díaz

En todo momento los llevo conmigo.

ÍNDICE GENERAL

ÍNDICE DE ILUSTRACIONES.....	V
LISTA DE SÍMBOLOS.....	IX
GLOSARIO.....	XI
RESUMEN.....	XIII
OBJETIVOS.....	XV
INTRODUCCIÓN.....	XVII
1. FUNDAMENTOS DE LAS IMÁGENES DIGITALES.....	01
1.1. Generalidades.....	01
1.2. Formación de una imagen digital.....	03
1.3. Relaciones básicas entre píxeles.....	05
1.3.1. Vecindad entre píxeles.....	05
1.3.2. Conectividad entre píxeles.....	06
1.3.3. Operaciones aritmético lógicas.....	07
1.4. La convolución.....	08
1.4.1. El kernel de convolución y el filtrado espacial.....	09
2. EL RUIDO EN IMÁGENES DIGITALES Y SU PROCESO DE FILTRADO	13
2.1. Generalidades.....	13
2.2. Medida de la cantidad de ruido en las imágenes.....	13

2.2.1.	Error cuadrático medio.....	14
2.2.2.	Relación señal a ruido.....	14
2.3.	Tipos de ruido.....	15
2.3.1.	Ruido uniforme.....	15
2.3.2.	Ruido exponencial.....	17
2.3.3.	Ruido Gaussiano aditivo.....	18
2.3.4.	Ruido Gaussiano multiplicativo.....	20
2.3.5.	Ruido Impulso.....	21
2.4.	Proceso de filtrado de ruido.....	23
2.4.1.	Filtrado lineal.....	24
2.4.1.1.	Alisamiento por promedio.....	24
2.4.1.2.	Alisamiento ponderado y Gaussiano.....	25
2.4.2.	Filtrado no lineal.....	28
3.	DETECTORES DE BORDES.....	29
3.1.	Generalidades.....	30
3.2.	El problema de detección de bordes.....	31
3.2.1.	Medidas de calidad de un detector de bordes.....	31
3.3.	Detectores basados en derivadas.....	31
3.3.1.	Operadores basados en la primera derivada.....	32
3.3.2.	Operadores basados en la segunda derivada.....	35
3.3.3.	El detector de contornos Canny.....	37
3.3.3.1.	Eliminación de ruido.....	38
3.3.3.2.	Obtención de gradiente.....	38
3.3.3.3.	Dirección del gradiente.....	38
3.3.3.4.	Supresión no máxima.....	39
3.3.3.5.	Histéresis de umbral.....	40
3.4.	Detector de bordes SUSAN.....	40

3.4.1.	Conceptos básicos.....	40
3.4.2.	Algoritmo SUSAN para la detección de bordes.....	43
3.4.2.1.	Creación de la máscara circular.....	43
3.4.2.2.	Cálculo del área USAN.....	44
3.4.2.3.	Sustracción del umbral geométrico.....	45
3.4.2.4.	Dirección del borde y supresión de no máximos.....	46
4.	DESARROLLO DE LA HERRAMIENTA.....	47
4.1.	Introducción al entorno Matlab.....	47
4.2.	Desarrollo de la herramienta comparativa.....	47
4.2.1.	Panel uno: Creación de la imagen de prueba.....	48
4.2.1.1.	Botón: obtener imagen.....	49
4.2.1.2.	Botón: Gaussiano.....	50
4.2.1.3.	Botón: Speckle.....	50
4.2.1.4.	Botón: sal y pimienta.....	51
4.2.2.	Panel dos: botones de detección de borde.....	51
4.2.2.1.	Botón: SUSAN.....	52
4.2.2.2.	Botón: Sobel.....	54
4.2.2.3.	Botón: Laplaciano.....	55
4.2.2.4.	Botón: Canny.....	55
4.2.3.	Panel tres: Datos Cuantitativos.....	56
4.2.3.1.	Cálculo del error cuadrático medio.....	57
4.2.3.2.	Cálculo de la relación señal a ruido.....	57
4.2.3.3.	Cálculo de la entropía.....	58
4.2.4.	Histograma de bordes.....	59
5.	PRUEBAS Y RESULTADOS.....	61
5.1.	Generalidades.....	61

5.2	Análisis del detector de bordes SUSAN.....	61
5.2.1.	Análisis cualitativo del detector SUSAN.....	64
5.2.2.	Análisis cuantitativo del detector SUSAN.....	65
5.3.	Análisis del detector de bordes Sobel.....	67
5.3.1.	Análisis cualitativo del detector Sobel.....	60
5.3.2.	Análisis cuantitativo del detector Sobel.....	70
5.4.	Análisis del detector de bordes Laplaciano.....	72
5.4.1.	Análisis cualitativo del detector Laplaciano.....	75
5.4.2.	Análisis cuantitativo del detector Laplaciano.....	75
5.5.	Análisis del detector de bordes Canny.....	77
5.5.1.	Análisis cualitativo del detector Canny.....	80
5.5.2.	Análisis cuantitativo del detector Canny.....	81
5.6.	Análisis comparativo de los detectores.....	83
5.6.1.	Comparativa de tiempos de procesado.....	83
5.6.2.	Comparativa del nivel de distorsión.....	84
5.6.3.	Comparación cualitativa.....	86
 CONCLUSIONES.....		89
RECOMENDACIONES.....		91
BIBLIOGRAFÍA.....		93

ÍNDICE DE ILUSTRACIONES

FIGURAS

01.	Efecto del muestreo de una imagen.....	03
02.	Representación matricial de una imagen.....	03
03.	Efecto de la cuantización de una imagen.....	04
04.	Vecinos por frontera y vecinos por esquina.....	05
05.	Vecindad, vecindad de 4 y vecindad de 8.....	06
06.	Tipo de conectividad.....	07
07.	Proceso de filtrado espacial.....	11
08.	Densidad de probabilidad de ruido uniforme.....	16
09.	Densidad de probabilidad de ruido exponencial.....	17
10.	Densidad de probabilidad Gaussiana.....	19
11.	Efecto del ruido Gaussiano aditivo.....	20
12.	Efecto del ruido Gaussiano multiplicativo.....	21
13.	Efecto del ruido impulso.....	23
14.	Filtro de promediado homogéneo.....	25
15.	Kernel de filtros ponderados.....	26
16.	Máscara del filtro Gaussiano.....	27
17.	Respuesta en frecuencia del filtro Gaussiano y ponderado.....	27
18.	Defectos de borde.....	30
19.	Gradiente de una función.....	32

20.	Efecto de la primera derivada de la imagen.....	33
21.	Máscaras de detectores de gradiente.....	34
22.	Efecto de la segunda derivada en la imagen.....	35
23.	Máscara del Laplaciano.....	36
24.	Estimación de la dirección del borde.....	39
25.	Cuatro mascararas circulares en distintos puntos de la imagen.....	41
26.	Área USAN y centro de gravedad.....	41
27.	Visualización tridimensional del área USAN.....	42
28.	Máscara circular SUSAN de 37 pixeles.....	43
29.	Ventana principal de la herramienta.....	48
30.	Histograma de la imagen.....	59
31.	Detección de contorno mediante SUSAN en imagen sin ruido.....	62
32.	Detección de contorno mediante SUSAN en imagen con ruido impulso de varianza 0.3.....	62
33.	Detección de contorno mediante SUSAN en imagen con ruido Gaussiano aditivo de varianza 0.3.....	63
34.	Detección de contorno mediante SUSAN en imagen con ruido Speckle de varianza 0.07.....	63
35.	Histogramas de los contornos de la imagen, mediante el detector SUSAN.....	66
36.	Detección de contorno mediante detección Sobel en imagen sin ruido.....	67
37.	Detección de contorno mediante detección Sobel en imagen con ruido impulso de varianza 0.3.....	68
38.	Detección de contorno mediante detección Sobel en imagen con ruido Gaussiano de varianza 0.3.....	68
39.	Detección de contorno mediante detección Sobel en imagen con ruido Speckle multiplicativo de varianza 0.07.....	69

40.	Histogramas de los contornos de la imagen mediante el detector Sobel.....	72
41.	Detección de contorno mediante detección Laplaciano en imagen sin ruido.....	73
42.	Detección de contorno mediante detección Laplaciano en imagen con ruido impulso de varianza 0.3.....	73
43.	Detección de contorno mediante detección Laplaciano en imagen con ruido Gaussiano de varianza 0.3.....	74
44.	Detección de contorno mediante detección Laplaciano en imagen con ruido speckle multiplicativo de varianza 0.07.....	74
45.	Histogramas de los contornos de la imagen mediante el detector Laplaciano.....	77
46.	Detección de contorno mediante detección Canny en imagen sin ruido.....	78
47.	Detección de contorno mediante detección Canny en imagen con ruido impulso.....	78
48.	Detección de contorno mediante detección Canny en imagen con ruido Gaussiano aditivo.....	79
49.	Detección de contorno mediante detección Canny en imagen con ruido Speckle multiplicativo.....	79
50.	Histogramas de los contornos de la imagen mediante el detector Canny.....	82
51.	Tiempo promedio de procesamiento de los detectores en segundos.....	83
52.	Comparación de entropías frente a ruido Impulso.....	84
53.	Comparación de entropías frente a ruido Speckle.....	85
54.	Comparación de entropías frente a ruido Gaussiano.....	86
55.	Comparativa de la calidad de detección de bordes entre detectores en presencia de ruido impulso.....	89

TABLAS

I. Valores del análisis cuantitativo del detector SUSAN, para la imagen de prueba.....	65
II. Valores del análisis cuantitativo del detector Sobel, para la imagen de prueba.....	71
III. Valores del análisis cuantitativo del detector Laplaciano, para la imagen de prueba.....	76
IV. Valores del análisis cuantitativo del detector Canny, para la imagen de prueba.....	81

LISTA DE SÍMBOLOS

e_{RMS}	Error cuadrático medio
SNR	Relación señal a ruido
σ	Desviación estándar de la función de densidad de probabilidad
σ^2	Varianza de la función de densidad de probabilidad
δ	Derivada parcial
θ	Letra griega que indica la dirección del borde
dB	Decibelio
μ	Media de la función de densidad de probabilidad

10/10/10

GLOSARIO

BORDE	Conjunto de puntos donde la intensidad de la imagen tiene un cambio fuerte.
CUANTIZACIÓN	Proceso a través del cual se le asigna un valor discreto a la muestra de una señal.
ENTROPÍA	Medida de la cantidad de desorden o ruido en un sistema.
MUESTREO	Proceso que toma muestras periódicas de la amplitud de una determinada señal continua.
MATLAB	<i>Matrix Laboratory</i> . Lenguaje de alto nivel para la computación técnica, de la empresa <i>Mathworks Inc.</i>
PIXEL	Elemento más pequeño que conforma una imagen digital.
PID	Procesamiento de imágenes digitales.
SUSAN	<i>Smallest Univalve Segment Assimilating Nucleus</i> , Algoritmo para la detección de bordes basado en una máscara circular.

RESUMEN

En el siguiente trabajo se presenta el desarrollo de un detector de bordes de imágenes digitales basado en las técnicas descritas en los libros de Steve M. Smith y J. M. Brady, llamado algoritmo SUSAN (Smallest Univalued Segment Assimilating Nucleus). Debido a la patente pendiente que existe sobre los algoritmos, el propósito de este trabajo es únicamente demostrar su funcionamiento y comprobar sus ventajas y desventajas frente a detectores de bordes basados en operadores de derivadas, específicamente los detectores: Sobel, Laplaciano y Canny, en imágenes con ruido de tipo Gaussiano, Speckle e impulso.

El siguiente trabajo se ha dividido en cinco capítulos: El primer capítulo explica los conceptos básicos del proceso de digitalización de imágenes, la estructura básica de una imagen digital, y algunas de las operaciones matemáticas que permiten las imágenes digitales. El capítulo dos explica los conceptos de ruido en imágenes digitales, su procedencia y modelación matemática así como el proceso de filtrado del ruido. En el capítulo tres se describen los detectores de bordes que serán comparados en este estudio, sus algoritmos, las ecuaciones y la lógica sobre la que se fundamenta su funcionamiento. El cuarto capítulo está dedicado al desarrollo de la herramienta de prueba, en él se encuentra el código fuente en Matlab de los detectores de borde, y la adición de ruido a la imagen de prueba. En el capítulo cinco se encuentran las pruebas y resultados obtenidos a nivel cualitativo y cuantitativo.

1. Introduction

2. Methodology

3. Results

4. Discussion

5. Conclusion

6. References

7. Appendix

8. Acknowledgements

9. Contact Information

OBJETIVOS

- **General:**

Efectuar un estudio comparativo sobre las ventajas y las aplicaciones del filtro detector de bordes basado en los algoritmos de SUSAN, sobre los filtros convencionales que utilizan métodos de diferenciales y de gradiente.

- **Específicos:**

1. Conocer a fondo el funcionamiento del algoritmo detector de bordes SUSAN.
2. Diseñar una aplicación en MATLAB que implemente las ecuaciones usadas en los algoritmos de SUSAN, para generar detección de bordes.
3. Realizar una comparativa de los métodos de detección de bordes basados en derivadas contra la detección basada en SUSAN en imágenes con alto contenido de ruido.
4. Brindar la posibilidad de realizar una primera discriminación, sobre que detectores serían más factibles de utilizar, y en qué orden, a fin de obtener el mejor realce de contornos en presencia de ruido.

INTRODUCCIÓN

En el análisis de objetos dentro de las imágenes, resulta esencial poder distinguir entre el objeto de interés y el resto de la imagen. Algunas de las técnicas utilizadas para determinar los objetos de interés se basan en una detección previa de los bordes la imagen, por lo que un buen proceso de detección de bordes facilita la elaboración de fronteras de objetos, con lo que el proceso de reconocimiento de objetos se simplifica. Existe una gran variedad de métodos para la detección de bordes, mismos que basan en información con respecto a los límites de la imagen, los métodos de detección de bordes utilizan para sus fines diversos operadores que marcan puntos de acuerdo a discontinuidades en los niveles de gris, colores o texturas.

Al hablar de detección de bordes, el término sugiere que la aplicación de un algoritmo con este propósito dará como resultado un contorno, sin embargo el objetivo de un algoritmo de detección de bordes es obtener imágenes cuya salida muestre pixeles de mayor intensidad en los valores que detecten transiciones cercanas, a fin de lograr la localización de los puntos en los que se produce la variación de intensidad, se emplean métodos basados en los operadores de derivada, sin embargos estos métodos presentan limitaciones cuando la imagen posee cierto grado de distorsión, producto de ruido digital producto de desgaste de los sensores o condiciones ambientales en el proceso de digitación.

En 1997 Steve Smith y J. Brady en su libro llamado "*SUSAN a new approach to low level image processing*", plantearon una serie de algoritmos que permitían detectar bordes, eliminar ruido y detectar esquinas en imágenes digitales, los cuales, debido a la lógica matemática que involucran predicen resultados bastante aceptables en presencia de algunos tipos de ruido extremo.

En el presente trabajo se realiza un estudio comparativo del algoritmo SUSAN para la detección de bordes, para determinar su grado de inmunidad en presencia de ruido, para ello se desarrolla una aplicación en el lenguaje de programación Matlab basado en dicho algoritmo. Su inmunidad al ruido y eficiencia se realiza en base a una comparación de resultados obtenidos con detectores basados en derivadas, sometidos a las mismas condiciones.

1. FUNDAMENTOS DE LAS IMÁGENES DIGITALES

1.1. Generalidades

Una imagen digital es cualquier imagen fija o en movimiento que se capture en un medio electrónico y que se represente como un archivo de información leído como una serie de pulsos eléctricos. Las imágenes digitales proporcionan grandes ventajas como el almacenamiento de grandes cantidades de datos en dispositivos compactos, además su estructura permite aplicarles técnicas de procesamiento para modificarlas o para extraer información que no serían posibles para el ojo humano. A continuación se explica la estructura básica de las imágenes digitales.

1.2. Formación de una imagen digital

La adquisición de una imagen en forma digital consiste en un medio óptico y un digitalizador por medio del cual se realiza una muestra de la imagen y se confecciona un mapa de ella en forma de cuadrícula de puntos o elementos llamados "píxeles" (derivados de la palabra en inglés *picture element*), este proceso es conocido como "muestreo".

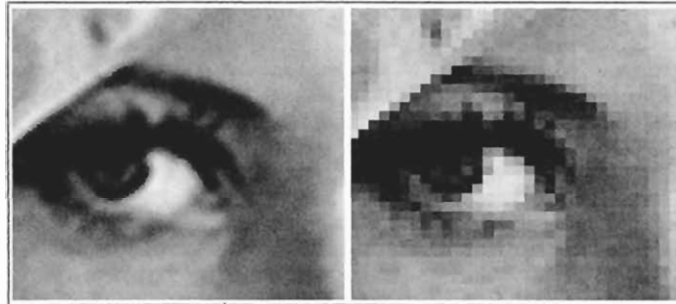
A cada uno de los pixeles se le asigna un valor tonal (negro, blanco, matices de gris o color) el cual está representado en un código binario (ceros y unos), a este proceso se le conoce como "cuantización". Estos dos procesos se realizan con el fin de convertir los pulsos eléctricos de la imagen en valores discretos

El resultado del muestreo y cuantización es un matriz I de M filas por N columnas, en donde los dígitos binarios para cada elemento de la matriz, se convierte en una secuencia susceptible de ser representada por una expresión matemática como una función $I = f(x,y)$, en donde x e y denotan coordenadas espaciales, y el valor de f la intensidad en cualquier punto (x,y) proporcional al nivel de gris (brillo) de la imagen en ese punto. Esta notación nos permite escribir la matriz $M \times N$ como se muestra a continuación:

$$I = \begin{bmatrix} f(1,1) & \cdots & f(1,N) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ f(M,1) & \cdots & f(M,N) \end{bmatrix} \quad (1.0)$$

Una típica imagen digital está compuesta por aproximadamente 500 filas por 500 columnas. Las imágenes con una menor resolución que la mencionada se consideran de baja resolución, en estos casos las imágenes no se verán naturales y generalmente podrán observarse los pixeles individuales como elementos de la imagen, tal como se muestra en la Figura 1.

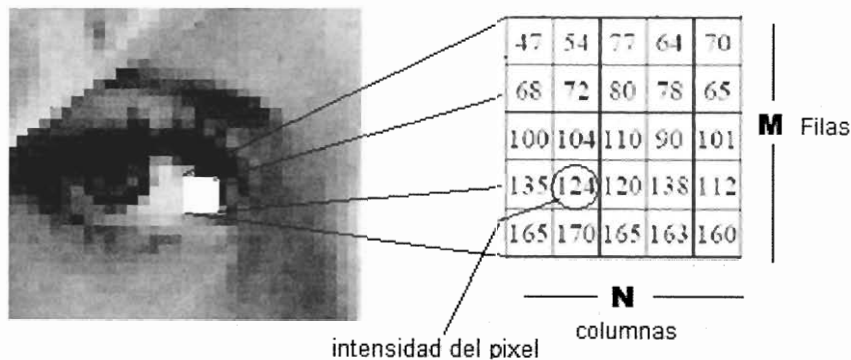
Figura 1. Efecto del muestreo de una imagen



FUENTE: <http://www.themathworks.com>

La Figura 2 muestra el detalle ampliado de una porción de una imagen monocromática en escala de gris, representada como una matriz de $M \times N$ en la que cada valor representa la intensidad del pixel.

Figura 2. Representación matricial de la imagen



FUENTE: <http://www.themathworks.com>

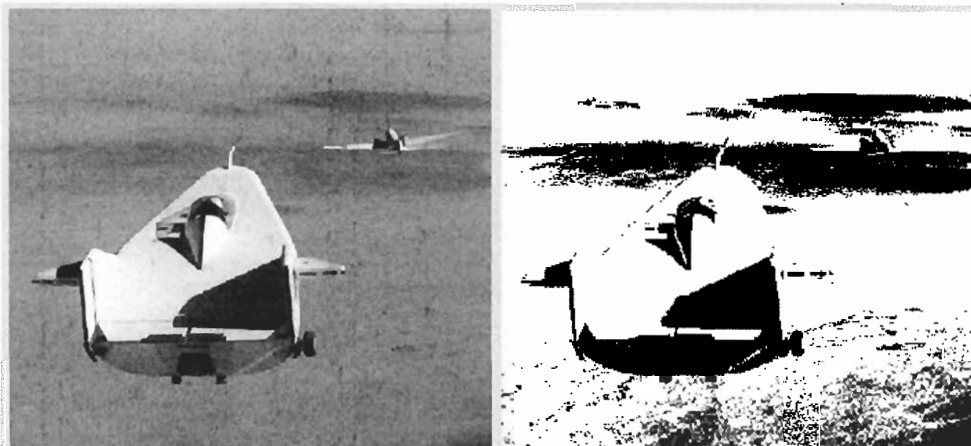
La profundidad del bit es determinada por la cantidad de bits utilizados para definir cada pixel. Cuanto mayor sea la profundidad de bits, tanto mayor será la cantidad de tonos que puedan ser representados.

El número de niveles en escala de grises de una imagen es un entero definido por:

$$L = 2^k \quad (1.1)$$

Donde L representa los niveles discretos de la escala de grises permitidos para cada pixel y k representa el número de bits que corresponden a la escala de bits. En el procesamiento de imágenes digitales es común utilizar 256 niveles de cuantización en la escala de grises. Existen muchas razones para esto, una de ellas se debe a que es conveniente para el manejo de datos, ya que esta es la forma como una computadora guarda la información, pero la razón más importante es que un paso de 1/256 luminosidad es más pequeño de lo que el ojo humano puede percibir, por lo que una imagen que utilice más de 256 niveles de cuantización no presenta mejoras al ojo humano. En la Figura 3 se muestra el efecto de aplicar menos niveles de cuantización a la imagen.

Figura 3. Efecto de la cuantización de una imagen



FUENTE <http://www.themathworks.com>

1.3. Relaciones básicas entre pixeles.

En esta sección consideraremos varias relación básicas pero importantes entre los pixeles de una imagen, para ello utilizaremos $f(x,y)$ para denotar una imagen, las letras minúsculas p y q para denotar pixeles particulares, y un subconjunto de pixeles de $f(x,y)$ se denotará como S .

1.3.1 Vecindad entre pixeles

Un pixel p en las coordenadas (x, y) tiene 4 vecinos, 2 horizontales y 2 verticales, cuyas coordenadas están dadas por:

$$(x + 1, y) , (x - 1, y) , (x, y + 1) , (x, y - 1) \quad (1.2)$$

Este grupo de pixeles se nota como $N4(p)$ llamados vecinos por frontera. Así mismo, las vecindades diagonales con punto (x, y) se notan como $ND(p)$ o vecinos por esquina, y sus coordenadas son:

$$(x + 1, y + 1), (x + 1, y - 1), (x - 1, y + 1), (x - 1, y - 1) \quad (1.3)$$

Figura 4. Vecinos por frontera y vecinos por esquina



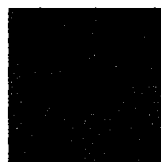
FUENTE: www.ing.ula.ve/~abravo/document/tutorial/imagenes/capitulo%2018.

Para ilustrar los conceptos anteriores, en la Figura 5 se observan vecindades de 4 y vecindades de 8, la primera formada por pixeles que son vecinos directos, mientras que la vecindad de 8 está formada tanto por vecinos directos como por indirectos.

Figura 5. **Vecindades, (a) vecindad de 4, (b) vecindad de 8**



(a)



(b)

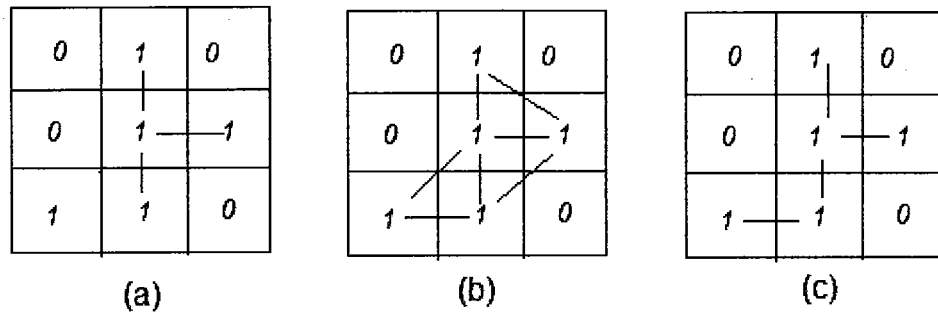
FUENTE:www.ing.ula.ve/~abravo/document/tutorial/imagenes/capitulo%2018.

1.3.2. Conectividad entre pixeles

La conectividad entre pixeles es un concepto utilizado para establecer los límites en objetos y regiones de componentes en una imagen. Para establecer la conectividad entre dos pixeles es necesario determinar si tiene 4 vecindades y si su nivel de gris satisface un criterio específico de similitud. Por ejemplo, en una imagen binaria con valores 0 y 1, dos pixeles pueden tener vecindad de 4 pero sólo se consideran conectados si tienen el mismo valor.

La Figura 6 muestra los tres tipos de conectividad que existen: a) conectividad de 4; b) conectividad de 8; c) conectividad mezclada para reducir la ambigüedad.

Figura 6. Tipos de conectividad



FUENTE: Gonzales y Wood, 1992. "Digital image processing". Ed Addison Wesley publishing company USA.

1.3.3 Operaciones aritmético / lógicas

Las operaciones aritmético lógicas se usan muy frecuentemente en el procesamiento de imágenes. Las operaciones aritméticas entre 2 pixeles p y q se denotan como siguen:

1. Suma: $p+q$
2. Diferencia: $p-q$
3. Multiplicación: $p \times q$ o pq
4. División: p/q

Las principales operaciones lógicas entre pixeles son:

1. AND: $p \text{ AND } q$
2. OR: $p \text{ OR } q$
3. Complemento: $\text{NOT } p$

Es importante notar que las operaciones aritméticas se aplican a imágenes multi-valuadas, mientras que las lógicas se aplican a imágenes bi-valuadas tomando los valores 0 y 1. Es posible aplicar estos conceptos a operaciones de máscara en la que se tenga en cuenta los valores de los pixeles vecinos tanto para imágenes multi-valuadas como para binarias.

1.4 La convolución

El tratamiento de imágenes más empleado y conocido es el tratamiento espacial también conocido como “convolución”, el cual para un sistema unidimensional se representa mediante la siguiente ecuación:

$$f(x) * g(x) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x')g(x - x')\partial x' \quad (1.4)$$

En el caso de una función continua bidimensional (como es el caso de una imagen monocromática), la convolución se define mediante la ecuación:

$$f(x, y) * g(x, y) = \iint_{-\infty-\infty}^{\infty\infty} f(x' - y')g(x - x', y - y')dx'dy' \quad (1.5)$$

Para un sistema bidimensional discreto (como lo es una imagen digital monocromática), la convolución viene dada por la ecuación:

$$f(x, y) * g(x, y) = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} [f(m, n)g(x - m, y - n)] \quad (1.6)$$

1.4.1 El kernel de convolución y el filtrado espacial

La operación matemática en la que consiste la convolución es simplemente una suma ponderada de píxeles en el vecindario del píxel fuente. Los pesos son determinados por una pequeña matriz llamada *kernel* o máscara de convolución, que determina unos coeficientes a aplicar sobre los puntos de una determinada área. La posición del valor central se corresponde con la posición del píxel de salida, este proceso es conocido como filtrado espacial.

Los filtros espaciales tienen como objetivo modificar la contribución de determinados rangos de frecuencias a la formación de la imagen. El término espacial se refiere al hecho de que el filtro se aplica directamente a la imagen y no a una transformada de la misma, para ello, aunque existen varias técnicas, la convolución es usada como la principal herramienta

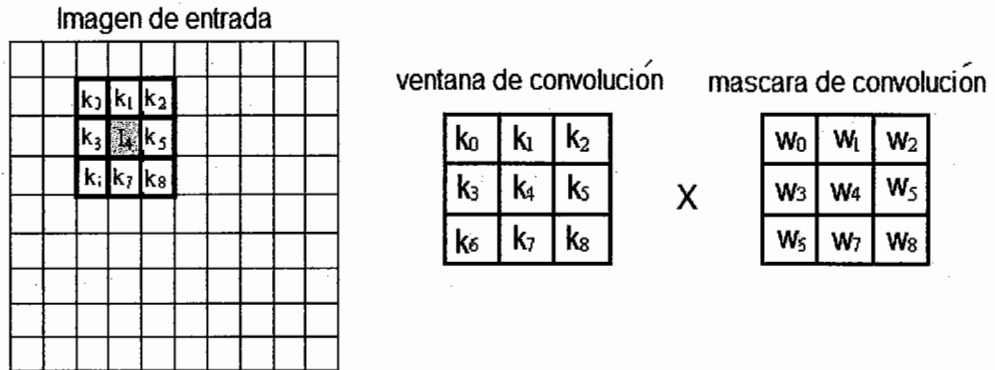
Considerando, en general una imagen de entrada finita y discreta caracterizada por la función de luminancia $z(i,j)$, en la cual i y j representan la luminancia de las celdillas, una imagen de salida $z'(i,j)$ y un kernel de convolución W , cuya función de respuesta es $w(m,n)$, siendo m y n las coordenadas matriciales de la función de filtrado que en general diferirán del sistema de referencia de la imagen, puede describirse el proceso de filtrado espacial como la siguiente operación de convolución.

$$z'(i,j) = w(m,n) * z(i,j) = \sum_{m=-k}^k \sum_{n=-k}^k w(m,n)z(i-m,j-n) \quad (1.7)$$

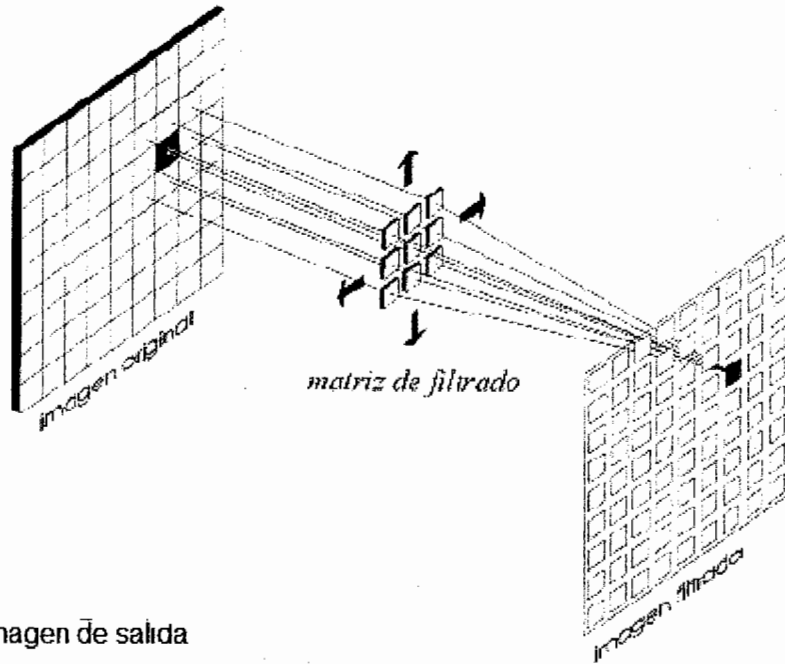
La ecuación (1.7), es la ecuación del filtrado espacial de una imagen digital, donde el operador w representa la matriz deslizante de dimensión $(2k+1) \times (2l+1)$, y donde i y j son respectivamente las líneas y columnas de la imagen. Los elementos $W_{m,n}$ consecutivos de la matriz son denominados coeficientes de peso y el entorno $[-k, k] \times [-l, l]$ se conoce como ventana de convolución. Las dimensiones de la matriz son normalmente impares e iguales $k = l$, de forma que se pueda determinar un centro de una matriz cuadrada.

La Figura 7 muestra el proceso mediante el cual la ventana deslizante o de convolución se centra en cada pixel de la imagen de entrada y genera nuevos pixeles de salida. Para aplicar la máscara a esa zona se multiplican los valores de los puntos que rodean al pixel que estamos tratando por su correspondiente entrada o coeficiente de la máscara y luego se suman esos productos. El resultado es el nuevo valor para el pixel central tal y como se muestra en la Figura 7 c) en donde asumimos un kernel de dimensiones 3×3 .

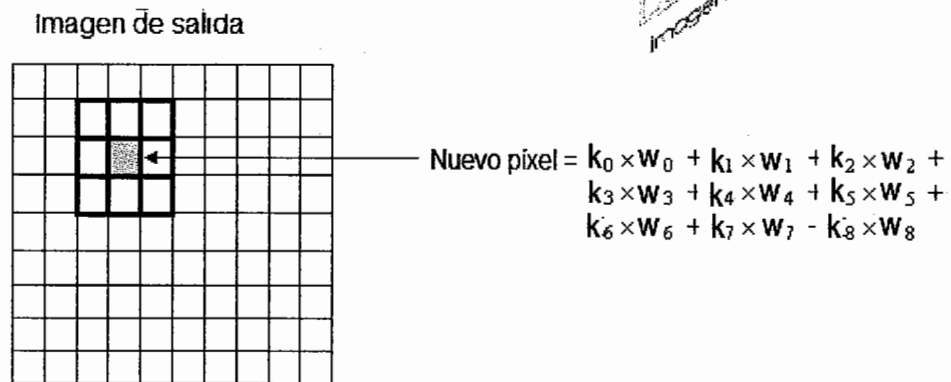
Figura 7. Proceso de filtrado espacial



a.



b.



c.

FUENTE: www.aet.org.es

Es muy importante colocar los nuevos píxeles en una nueva imagen, ya que si el recién generado pixel reemplaza al antiguo pixel, éste será usado para calcular el valor del siguiente pixel nuevo. El tamaño de la máscara podría ser arbitrario, e incluso no restringido a matrices cuadradas, por lo que se podría utilizar perfectamente matrices rectangulares. La mayoría de los procesados utilizan máscaras cuadradas de tamaño 3x3, 5x5 y 7x7 ya que son las máscaras más simples, ya que cuando la máscara de convolución aumenta de tamaño, la carga computacional aumenta exponencialmente.

Las convoluciones discretas son muy usadas en el procesamiento de imagen como filtros para el suavizado de imágenes, afilado de imágenes, efectos especiales, reducción de ruido y detección de bordes.

Los filtros supresores de ruido serán tratados en el capítulo dos como pasos preliminares e importantes en la detección de contornos, mientras que los filtros detectores de contornos serán abordados en el capítulo tres como parte fundamental de este trabajo de graduación.

2. EL RUIDO EN IMÁGENES DIGITALES Y SU PROCESO DE FILTRADO

2.1. Generalidades

Se denota por ruido a cualquier entidad en las imágenes, datos, o resultados intermedios que no son interesantes para la computación que se pretende llevar a cabo. El origen del ruido puede proceder por distintos motivos como el efecto de un mal muestreo de la imagen, mala iluminación en el momento de la adquisición de la imagen, desgaste o mal desempeño de los sensores y cámaras utilizados en aplicaciones como robótica y visión artificial, interferencias ambientales en adquisición de imágenes médicas, ruido provocado por haz de luz láser en imágenes satelitales, entre otros.

2.2 Medida de la cantidad de ruido en las imágenes

Existen varias medidas perceptuales para medir la calidad de una imagen, generalmente la cantidad de ruido se mide por la varianza del ruido, aunque en algunas ocasiones resulta conveniente medirla con relación a la energía de la señal o la imagen. A continuación se analizan estos criterios.

2.2.1 Error cuadrático medio

El error cuadrático medio es un estimador de la varianza del ruido. Entre menor sea el valor de este, menor será la cantidad de ruido que posee nuestra imagen. Sea I la imagen original, G la imagen observada, $i \geq 1, j \leq N$, y el ruido en la imagen dado por la diferencia entre I y G , el ruido vendrá dado por:

$$e(i, j) = I(i, j) - G(i, j) \quad (2.0)$$

Podemos calcular el error cuadrático medio del ruido como:

$$e_{\text{RMS}} = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (e(i, j))^2 \quad (2.1)$$

2.2.2. Relación señal a ruido

La relación señal a ruido puede verse como la imagen original dividido por la imagen observada la cual incluye ruido y generalmente es un valor menor a la unidad. Entre mayor sea esta cantidad menor cantidad de ruido tendrá la imagen. La ecuación para medirla viene dada por:

$$\text{SNR} = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (I(i, j) - M)^2}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (e(i, j))^2} \quad (2.2)$$

En donde M es la media de la imagen.

2.3. Tipos de ruido

A pesar de que la naturaleza del ruido es variable, el ruido puede considerarse a través de su comportamiento estadístico como una variable aleatoria caracterizada por una "Función de Densidad" de probabilidad, la cual es utilizada en las ciencias estadísticas para conocer la distribución de probabilidades de un evento en relación al resultado del evento. A lo largo de las siguientes sección se denotará con la letra I a la imagen original libre de ruido, con la letra G a la imagen verdadera más un ruido, y la letra C a la variable de ruido, y con $f(x)$ a la función de densidad de probabilidad.

Aunque existen gran cantidad de modelos de ruido esta sección se limitará a describir los más conocidos.

2.3.1. Ruido uniforme

El ruido uniforme es aquel que tiene la misma probabilidad de ocurrencia en cada uno de los pixeles de la imagen independientemente de su nivel de gris. El ruido uniforme puede utilizarse para generar cualquier otro tipo de ruido y generalmente es usado para degradar la imagen para evaluar la eficiencia de algoritmos de restauración de imágenes. Para el ruido uniforme nuestra imagen observada G en cada posición (i,j) corresponde a la imagen original I en la posición (i,j) más un ruido que tiene la distribución uniforme en un intervalo $[a,b]$ y la cual se calcula mediante la siguiente ecuación:

$$G(i, j) = I(i, j) + n(i, j) \tag{2.3}$$

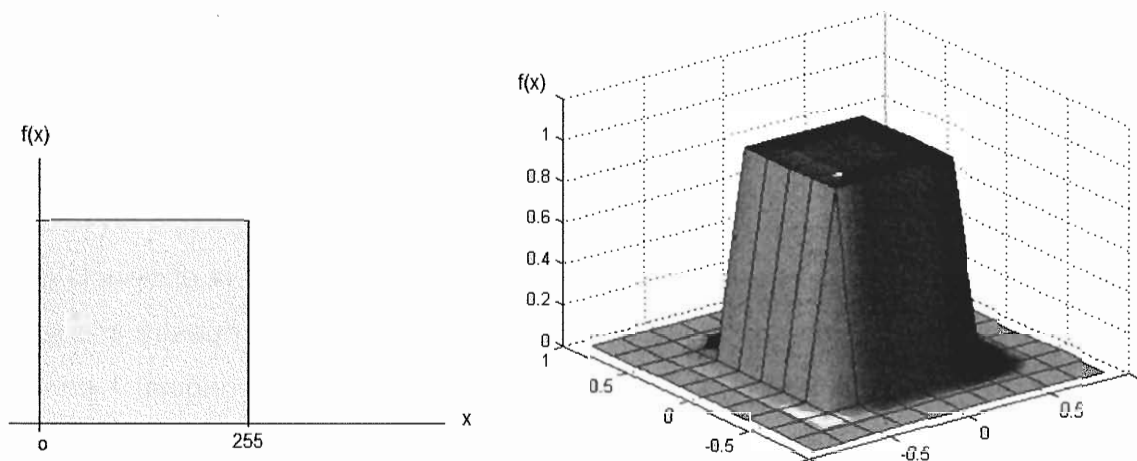
En donde la distribución uniforme corresponde a una distribución de probabilidad, cuyos valores tiene la misma probabilidad de ocurrencia en el intervalo [a,b]. La función de densidad $f(x)$ de una distribución uniforme viene dada por:

$$f(x) = \begin{cases} \frac{1}{b-a}, & \text{para } a \leq x \leq b \\ 0, & \text{d.l.c} \end{cases} \tag{2.4}$$

La media de esta distribución es $(a+b)/2$ y su varianza vale $(b-a)^2/12$.

La Figura 8 muestra la gráfica de la función de densidad de ruido uniforme y su proyección 3D, generada mediante el programa de computación Matlab.

Figura 8. Densidad de probabilidad del ruido uniforme



Fuente: Gráfica generada mediante Matlab

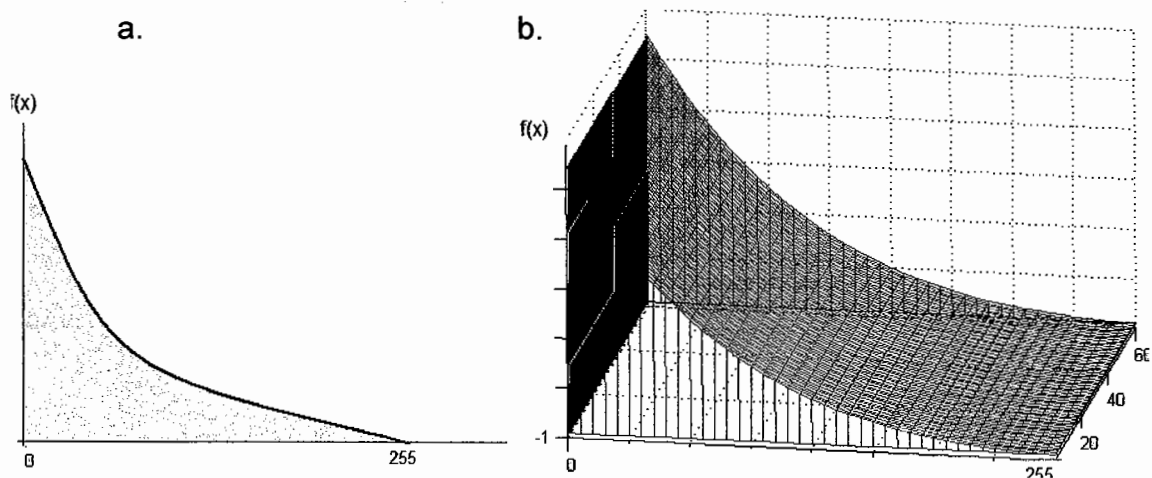
2.3.2. Ruido exponencial

El ruido exponencial aumenta su probabilidad de ocurrencia exponencialmente según el nivel de gris de la imagen, y su distribución se puede modelar mediante la ecuación:

$$f(x) = \begin{cases} ae^{-ax} & \text{para } x > 0 \\ 0 & \text{para } x < 0 \end{cases} \quad (2.5)$$

La Figura 9 muestra la distribución de probabilidad del ruido exponencial, generada mediante el programa Matlab, en la cual se muestra que la probabilidad de ocurrencia de ruido es mayor para niveles bajos (negro), y menos probable para niveles altos (blanco).

Figura 9. Densidad de probabilidad de ruido exponencial



FUENTE: a) Walpole & Myers, "Probabilidad y Estadística para Ingenieros", Pearson Education 1999. b) Gráfica generada mediante Matlab.

2.3.3. Ruido Gaussiano aditivo

El ruido Gaussiano se caracteriza por poseer una mayor probabilidad de ocurrencia en cierto rango de niveles de gris de una imagen y su modelo es utilizado frecuentemente debido a su conveniencia matemática, y por representar de manera muy aproximada el ruido natural de las imágenes.

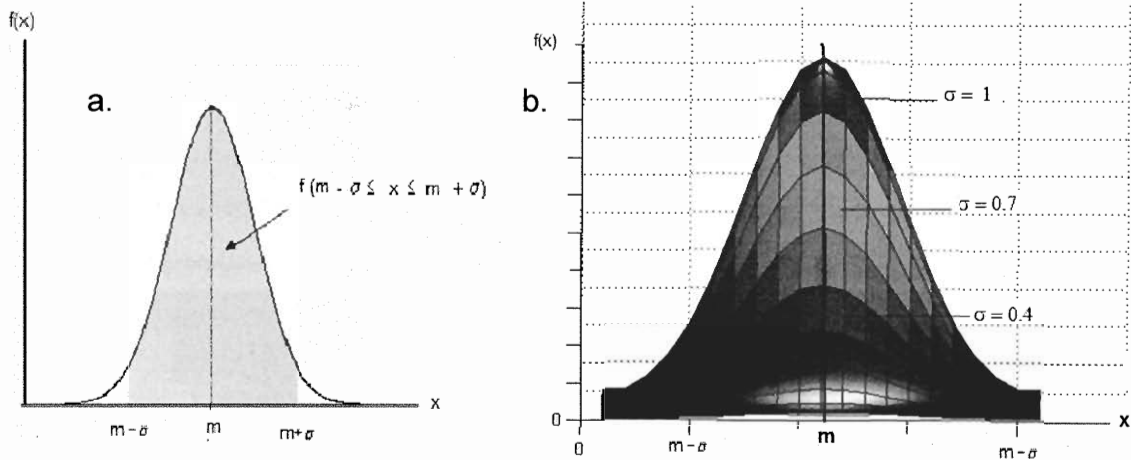
La distribución del ruido Gaussiano es semejante a la distribución de probabilidad Gaussiana cuya curva y distribución viene dada por una varianza y media determinada. La función de densidad $f(x)$ del ruido Gaussiano viene dado por la ecuación:

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e \left[-\frac{1}{2\sigma^2} (x - m)^2 \right] \quad (2.6)$$

Donde x representa el nivel de gris de la imagen, m es la mediana de x , σ representa la desviación estándar y σ^2 la varianza. A través de esta establece que el 70% de los datos se encuentran en el intervalo $(m - \sigma, m + \sigma)$ y el 95% en el intervalo $(m - 2\sigma, m + 2\sigma)$.

La Figura 10 muestra la distribución de probabilidad Gaussiana del ruido también llamada campana de Gauss.

Figura 10. Densidad de probabilidad Gaussiana

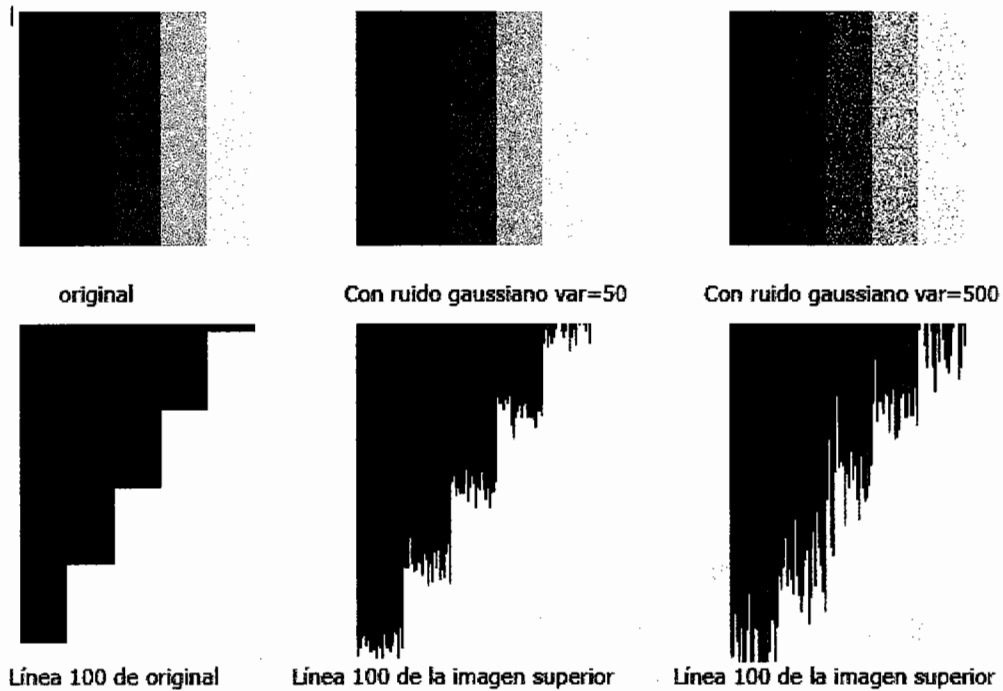


FUENTE: a) Walpole & Myers, "Probabilidad y Estadística para Ingenieros", Pearson Education 1999. b) Gráfica generada mediante Matlab.

Para esta distribución la mayor probabilidad de ocurrencia máxima de ruido se encuentra en los niveles medios de la imagen y su probabilidad disminuye en los extremos (tonos blancos y negros de la imagen).

La cantidad de ruido es proporcional a la varianza, a mayor varianza la probabilidad de ocurrencia de error es mayor. La Figura 11 muestra el efecto del ruido Gaussiano en las imágenes y su proporcionalidad al valor de la varianza.

Figura 11. Efecto del ruido Gaussiano aditivo



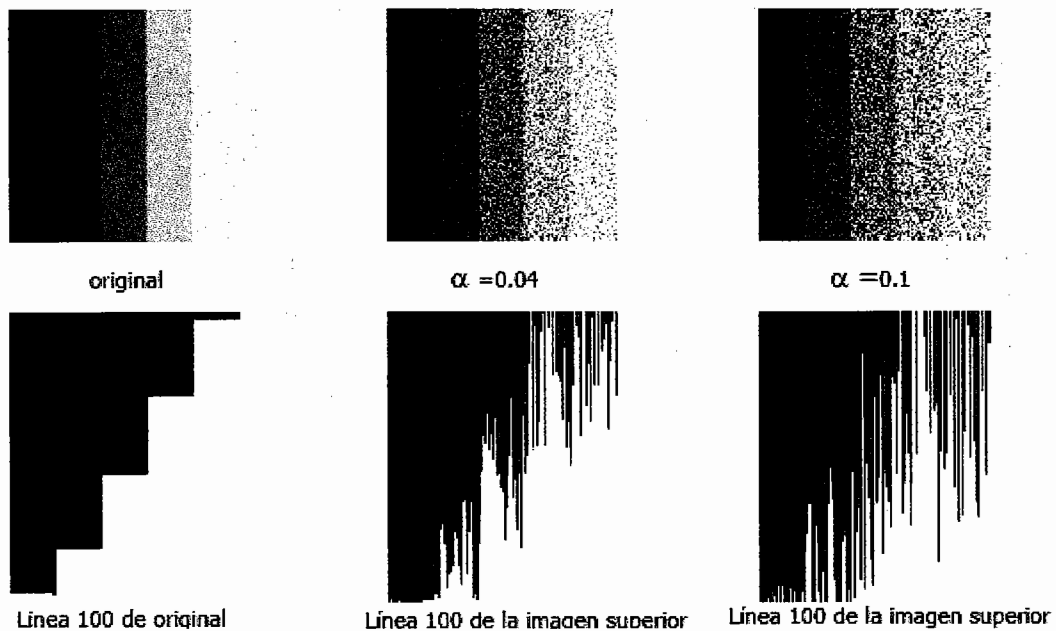
FUENTE: E. Trucco y a. Verri, (1998), "Introductory techniques for 3-D computer vision", Prentice Hill.

2.3.4. Ruido Gaussiano multiplicativo

Es una variante del ruido Gaussiano aditivo y es el tipo de ruido dominante en cámaras CCD, el cual sigue la misma distribución Gaussiana, sin embargo, en este caso el ruido $n(i,j)$ se transforma en $N(0,\sigma(i,j))$ con mediana 0 y desviación estándar $\sigma > 0$. Con lo que concluimos que este tipo de ruido es totalmente dependiente de la señal.

La Figura 12 muestra el efecto del ruido multiplicativo, en donde la distorsión de la imagen se hace más pronunciada para valores altos de los pixeles (255 o color blanco).

Figura 12. Efecto del ruido Gaussiano multiplicativo



FUENTE: E. Trucco y a. Verri, (1998), Introductory techniques for 3-D computer visión, Prentice Hill.

2.3.5. Ruido impulso

El ruido impulso, también llamado de “Sal y Pimienta”, es aquel que se caracteriza por poseer únicamente dos valores extremos a lo largo de la imagen, puntos claros (sal) o puntos negros (pimienta), y cuya probabilidad depende del nivel de gris de la imagen.

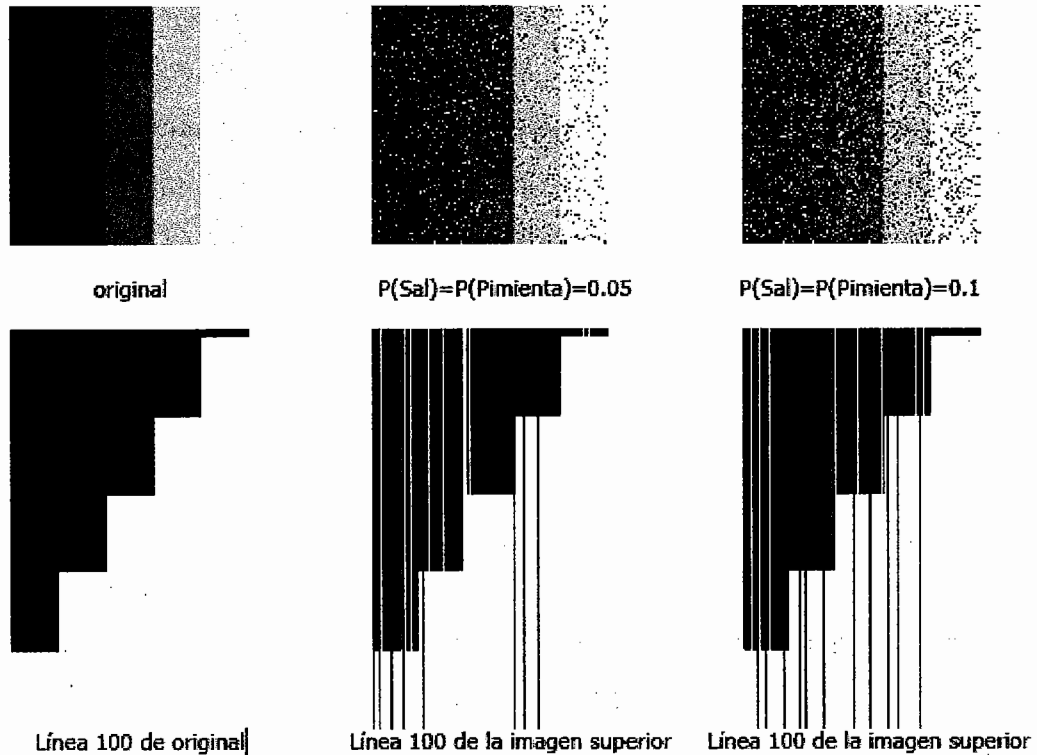
Este tipo de ruido también llamado ruido unipolar, es causado principalmente por fallas en sensores de captación de imagen o por errores temporales en el proceso de digitalización de la imagen, y su densidad de probabilidad se puede modelar mediante la siguiente ecuación.

$$G(i,j) = \begin{cases} I(i,j) & \text{si } x \leq p \\ A & \text{si } p \leq x \leq q \\ B & \text{si } q \leq x \leq 1 \end{cases} \quad (2.7)$$

En donde $X \sim U[0,1]$, $0 \leq p \leq q \leq 1$, A y B son números fijos, usualmente $A = 255$ (blanco) y $B = 0$ (negro) para imágenes de 8 bits. Observemos que $(p - q)$ es la probabilidad de pasar al valor A (255 y por tanto sal), $(1 - q)$ es la probabilidad de pasar a B (0 y por tanto pimienta) y p es la probabilidad de permanecer igual.

La Figura 13 muestra como en el color negro de la imagen a parecen puntos blancos de ruido; en el color blanco aparecen únicamente puntos negros y para valores intermedios de gris pueden aparecer tanto puntos claros como oscuros.

Figura 13: Efecto del ruido impulso



FUENTE: E. Trucco y a. Verri, (1998), Introductory techniques for 3-D computer vision, Prentice Hill.

2.4. Procesos de filtrado del ruido

El filtrado de ruido puede dividirse según su naturaleza en 2 categorías: Filtros lineales y filtros no lineales, y su uso varía según la aplicación. El objetivo principal de los filtros reductores de ruido es atenuar el ruido lo más posible sin alterar la imagen original significativamente. A lo largo de esta sección se referirá a la imagen original como I , a la imagen con ruido como G y al filtro reductor de ruido como H .

2.4.1. Filtrado lineal

El filtrado lineal es aquel que puede ser modelado por una convolución. Para ello creamos un kernel el cual será llamado filtro H , y los pesos de la máscara determinarán la selectividad y forma del filtro. Este filtro se convoluciona con la imagen I , para producir una imagen cuyos valores serán ponderados por medio de la función de convolución como la suma de los productos de la ventana del filtro y las intensidades de los píxeles de la ventana.

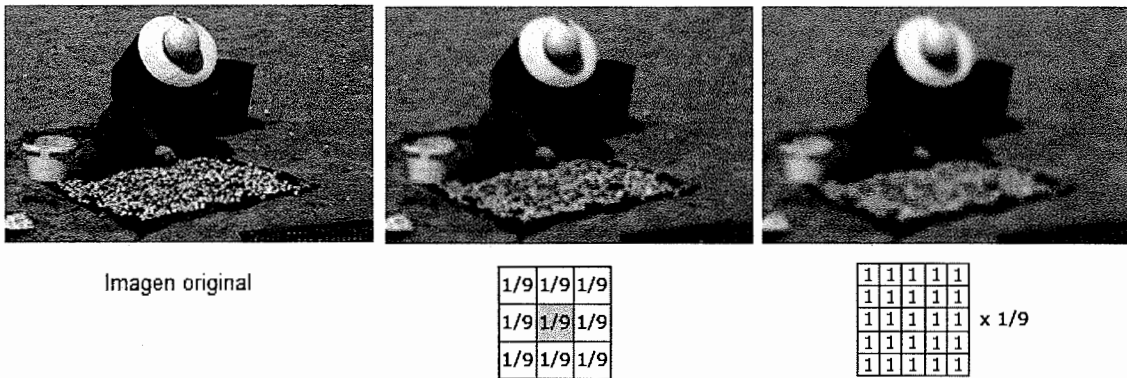
Dada la naturaleza de este estudio, en esta sección únicamente se explicarán los filtros espaciales de tipo pasa bajos, los cuales provocan enfatización de frecuencias bajas, suavizando imágenes y suprimiendo ruidos pero produciendo un emborronamiento de los bordes, y los filtros no lineales que poseen la ventaja de suprimir ruido sin afectar los contornos de la imagen.

2.4.1.1 Alisamiento por promedio

El alisamiento por promedio también llamado alisamiento medio suele restringirse a filtros de tamaño 3×3 o bien a máscaras con forma de estrella, cuya importancia radica en que la suma de los coeficientes sea la unidad. El objetivo es promediar sobre aquellos píxeles que cumplen algún criterio.

Uno de los principales problemas con los filtros por promedio es que al aumentar el tamaño del kernel (5x5, 7x7, 9x9), mas se difuminaran los detalles de la imagen, ya que cada vez habrá más proporción de valores idénticos dentro de dos máscaras contiguas. En la Figura 14 se muestra un kernel típico de filtrado de media y su efecto de emborronamiento sobre la imagen al aumentar el tamaño del kernel de 3x3 a uno de 5x5.

Figura 14. Filtro de promediado homogéneo



FUENTE: www.quesabesde.com/3-bordes/tecnicasdefiltrado.htm

2.4.1.2 Alisamiento ponderado y Gaussiano

Para controlar el alcance del desenfoque se utilizan matrices donde los pesos disminuyen con la distancia respecto a pixel central a esto se le conoce como filtrado ponderado. La Figura 15 muestra ejemplo de filtros ponderados típicos, con cuatro medias proporcionales entre los dos vecinos laterales y los dos verticales.

Figura 15 Kernel de filtros ponderados

$$h = \frac{1}{10} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad h = \frac{1}{16} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

FUENTE: E. Trucco y a. Verri, (1998), Introductory techniques for 3-D computer vision, Prentice Hill

La disminución de los filtros ponderados se puede calcular en forma de campana Gaussiana con base a la ecuación 2.11 en la que el valor de la varianza determina el número de pixeles a tener en cuenta. Eso es lo que se maneja como "valor radio" en los filtros de desenfoque Gaussiano,

$$H(h, k) = C \times e \left[-\frac{1}{2} \left\{ \left(\frac{h}{\sigma_x} \right)^2 + \left(\frac{k}{\sigma_y} \right)^2 \right\} \right] \quad (2.8)$$

En donde $-m/2 \leq h \leq m/2$; $-n/2 \leq k \leq n/2$ para una imagen de $m \times n$ dimensiones. La cantidad "C" se calcula para que $\sum_h \sum_k H(h, k) = 1$.

La Figura 16 muestra el ejemplo de una máscara de convolución Gaussiana típica de dimensiones 7x7.

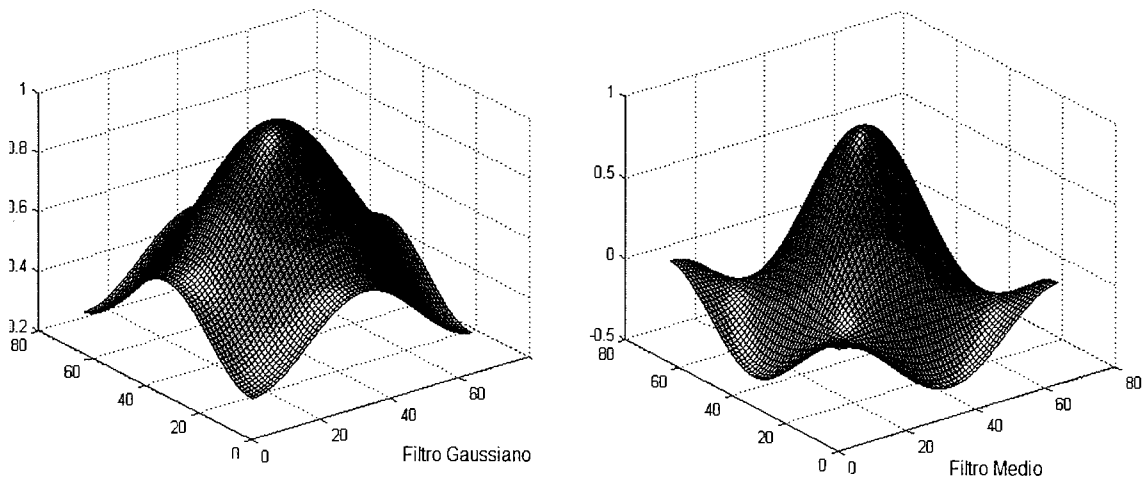
Figura 16. Máscara del filtro Gaussiano

0	1	4	5	4	1	0
1	9	23	29	23	9	1
4	23	61	78	61	23	4
5	29	78	100	78	29	5
4	23	61	78	61	23	4
1	9	23	29	23	9	1
0	1	4	5	4	1	0

FUENTE: www.quesabesde.com/3-bordes/tecnicasdefiltrado.htm

La Figura 17 muestra la respuesta en frecuencia de los filtros Gaussiano y Medio generados mediante la función: `surf=freqz2(fespecial('gaussian'))`; y `surf=freqz2(fespecial('average'))` de Matlab.

Figura 17. Respuesta en frecuencia del filtro Gaussiano y ponderado



FUENTE: Gráfica generada con el programa Matlab

2.4.2. Filtrado no lineal

Los filtros no lineales son aquellos filtros cuyo funcionamiento no puede ser modelado por una convolución. Mejoran en algunos casos el filtrado lineal pero no siempre son la solución. Un filtro no lineal comúnmente usado es la mediana la cual sustituye cada valor de la imagen por la mediana de los niveles de brillo de sus vecinos. La ventana suele ser de tamaño 3 X 3 ó 5 X 5.

Algunas ventajas del filtro mediano es que los puntos aislados de ruido son eliminados y además no emborrona las fronteras, además puede ser aplicado iterativamente. Uno de sus mayores problemas es que al usar un retículo rectangular se dañan las líneas finas y los bordes de los objetos. Esto podría ser evitado si se toman los vecinos solo en las posiciones verticales y horizontales.

3. DETECTORES DE BORDES

3.1. Generalidades

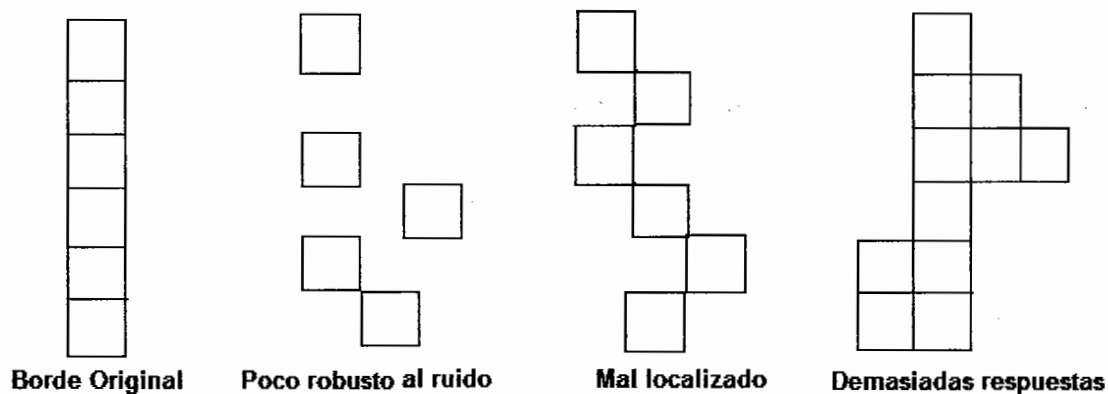
Los bordes de una imagen se pueden definir como el conjunto de puntos donde la intensidad de la imagen tiene un cambio fuerte, los bordes visualmente se identifican como las líneas que esquematizan una imagen; por lo que los ejes o bordes se encuentran en zonas de una imagen donde el nivel de intensidad fluctúan bruscamente, cuanto más rápido se produce el cambio de intensidad, el borde es más fuerte. La detección de bordes se realiza con el propósito de resaltar aspectos relevantes que caracterizan la imagen, además de reducir la información poco significativa de ellas. Los bordes de una imagen contienen mucha de la información de la imagen; los bordes cuentan donde están los objetos, su forma, su tamaño, y también sobre su textura. Un buen proceso de detección de bordes facilita la elaboración de las fronteras de objetos con lo que, el proceso de reconocimiento de objetos se simplifica.

3.2. El problema de detección de bordes

Una de las mayores complicaciones en la detección de bordes es el clásico problema del ruido. Debido a una gran cantidad de factores como la intensidad de la luz, el tipo de cámaras y lentes, el movimiento, la temperatura, efectos atmosféricos, polvo y otros factores; difícilmente dos pixeles que correspondan precisamente al mismo nivel de gris en la escena tengan el mismo nivel en la imagen. El siguiente problema radica en localizar adecuadamente los puntos identificados como bordes, es decir, la distancia entre cada borde encontrado y el verdadero borde debe ser pequeña.

La Figura 18 muestra los defectos que deben ser evitados en la detección de bordes.

Figura 18. Defectos de bordes



FUENTE: Abdou and W. K. Pratt "Quantitative design and evaluation of enhancement / thresholding edge detector" IEEE, 1979.

3.2.1. Medidas de la calidad de un detector de bordes.

La idea de medir la calidad de un detector de bordes es bastante antigua y Abdou y Pratt lo han usado para definir el mérito de cada detector. La idea no es usar el mérito para definir el detector (en la línea de lo hecho por los criterios de Canny) sino usar el mérito para seleccionar el detector. El mérito definido por Abdou y Pratt es:

$$F = \frac{1}{\max(I_I, I_A)} \sum_{i=1}^{I_A} \frac{1}{1 + \alpha d^2(i)} \quad (3.0)$$

Donde I_I es el número ideal de puntos de borde, I_A es el número de puntos de borde detectados, $d(i)$ es la menor distancia del borde i -ésimo al borde ideal y α es una constante positiva. F es siempre menor o igual que uno y alcanza la igualdad cuando $I_I = I_A$ y $d(i) = 0$ para todo i .

3.3. Detectores basados en derivadas

Dado que un contorno se define por un cambio en el nivel de gris, un operador que sea sensible a este cambio operará como un detector de contorno y un operador derivada realiza esto. Una interpretación de la derivada es como la tasa de cambio de una función, y la tasa de cambio de los niveles de gris en una imagen es grande cerca de un contorno y pequeña en áreas constantes.

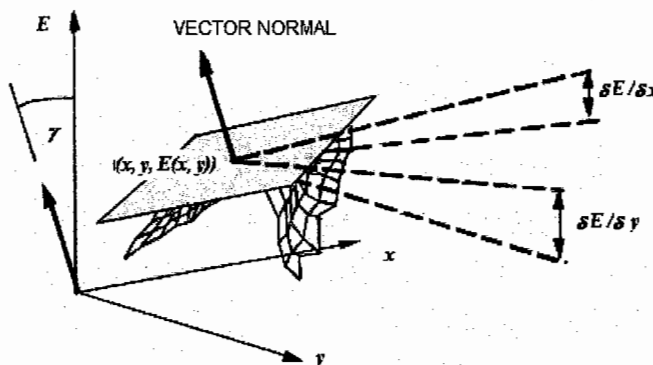
3.3.1. Operadores basados en la primera derivada

Dado que las imágenes son de dos dimensiones, es importante considerar los cambios de nivel en varias direcciones. Por esta razón, se utilizan las derivadas parciales de la imagen, con respecto a las direcciones principales x e y . Una estimación de la dirección actual del contorno puede ser obtenida usando las derivadas en x e y como las componentes de la dirección actual sobre los ejes, y calculando el vector suma. El operador adecuado parece ser el gradiente, y si se piensa en la imagen como una función de dos variables $G(x, y)$ entonces el gradiente se define como.

$$\nabla G(x, y) = \left(\frac{\partial G}{\partial x}, \frac{\partial G}{\partial y} \right) \quad (3.1)$$

La Figura 21 muestra la proyección del gradiente como un vector de 2 dimensiones; el ángulo γ caracteriza la pendiente de la superficie y la existencia de bordes.

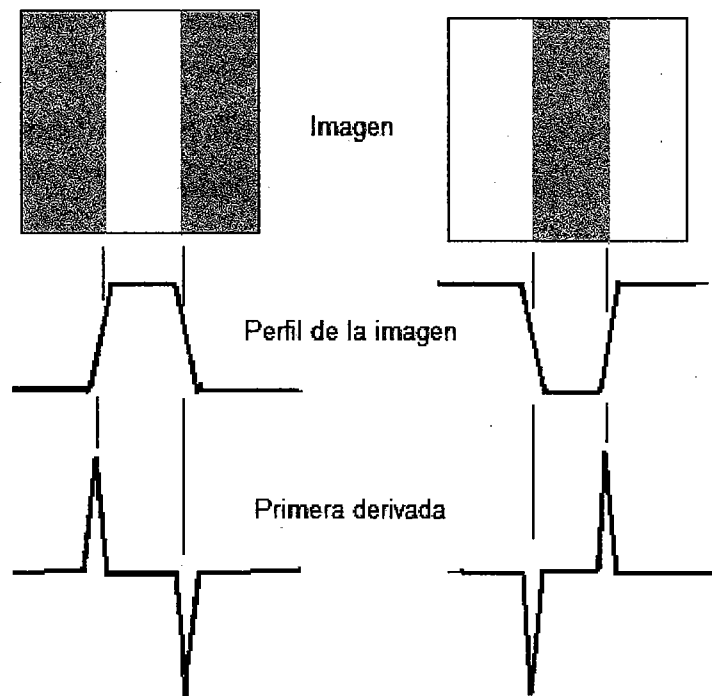
Figura 19. Gradiente de una función



FUENTE: www.sc.ehu.es/ccwgrrom/transparencias/transp-vision-1/deteccion-de-bordes.ppt

La figura 20 muestra una imagen libre de ruido, el perfil muestra las variaciones al pasar de una zona clara a una zona oscura y viceversa. La primera derivada detecta la variación; el máximo del valor absoluto coincide con el punto central del borde

Figura 20. Efecto de la primera derivada en la imagen



FUENTE: www.sc.ehu.es/ccwgrrom/transparencias/transp-vision-1/deteccion-de-bordes.ppt

Puesto que de lo que se dispone es de una imagen discreta y no la escena real, hemos de hacer aproximaciones del gradiente como diferencias finitas por lo que para una imagen digital el gradiente en sus dimensiones i y j se convierte en:

$$\nabla G_i = G(i + 1, j) - G(i, j) ; \nabla G_j = G(i, j + 1) - G(i, j) \quad (3.2)$$

Los operadores de gradientes normales, encuentran bordes horizontales y verticales; estos operadores trabajan mediante convolución. Los operadores de Prewitt, Sobel, Roberts y Frei Chen son operadores dobles o de dos etapas. La detección de bordes de bordes se realiza en dos pasos, en el primero se aplica una máscara para buscar bordes horizontales, y en el segundo buscamos bordes verticales, el resultado final es la suma de ambos.

La Figura 21 muestra algunas máscaras de convolución comunes, los detectores de fila son H_h y los detectores de columna son H_v .

Figura 21. **Máscaras de detectores de gradiente**

Roberts	$H_h \begin{bmatrix} 0 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$	$H_v \begin{bmatrix} -1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$
Sobel	$H_h \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$	$H_v \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$
Prewitt	$H_h \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$	$H_v \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$
Frei-Chen	$H_h \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ \sqrt{2} & 0 & -\sqrt{2} \\ 1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$H_v \begin{bmatrix} -1 & -\sqrt{2} & -1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & \sqrt{2} & 1 \end{bmatrix}$

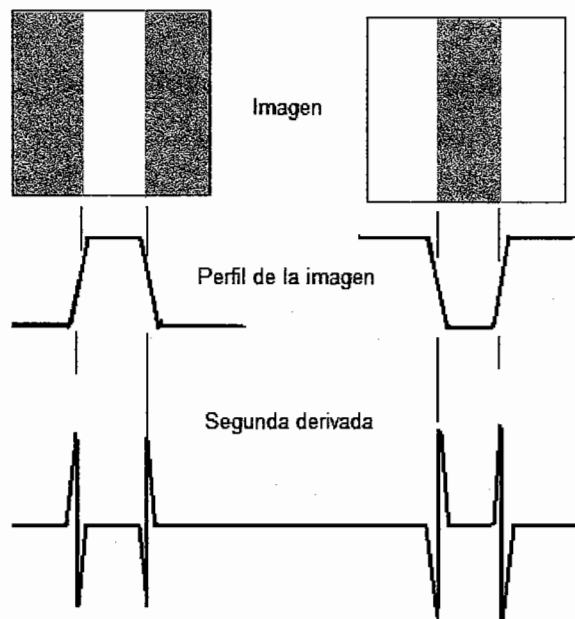
FUENTE: http://www.des.udc.es/~adriana/TercerCiclo/Cursolimagen/curso/web/Filtrado_Espacial_Borde.html

3.3.2 Operadores basados en la segunda derivada

Una mejor aproximación para detectar bordes consiste en encontrar sólo los puntos que tienen máximos locales en el gradiente y considerar estos los puntos de borde. Esto significa que en los puntos de borde existe un pico en la primera derivada, y equivalentemente un cruce por cero en la segunda. Así pues los puntos de borde se detectan encontrando los cruces por cero de la segunda derivada en las intensidades de la imagen.

La Figura 22 muestra el perfil de una imagen y el efecto de la segunda derivada sobre las fronteras de la imagen.

Figura 22. Efecto de la segunda derivada en la imagen



FUENTE: www.sc.ehu.es/ccwgrrom/transparencias/transp-vision-1/deteccion-de-bordes.ppt

La laplaciana es el equivalente bidimensional de la segunda derivada; la fórmula para la laplaciana de una función $f(x,y)$ es:

$$\nabla^2 f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \quad (3.3)$$

Para una imagen digital $G(i,j)$, la segunda derivada en las direcciones x e y se aproximan utilizando ecuaciones en diferencias

$$\nabla^2 G_i = G(i + 1, j) - 2G(i, j) + G(i - 1, j) \quad (3.4)$$

$$\nabla^2 G_j = G(i, j + 2) - 2G(i, j + 1) + G(i, j) \quad (3.5)$$

Combinando estas dos ecuaciones en un único operador, podemos usar las máscaras de la Figura 23 para aproximar el Laplaciano.

Figura 23. **Máscara del Laplaciano**

$$\nabla^2 \approx \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (a) \quad \nabla^2 \approx \begin{bmatrix} 1 & 4 & 1 \\ 4 & 20 & 4 \\ 1 & 4 & 1 \end{bmatrix} \quad (b)$$

FUENTE: http://www.des.udc.es/~adriana/TercerCiclo/Cursolmagen/curso/web/Filtrado_Espacial_Borde.html

El operador Laplaciano marca la presencia de un borde cuando la salida del operador realiza una transición por cero. Los ceros triviales, es decir, las regiones de cero uniformes tienen que ser ignoradas. En principio, la localización de los cruces por cero pueden ser estimadas a nivel de sub-píxeles usando interpolación lineal; pero los resultados pueden ser inexactos.

Una posibilidad para calcular la segunda derivada de forma robusta es suavizar la imagen primero para reducir ruido.

Este filtro debe cumplir con dos criterios: debe ser suave y de banda limitada para limitar el número de frecuencias en las que puede producirse el cambio y segundo que la respuesta sea casi puntual; aunque estos dos criterios entran en conflicto el filtro que optimiza simultáneamente ambos es el filtro de distribución Gaussiana.

3.3.3. El detector de contornos Canny

El detector es un filtro de convolución que suaviza el ruido y localiza el contorno basado en métodos de primera derivada pero agregando pasos adicionales lo que hace uno de los más robustos y eficientes que existen. En 1986, John Canny definió un conjunto de objetivos para un detector de contorno:

- El detector de contorno debe responder sólo a contornos y debe encontrarlos todos.
- La distancia entre los pixeles del contorno encontrados por el detector y el contorno debe ser la menor posible.
- El detector de contorno no debe identificar múltiples pixeles de contorno donde solo exista único contorno.

Para ello describió un método para conseguirlo y su algoritmo se resume en los siguientes pasos:

3.3.3.1. Eliminación de ruido:

Canny asume un contorno de paso sujeto a un ruido blanco Gaussiano, para ello se aplica un filtro Gaussiano a la imagen original con el objetivo de suavizar la imagen y tratar de eliminar el ruido existente. Entre más grande sea la máscara del filtro, menor es la sensibilidad del detector al ruido.

3.3.3.2. Obtención del gradiente:

El siguiente paso consisten en encontrar el ancho del borde; el proceso es básicamente el cálculo del gradiente utilizando cualquiera de las máscaras basadas en la primera derivada, casi siempre la utilizada es la máscara de Sobel.

3.3.3.3. Dirección del gradiente:

Una vez encontrado el gradiente en la dirección de x e y , el gradiente genera un error para aquellas sumas en x iguales a 0; por lo que debe existir una restricción para determinar cuáles son bordes reales.

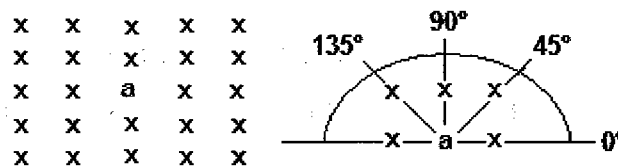
Siempre que el gradiente en la dirección x sea 0, la dirección del gradiente tiene que ser 0 grados o 90 grados, dependiendo el valor del gradiente en la dirección de y. Si ∇_y es igual a cero la dirección será igual a cero, de lo contrario será igual a 90. En otras palabras se observa si el valor de la magnitud del gradiente es más pequeño de sus dos vecinos en la dirección del ángulo, se así se asigna el valor de 0 de lo contrario se deja el valor del gradiente. La fórmula utilizada para encontrar la dirección del borde es:

$$\theta = \tan^{-1} \left(\frac{\nabla_y}{\nabla_x} \right) \quad (3.6)$$

3.3.3.4. Supresión no máxima:

Una vez conocida la dirección del borde, se debe relacionar la dirección real del borde a una dirección que pueda ser trazada en la imagen. Dado que un pixel solo puede tener 8 vecinos y si el ángulo de la dirección del borde varía entre 0 y 180° podemos concluir que solo existen 4 posibles direcciones que puede tomar el borde: 0°, 45°, 90° o 135°, así la dirección del borde se aproxima a una de las 4 direcciones posibles como se muestra en la Figura 24.

Figura 24. Estimación de la dirección del borde



FUENTE: C:\Users\Mago\Desktop\3-bordes\Canny Edge Detection Tutorial.htm

3.3.3.5. Histéresis de umbral:

Dado que la imagen tendrá muchos puntos con gradientes no nulos los cuales no todos son bordes, se utiliza el criterio de umbral también llamada “*theresholding*” el cual asigna un valor de cero a cualquier pixel cuyo valor se encuentre por debajo del valor umbral establecido.

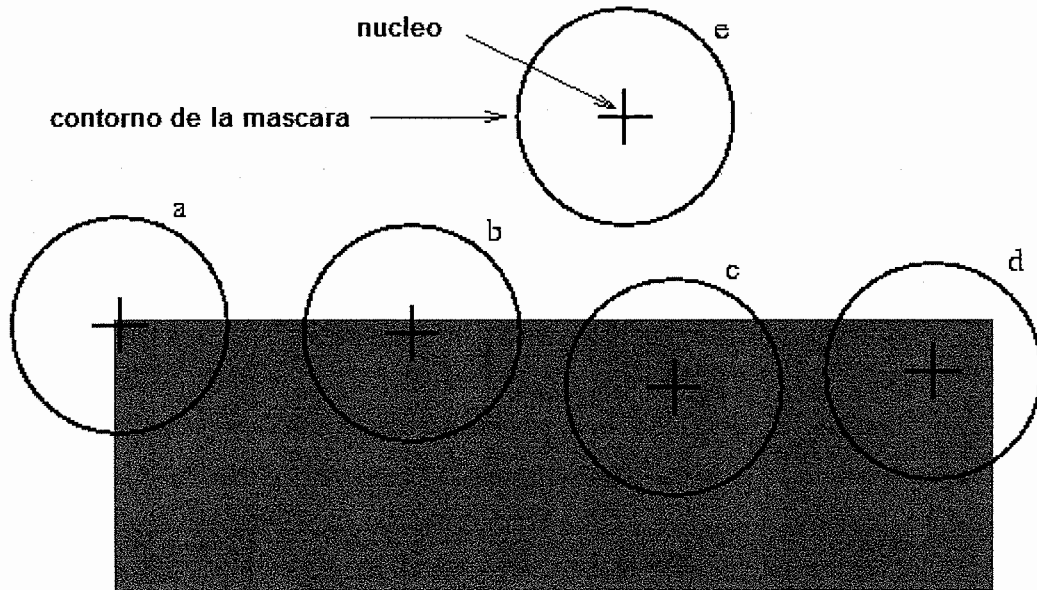
3.4. Detector de bordes SUSAN

En esta sección se describe el principio de funcionamiento de detector SUSAN, su algoritmo y las funciones matemáticas sobre las cuales se creará el programa de prueba.

3.4.1. Conceptos básicos

El principio del operador SUSAN, acrónimo en inglés de *Smallest Univalve Segment Assimilating Nucleos*, consiste en un algoritmo basado en la creación de una máscara circular para detectar bordes en una imagen digital. Si consideramos la Figura 25, en el cual se muestra un rectángulo gris en un fondo blanco y una máscara circular con un pixel central llamado “núcleo” la cual cubre una porción de la imagen en la cual se observa una transición entre el color blanco y gris.

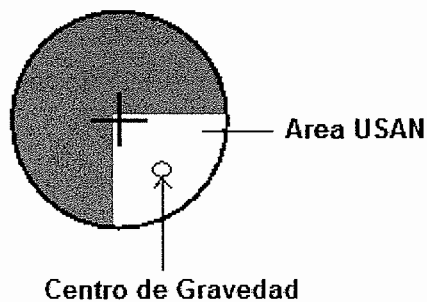
Figura 25. Cuatro máscaras circulares en distintos puntos de la imagen



FUENTE: <http://users.fmrib.ox.ac.uk/~steve/susan/susan/node2.html>

Si el brillo de cada pixel bajo la máscara tiene el mismo valor que el núcleo de la máscara entonces el área se llama USAN acrónimo en inglés de “Univalue Segment Assimilating Nucleus”. Esa área contiene la información sobre la estructura de imagen en la región que cubre la máscara. La Figura 26 muestra el área USAN de las máscaras circulares sobre el contorno de la figura.

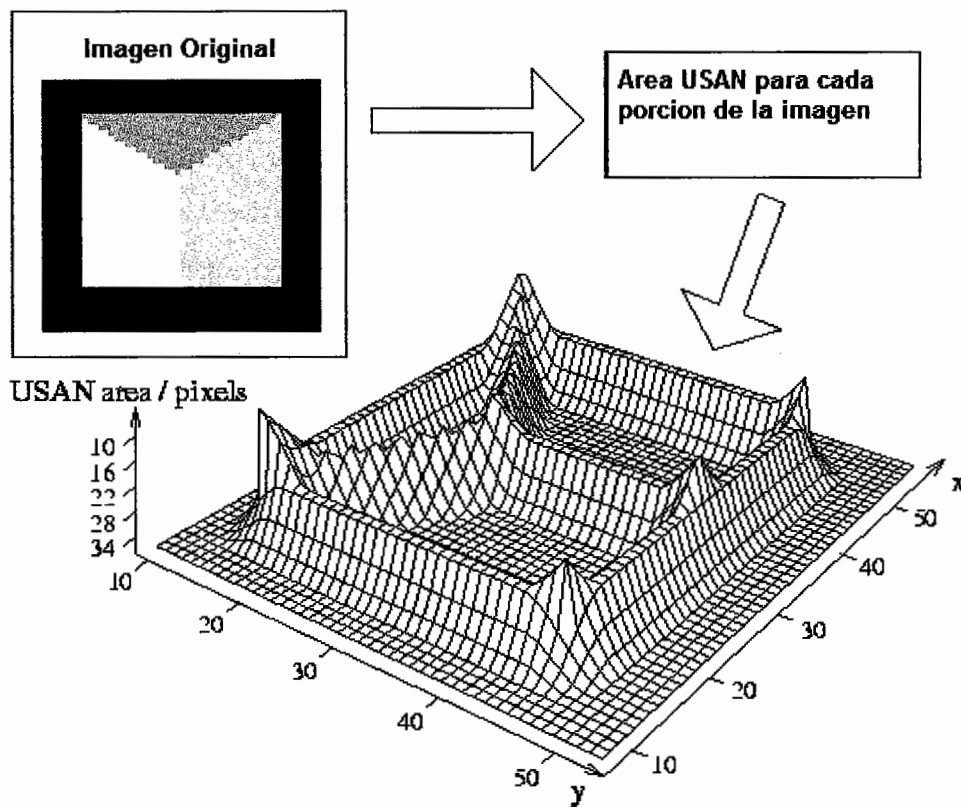
Figura 26. Área USAN y centro de gravedad



FUENTE: <http://users.fmrib.ox.ac.uk/~steve/susan/susan/node2.html>

Este concepto que cada punto de imagen tenga asociado a él un área local de brillo similar es la base del principio de SUSAN. El área USAN está en máximo cuando el núcleo está en la región plana de superficie de la imagen, está en medio cuando el núcleo está muy cerca del borde y está en mínimo cuando el núcleo está en la esquina. Esta propiedad del área de USAN se usa para determinar la presencia de bordes y las figuras de dos dimensiones (esquinas). La Figura 27 muestra cada punto de la imagen de entrada usada como núcleo de la pequeña máscara circular, y su asociada área USAN, la cual muestra la posición exacta de los bordes.

Figura 27. Visualización tridimensional del área USAN



FUENTE: Fuente: <http://users.fmrib.ox.ac.uk/~steve/susan/susan/node2.html>

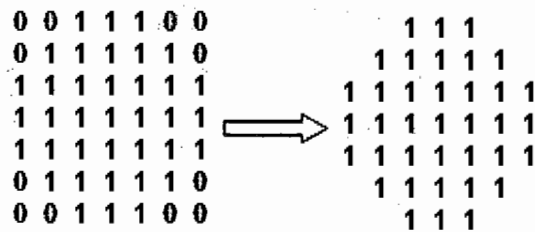
3.4.2. Algoritmo SUSAN para la detección de bordes

El algoritmo SUSAN para la detección de bordes consiste en los siguientes pasos:

3.4.2.1. Creación de la máscara circular:

La máscara o kernel circular es usada para dar respuestas isotrópicas. Ya que en la realidad no es posible crear una máscara totalmente circular, una aproximación digital es usada, en [Smith 1995] se propone la creación de un máscara con radio 3.4 lo que da una máscara de un total de 37 pixeles, y cuyos pesos pueden tomar ya sea valores de distribución Gaussiana o puede ser de pesos iguales. La Figura 28 muestra un ejemplo de la máscara circular.

Figura 28. Máscara circular SUSAN de 37 pixeles



FUENTE: Fuente: <http://users.fmrib.ox.ac.uk/~steve/susan/susan/node2.html>

3.4.2.2. Cálculo del área USAN:

La máscara es colocada sobre cada pixel de la imagen y se calcula el valor de similitud con el núcleo de cada pixel bajo la máscara. Originalmente la siguiente ecuación determina ésta comparación.

$$c(r, r_o) = \begin{cases} 1, & |I(r) - I(r_o)| < t \\ 0, & |I(r) - I(r_o)| \geq t \end{cases} \quad (3.7)$$

A pesar que la ecuación (3.7) brinda buenos resultados, una segunda ecuación permite que la luminosidad del pixel varíe ligeramente sin producir una variación demasiado significativa en c aún en valores cercanos al umbral y la cual será utilizada en este estudio será:

$$c(r, r_o) = e^{-\left(\frac{I(r) - I(r_o)}{t}\right)^6} \quad (3.8)$$

En donde c es la salida de la comparación, r_o es la posición del núcleo, r es la posición de cualquier otro punto dentro de la máscara, $I(r)$ es el brillo de pixel, t determina el contraste mínimo entre detalles que se van a detectarse y el ruido a eliminar (umbral de luminosidad); este umbral controla la cantidad de salida. El área USAN $n(r_o)$ es calculada como la suma de los valores de la salida de comparación como:

$$n(r_o) = \sum_r c(r, r_o) \quad (3.9)$$

3.4.2.3. Sustracción del umbral geométrico:

Este parámetro es básicamente el que hace de SUSAN inmune al ruido. Una vez obtenida el área USAN el valor n es comparado con un umbral geométrico g , el cual tiene el valor de:

$$g = \frac{3 \times n_{max}}{4} \quad (3.10)$$

Valor utilizado para optimizar la reducción de ruido, en donde n_{max} es el valor máximo que n puede tomar. La respuesta del borde inicial es creada siguiendo la siguiente regla:

$$R(r_o) = \begin{cases} g - n(r_o), & n(r_o) < g \\ 0, & d.l.c. \end{cases} \quad (3.11)$$

En donde $R(r_o)$ es la respuesta de borde inicial. Mientras más pequeña el área USAN más grande la respuesta de borde. En ausencia de ruido no es necesario establecer el umbral geométrico.

El uso de g garantiza que no se reconocerá falsos bordes debido a que en el paso del borde, n siempre será menor o igual a $n_{max}/2$ en al menos un lado del borde, en el caso de un borde curvo, esto corresponde a la frontera de la región convexa al paso del borde, por lo que bordes validos no serán removidos.

3.4.2.4. Dirección del borde y supresión de no-máximos:

Para mejorar la calidad del borde un último paso opcional es usado y consiste en calcular el centro de gravedad del núcleo respecto al área USAN, el cálculo del centro de gravedad se calcula como

$$r(r_o) = \frac{\sum rc(r, r_o)}{\sum c(r, r_o)} \quad (3.12)$$

Esta simple regla permite encontrar la dirección del borde ya que el vector entre el centro de gravedad r del área USAN y el núcleo de la máscara es perpendicular a la dirección del borde local, lo que es conocido como caso de borde inter-pixel.

4. DESARROLLO DE LA HERRAMIENTA

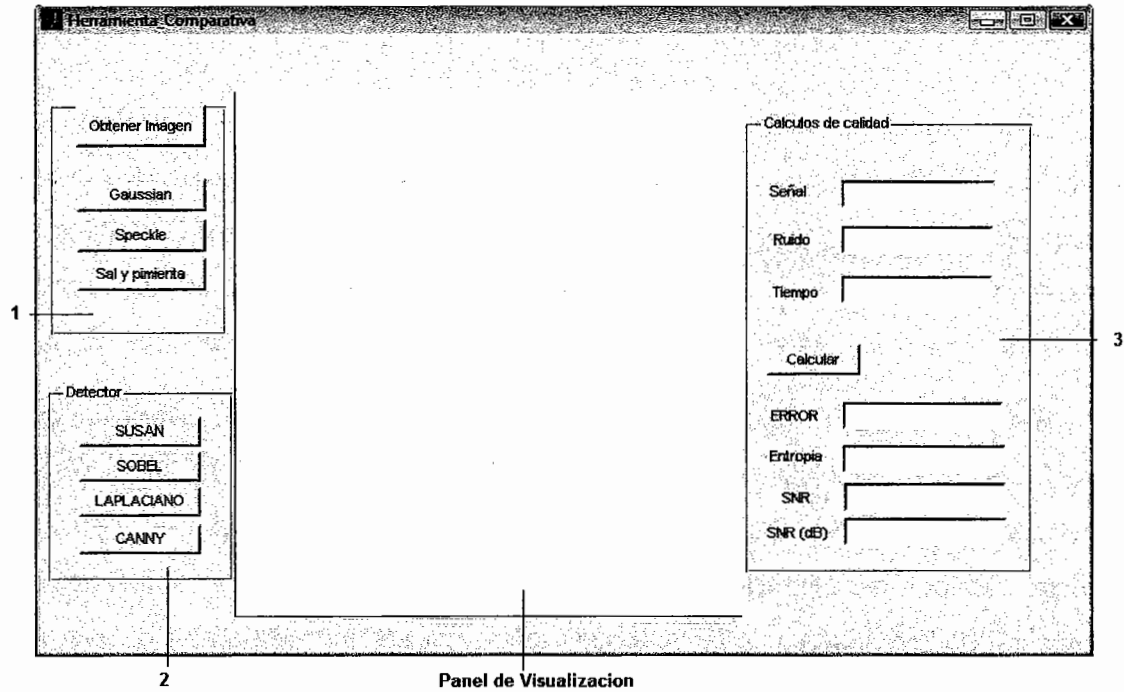
4.1. Introducción al entorno Matlab

Matlab es una herramienta matemática creada por “Matrix Laboratories” para el uso de cálculos avanzados. Matlab incluye entre sus numerosas aplicaciones paquetes de programación llamadas *Toolboxes*, las cuales contienen funciones predeterminadas para crear programas y aplicaciones especializadas basadas en la idea de que cualquier señal digitalizada puede ser representada como una matriz de elementos, de esta forma Matlab almacena la mayoría de tipos de imágenes que soporta como matrices bidimensionales, esta posibilidad de almacenamiento supone que trabajar con imágenes en Matlab sea similar a trabajar con cualquier otro tipo de dato matricial. El desarrollo de esta herramienta esta realizado sobre Matlab R14 versión 7.1.

4.2. Desarrollo de la herramienta comparativa

La herramienta con la cual se realizará la comparación comparativa y cualitativa está desarrollada en el ambiente gráfico de Matlab llamada GUI por su acrónimo en inglés de *Graphic User Interface*. La Figura 29 muestra la ventana principal de la herramienta, la cual consta de tres paneles de herramienta y uno de visualización de la imagen.

Figura 29. Ventana principal de la herramienta



4.2.1. Panel uno: Creación de la imagen de prueba

El panel 1 consta de 4 botones: El primer botón se llama “Obtener Imagen” el cual sirve para cargar la imagen, seguidamente posee cuatro botones adicionales los cuales adicionan ruido de distinto tipo a la imagen. A continuación se detalla el código fuente que se ejecuta al presionar cada uno de los botones del panel 1.

4.2.1.1. Botón: obtener imagen

Para trabajar la imagen debe leerse y guardarse en una variable *I*, la imagen es convertida automáticamente a escala de grises, una vez hecho esto se convierte a una matriz de clase *double* para poder ser trabajada matemáticamente. Los niveles de gris de la imagen son normalizados sumándole 256 a la imagen original esto con el fin de evitar los errores computacionales, la variable *flag* inicializada en 0 indica que la imagen está libre de ruido. Este botón realiza esta operación, para ello utiliza el siguiente código fuente:

```
function imagen_Callback(hObject, eventdata, handles)
```

```
global I Im flag;
```

```
flag=0;
```

```
[file, pathname] = uigetfile({'*.jpg'; '*.png'; '*.tiff'; '*.bmp'}, 'File');
```

```
cd(pathname);
```

```
Im = imread(file);
```

```
Im = rgb2gray(Im);
```

```
axes(handles.axes1); imshow(Im);
```

```
I = double(Im);
```

```
I = I + 255;
```

4.2.1.2. Botón: Gaussiano

Matlab permite adicionar distintas clases de ruido a la imagen mediante la función *imnoise*; para los efectos de comparación únicamente utilizaremos cuatro tipos de ruido para el análisis, en el código fuente la variable *flag = 1* indica que la imagen *I* contiene ruido. El botón llamado “Gaussiano” adiciona ruido de tipo Gaussiano aditivo a la imagen con varianza de 0.04.

```
function Gaussian_Callback(hObject, eventdata, handles)
    global Im I flag;
    I = imnoise(I,'gaussian',0.04);
    axes(handles.axes1);imshow(I);
    I = double(I);
    flag=1;
```

4.2.1.3. Botón: Speckle

Adiciona ruido Speckle de tipo multiplicativo a la imagen, varianza por defecto 0.02.

```
function Speckle_Callback(hObject, eventdata, handles)
    global I;
    I = imnoise(I,'speckle');
    imshow(I);
```

4.2.1.4. Botón: sal y pimienta

Adiciona ruido Impulso también llamado sal y pimienta a la imagen con varianza de 0.3.

```
global Im I flag;
```

```
I = imnoise(Im,'salt & pepper',0.3);  
axes(handles.axes1);imshow(I);  
I = double(I);  
flag=1;
```

4.2.2. Panel dos: Botones de detectores de borde.

El análisis comparativo del detector SUSAN se realizará contra un detector basado en la primera derivada para ello utilizaremos el detector Sobel, un detector basado en la segunda derivada el cual será el Laplaciano, y un algoritmo complejo que incluye un filtro reductor de ruido, el cual será el filtro Canny. Con excepción del detector Canny (el cual fue creado empleando una función ya existente en Matlab), los detectores de bordes fueron creados basados en las ecuaciones descritas en el capítulo 3. Ya que el estudio pretende demostrar el comportamiento de los detectores en presencia de ruido, los detectores creados no incluyen dentro del código ningún filtro reductor de ruido. La ventana principal del programa permite escoger entre estos 4 detectores, el código fuente utilizado se describe a continuación.

4.2.2.1. Botón: SUSAN.

El primer paso del código consiste en crear una máscara circular de radio r , nuestra máscara llamada *mask* será creada como la matriz propuesta por Smith en su algoritmo original la cual consiste en un radio de 3 más un pixel central. Al presionar el botón SUSAN el siguiente código se ejecuta:

```
function susan_Callback(hObject, eventdata, handles)
```

```
global I out flag signal noise;
```

```
t = cputime;
```

```
[m,n] = size(I);
```

```
salida = zeros(m,n);
```

```
mask = ([ 0 0 1 1 1 0 0;...  
         0 1 1 1 1 1 0;...  
         1 1 1 1 1 1 1;...  
         1 1 1 1 1 1 1;...  
         1 1 1 1 1 1 1;...  
         0 1 1 1 1 1 0;...  
         0 0 1 1 1 0 0]);
```

Se agrega un borde de 3 pixeles extras (igual al radio de la máscara) de valor cero, alrededor de la imagen original para evitar el error ocasionado al centrar el núcleo de máscara en los pixeles del borde de la imagen original.

```
I = [repmat( I(1,:),3,1 );I;repmat( I(m,:),3,1 )];
```

```
I = [repmat( I(:,1),1,3 ),I,repmat( I(:,n),1,3 )];
```

Luego se crea una matriz en la cual se colocará el borde generado de, esta matriz es de tamaño $m \times n$ igual que la imagen original.

Para cada pixel de la imagen se centra la máscara circular y se calcula el área USAN de pixeles con brillo similar al núcleo mediante el uso de las ecuaciones 3.8.y 3.9; se resta el área USAN del umbral geométrico para producir una imagen con borde. De la ecuación 3.10 calculamos el umbral geométrico $g = 3n_{max}/4$, para la máscara utilizada n_{max} es igual a 37 (número de pixeles no iguales a cero de la máscara circular), entonces el umbral geométrico g será de 27.75; y el umbral o *thresholding* TR se propone arbitrariamente en 14. Luego se muestra en la ventana de texto el tiempo que toma realizar la detección.

```
g = 27.75;
```

```
TR = 14;
```

```
for i = 3+1:m+3
```

```
    for j = 3+1:n+3
```

```
        USAN = mask .* exp(-(( I( i-3: i+3, j-3: j+3 ) - I( i,j ) ) / TR).^6);
```

```
        USAN_AREA = sum( sum( USAN ) );
```

```
        if ( USAN_AREA < g )
```

```
            salida( i-3, j-3 ) = g - USAN_AREA;
```

```
        end
```

```
    end
```

```
end
```

```
set(handles.edit3,'String',cputime-t);
```


El siguiente paso fue incluido para normalizar los valores del borde de la imagen a 255.

```
escala= 255 / max( max( salida ) );  
salida = round( escala .* salida );  
out = uint8( salida );  
imshow( out );
```

4.2.2.2. Botón: Sobel

Para crear el detector de bordes Sobel el primer paso consiste en crear la matriz de pesos s , luego se convoluciona sobre la imagen lo que dará los bordes horizontales H . Seguidamente se convoluciona la transpuesta de s sobre la imagen para dar los bordes verticales V . Para crear la imagen de la sumatoria de los bordes verticales y horizontales se saca la raíz cuadrada de la suma del cuadrado de los ejes x e y .

```
function sobel_Callback(hObject, eventdata, handles)  
  
global I, out;  
s= [1 2 1;0 0 0,-1 -2 -1];  
H = conv2(I,s);  
V = conv2(I,s');  
Salida = sqrt(H.^2 + V.^2);  
out = uint8(salida);
```

4.2.2.3. Botón: Laplaciano.

Matlab incluye una función que calcula el laplaciano de una matriz llamada *del2*, esta se multiplica por un valor constante que definirá el realce del borde, es este caso se escogió el valor de 0.5.

```
function log_Callback(hObject, eventdata, handles)  
global I, out;  
salida = 0.5*del2(I);  
out = double(salida);  
imshow(out);
```

4.2.2.4. Botón: Canny.

Matlab incluye una función que implementa el detector basado en el algoritmo de Canny para detectar bordes. Al presionar el botón Canny se ejecuta el siguiente código:

```
function canny_Callback(hObject, eventdata, handles)  
global I, out;  
salida = edge(I,'canny');  
out = double(salida);  
imshow(out);
```

4.2.3. Panel tres: Datos cuantitativos.

Este panel contiene un botón el cual realiza cálculos cuantitativos de la imagen, en base a comparación de la imagen de bordes detectada en ausencia de ruido y la imagen de bordes detectada con alguno de los tipos de ruido introducido.

Cada uno de los algoritmos detectores de borde al terminar su detección, calcula el número de pixeles no iguales a 0 dentro de la imagen de borde con el siguiente código.

```
if flag==0;
    signal = sum(salida(:));
    set(handles.edit7,'String',signal);
elseif flag==1;
    noise = sum(salida(:));
    set(handles.edit6,'String',noise);
end
```

La variable *flag* determina si la imagen es la original o si posee ruido para saber si lo que se está obteniendo en la señal del borde detectado o la señal del borde detectado en presencia de ruido.

4.2.3.1 Cálculo del error cuadrático medio

El error cuadrático medio de la señal vendrá dado por el valor cuadrado medio del ruido, y será calculado como:

```
Error = mean(sum(noise(:)-signal(:)).^2);
```

4.2.3.2. Cálculo de la relación señal a ruido

La relación snr entre la imagen original y la imagen con ruido es calculado utilizando la siguiente función:

```
snr= signal/noise;
```

La relación de señal a ruido NSR en términos de densidad espectral de potencia se calcula utilizando la transformada rápida de Fourier, de la señal y el ruido.

```
NP = abs(fftn(noise)).^2;  
NPOW = sum(NP(:))/prod(size(noise));  
IP = abs(fftn(signal)).^2;  
IPOW = sum(IP(:))/prod(size(signal));  
NSR = IPOW/NPOW;
```

Para realizar el cálculo de relación señal a ruido pico en decibelios se utiliza el siguiente código fuente.

```
m1 = max( abs(noise(:)) );  
m2 = max( abs(signal(:)) );  
m = max(m1,m2)  
p = 10*log10( m^2/Error );
```

4.2.3.3. Cálculo de la entropía

La entropía o cantidad de desorden o ruido de una imagen puede ser calculada en Matlab mediante la función `entropy()`, para los resultados se analizará la entropía de la imagen sin ruido, la entropía de la imagen con ruido, y seguidamente la diferencia de estas dos será nuestro valor significativo.

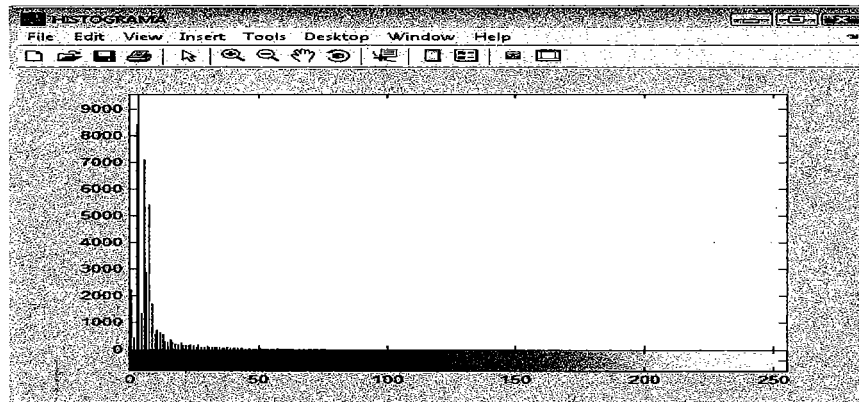
```
Ent1= entropy(signal);  
Ent2 = entropy(noise);  
Ent = Ent2-Ent1;
```

Un valor de entropía cercano a 0 indicará menor distorsión de la imagen en presencia de ruido o mejor inmunidad del detector de bordes al ruido, mientras que valores cercanos a 1 se considera que el detector es poco inmune al ruido.

4.2.4 Histograma de bordes

Para cada borde detectado se realiza un histograma el cual muestra la cantidad de cada nivel de gris en la imagen. Dado que la imagen de respuesta del detector, consiste en bordes negros sobre un fondo blanco, los bordes serán aquellos valores en el rango de 0 a 50 en el histograma, cualquier valor demasiado alto mostrado en el histograma fuera de este rango se considera ruido o pixeles indeseados. La Figura 30 muestra el histograma de la imagen generado mediante la función de Matlab: `imhist(Im)`, en donde "Im" es la imagen a graficar.

Figura 30. Histograma de la imagen



5. PRUEBAS Y RESULTADOS

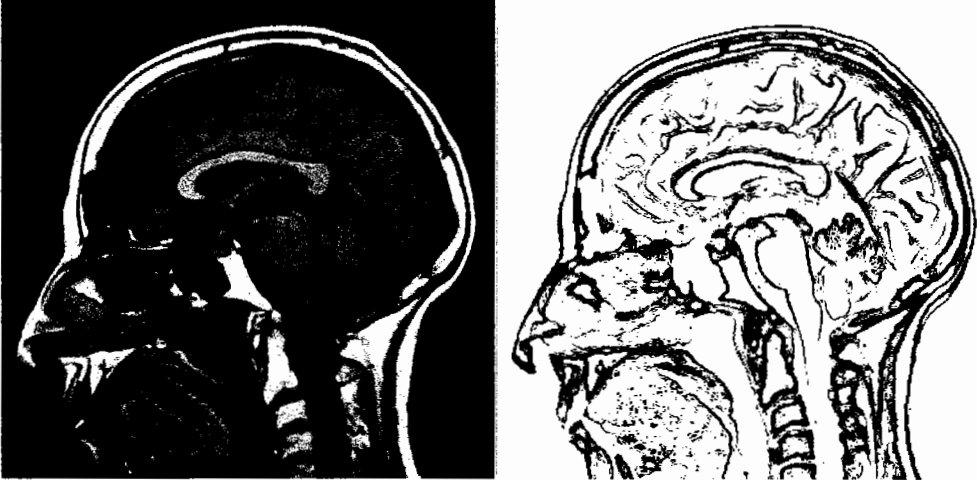
5.1. Generalidades

Las siguientes pruebas consisten en la comparación a nivel gráfico de los detectores de borde sobre imágenes degradadas. Se considera que el detector es inmune al ruido si puede seguir detectando los bordes de la imagen aun en presencia de ruido extremo. En cada una de las pruebas los valores de varianzas y umbrales de los detectores son ajustados a sus valores óptimos para observar las mejores respuestas.

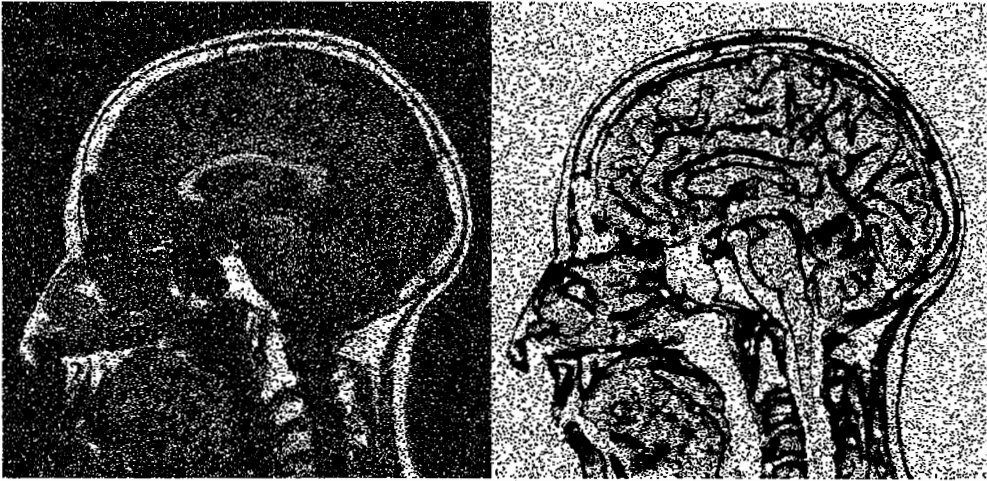
5.2. Análisis del detector de bordes SUSAN.

En la Figura 33 a la izquierda se muestra la imagen de prueba, a la derecha el contorno detectado por el algoritmo SUSAN, el cual es considerado la imagen "señal" libre de ruido y la cual será utilizada en los cálculos cuantitativos de relación señal a ruido. El umbral de intensidad SUSAN se establece en el valor de 20, y el Umbral geométrico en 27.75 para todas las pruebas. En las Figura 31 a la Figura 34 (derecha) se muestran los bordes detectados, sobre la imagen prueba degradada con distintos tipo de ruido (izquierda).

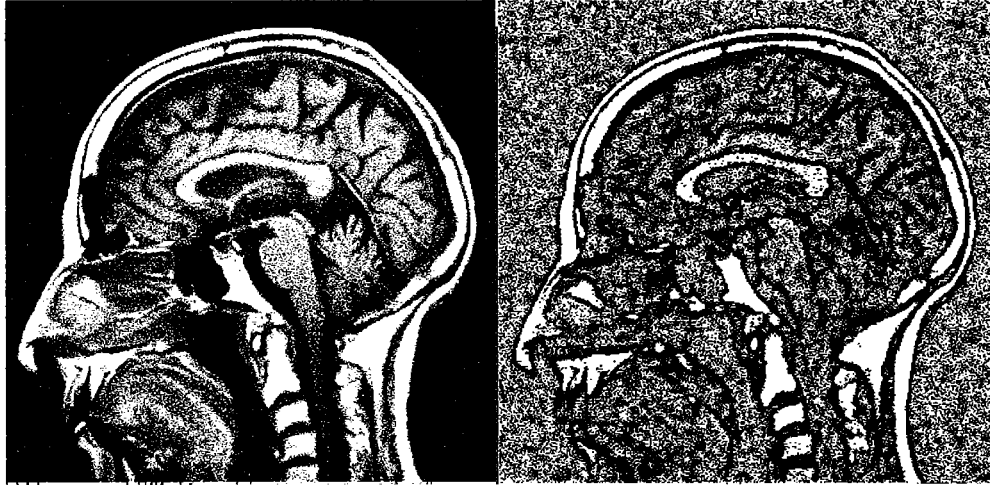
Figura 31. Detección de contorno mediante SUSAN en imagen sin ruido



**Figura 32. Detección de contorno mediante SUSAN en imagen con ruido
impulso de varianza 0.3**



**Figura 33. Detección de contorno mediante SUSAN en imagen con ruido
Gaussiano aditivo de varianza 0.3**



**Figura 34. Detección de contorno mediante SUSAN en imagen con ruido
Speckle de varianza 0.07**



5.2.1. Análisis cualitativo del detector de bordes SUSAN.

Los resultados obtenidos en la detección de bordes para imágenes libres de ruido, puede considerarse aceptable, pues ha sido capaz de detectar los contornos que ha encontrado sobre el umbral establecido. La poca definición de los contornos puede atribuirse a que el programa de prueba no incluye los pasos de adelgazamiento de bordes ni pre-filtros de ruido.

La detección en presencia de ruido impulso es muy buena para la imagen de prueba, pues a pesar de que la varianza escogida es bastante alta y el ruido es adicionado a la imagen contorno, los borde pueden ser perfectamente observados, sin variaciones ni distorsiones.

En presencia de ruido Gaussiano, los bordes pueden ser observados, en este caso con menor definición y con adición mayor de ruido, por lo que puede considerarse un resultado aceptable.

Los peores resultados pueden ser observados en presencia del ruido multiplicativo Speckle, sobre todo si la imagen tiene bordes demasiado juntos o intensidades poco pronunciadas, pues a pesar de que los contornos se mantienen, el ruido incluido en la imagen de contorno hace que los bordes se confundan con el ruido, lo que brinda una imagen casi igual que la imagen observada sin el resalte de ningún borde.

5.2.2. Análisis cuantitativo del detector de bordes SUSAN.

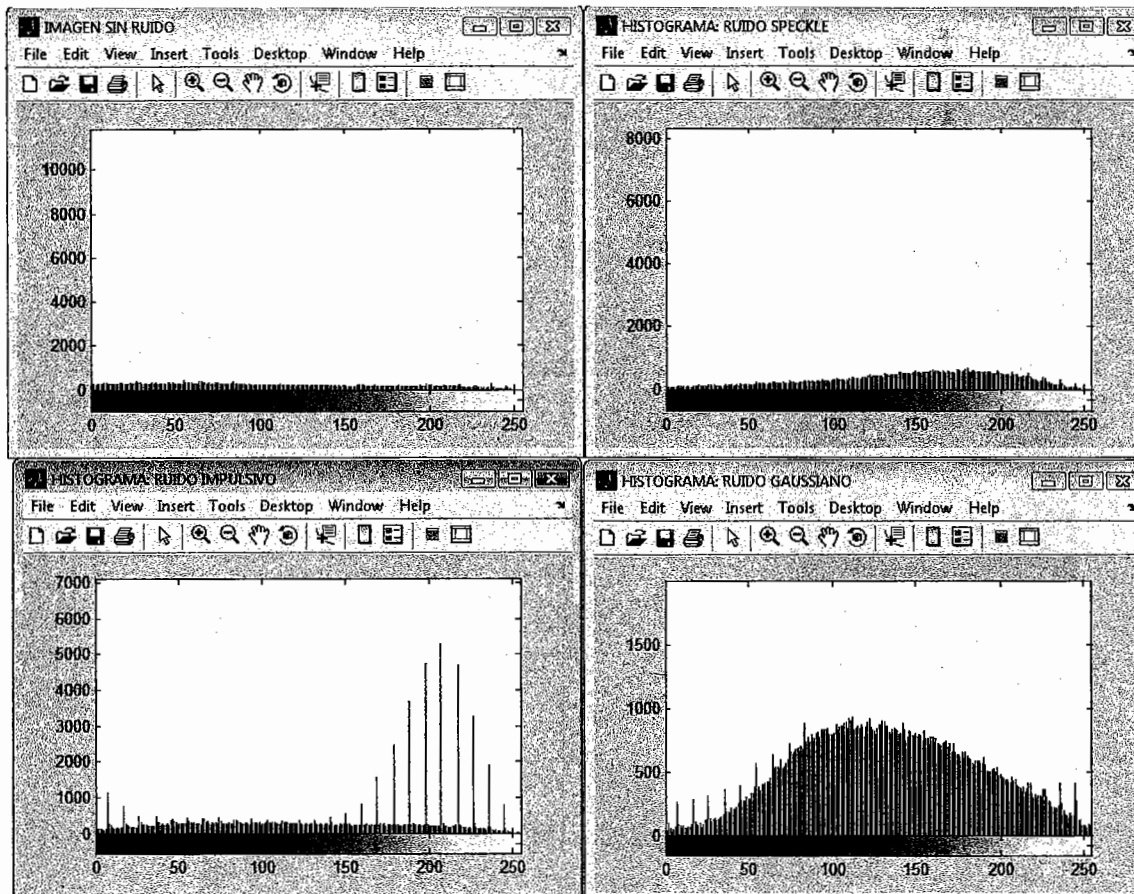
Los resultados de las relaciones de señal a ruido para la imagen de prueba se muestra en la Tabla I.

Tabla I. Valores del análisis cuantitativo del detector SUSAN para la imagen de prueba

TAMAÑO DE LA IMAGEN DE PRUEBA: 367 X 380			
TIPO DE RUIDO	IMPULSO	GAUSSIANO ADITIVO	SPECKLE MULTIPLICATIVO
VARIANZA	0.3	0.3	0.07
SEÑAL	6.85E+06	6.85E+06	6.85E+06
SEÑAL + RUIDO	1.36E+07	1.73E+07	1.25E+07
ERROR CUADRÁTICO MEDIO	4.49E+13	1.09E+14	3.18E+13
ENTROPIA	0.0969404	0.657977	0.036449
POTENCIA DE SEÑAL A RUIDO	0.435677	0.388182	0.497671
PICO DE SEÑAL A RUIDO (dB)	-88.3885	-92.2587	-86.8868
TIEMPO DE PROCESADO (Sg)	8.67366	10.6549	8.59566

En la Figura 35 se muestran los histogramas generados para los bordes detectados por medio de SUSAN en presencia de los distintos tipos de ruido, El histograma de la esquina superior izquierda muestra el histograma en condiciones libres de ruido. Tanto para ruido Impulso como para el ruido Speckle puede apreciarse que los contornos (magnitudes en las intensidades de 0 a 50) son muy parecidas al histograma sin presencia de ruido, lo que indica que los bordes se han mantenido sin mayores variaciones. En presencia de ruido Gaussiano se observa la mayor introducción de ruido.

Figura 35. Histogramas de los contornos de la imagen mediante el detector SUSAN.



5.3. Análisis del detector de bordes Sobel.

El siguiente detector de prueba es un detector de bordes basado en la primera derivada. Para poder hacer una comparación objetiva, se realiza la prueba con la misma imagen de prueba que con SUSAN, y los mismos parámetros de varianza para la adición de ruido. La Figura 36 muestra la detección de bordes Sobel en la imagen libre de ruido. De la Figura 37 a la Figura 39 (derecha) se muestran los resultados del detector Sobel en presencia de distintos tipos de ruido (izquierda).

Figura 36. Detección de contorno mediante detección Sobel en imagen sin ruido

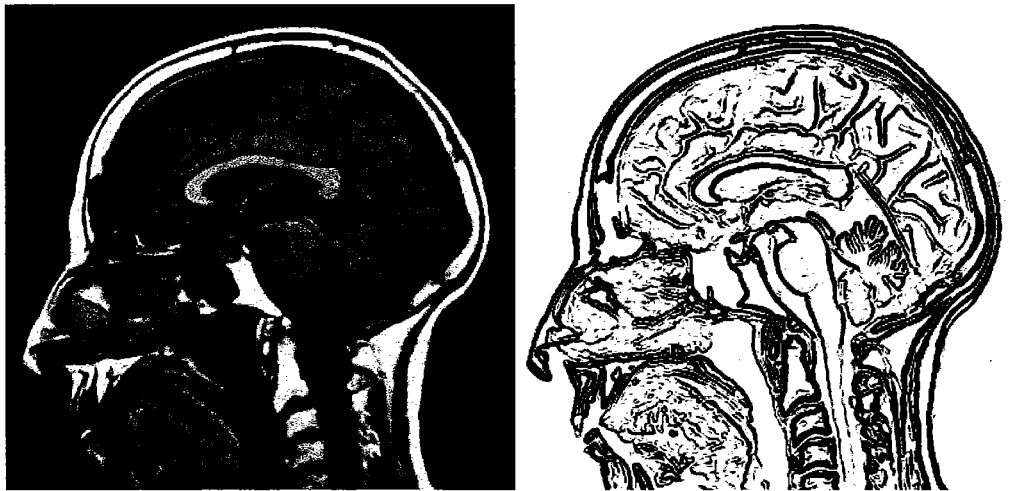


Figura 37. Detección de contorno mediante detección Sobel en imagen con ruido impulso de varianza 0.3

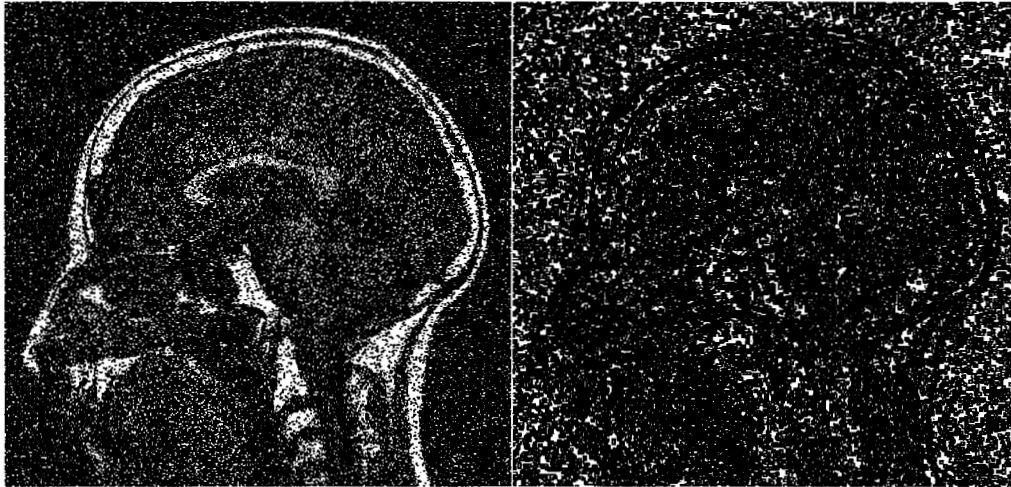


Figura 38. Detección de contorno mediante detección Sobel en imagen con ruido Gaussiano de varianza 0.3

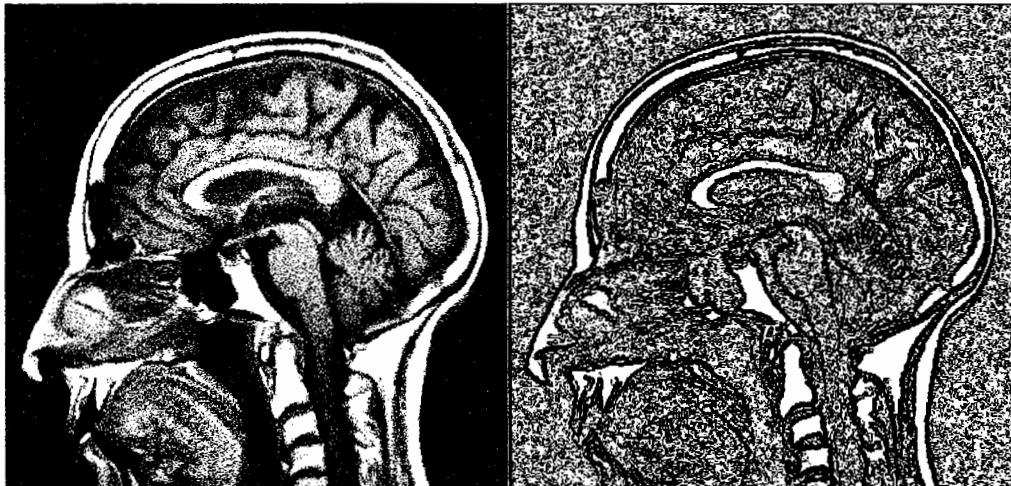
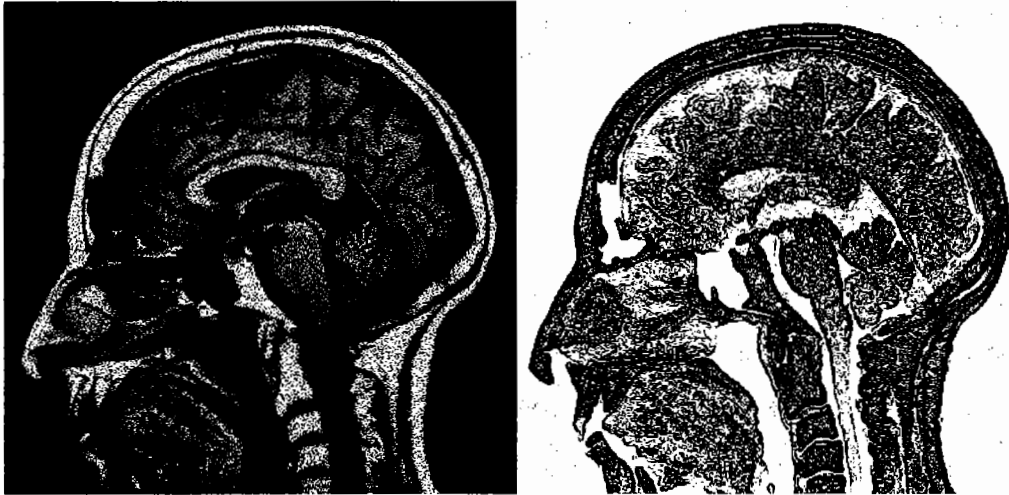


Figura 39. Detección de contorno mediante detección Sobel en imagen con ruido Speckle multiplicativo de varianza 0.07



5.3.1. Análisis cualitativo del detector Sobel

Para la imagen libre de ruido, el detector Sobel brinda los mejores resultados, casi todos los bordes importantes de la imagen son detectados, no se observan falsos contornos, aunque existen pequeñas discontinuidades en algunos sectores.

En presencia de ruido Gaussiano aditivo muestra resultados muy buenos, pues, aunque detecta falsos bordes introducidos por el ruido, los bordes originales de la imagen pueden verse remarcados sin mayor alteración.

En imágenes con ruido Speckle los resultados no son buenos, pues a pesar de que los contornos principales de la imagen se mantienen, los falsos bordes introducidos por el ruido hacen que los contornos se pierdan dando una apariencia similar a la imagen original.

Los peores resultados son apreciados en presencia del ruido impulso, en este caso la imagen es distorsionada en su totalidad, y básicamente es imposible reconocer los bordes de la imagen. Esta saturación de ruido puede atribuirse a que el detector localiza bordes alrededor de cada punto de ruido, al estar sometida la imagen a un ruido tan saturado estos bordes se interceptan entre sí, provocando la distorsión total de la imagen.

5.3.2 Análisis cuantitativo del detector Sobel

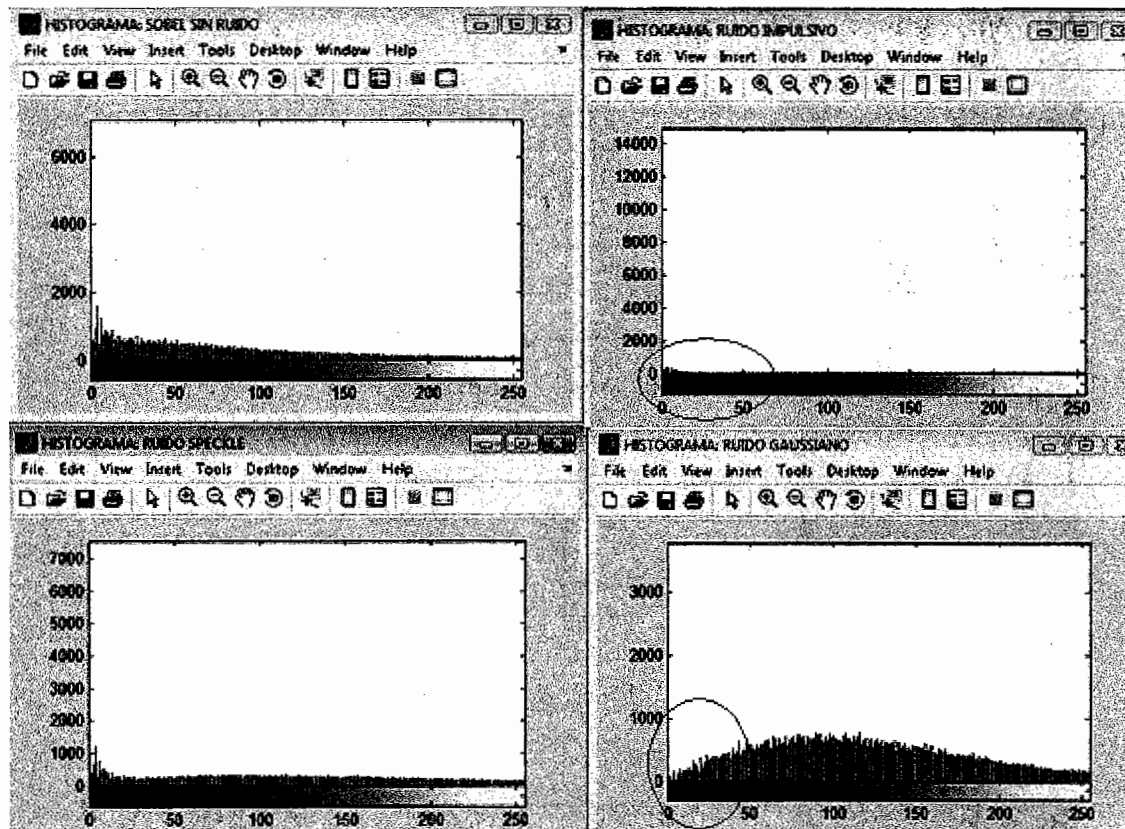
En la Tabla II se muestran los datos de calidad del detector Sobel para la imagen de prueba en donde se detallan los tiempos de respuesta obtenidos, la relación de señal a ruido, y el error cuadrático medio.

Tabla II. Valores del análisis cuantitativo del detector Sobel para la imagen de prueba

TAMAÑO DE LA IMAGEN DE PRUEBA: 367 X 380			
TIPO DE RUIDO	IMPULSO	GAUSSIANO ADITIVO	SPECKLE MULTIPLICATIVO
VARIANZA	0.3	0.3	0.07
SEÑAL	1.17E+07	1.17E+07	1.17E+07
SEÑAL + RUIDO	2.85E+07	1.87E+07	1.52E+07
ERROR CUADRÁTICO MEDIO	2.81E+14	4.91E+13	1.25E+13
ENTROPÍA	0.423555	0.572822	0.00271293
POTENCIA DE SEÑAL A RUIDO	0.314639	0.648166	0.709788
PICO DE SEÑAL A RUIDO (dB)	-96.3639	-88.7826	-82.8375
TIEMPO DE PROCESADO (Sg)	0.0780005	0.0780005	0.0624004

En la Figura 40 se observan los histogramas de los contornos generados por el detector Sobel, sobre las distintas clases de ruido. Como se aprecia, para el ruido tipo impulso su histograma esta casi en cero en el área del contorno, lo que indica que prácticamente ningún borde fue detectado, el presencia de ruido Gaussiano el histograma también muestra cierta distorsión pero poco significativa.

Figura 40. Histogramas de los contornos de la imagen mediante el detector Sobel



5.4. Análisis del detector de bordes Laplaciano.

La siguiente prueba se realiza sobre un detector basado en la segunda derivada, también llamado Laplaciano del Gaussiano, en las Figuras 41 a la Figura 44 (derecha) se observan los contornos detectados por el filtro Laplaciano en imágenes con distinto tipo de ruido (izquierda)

Figura 41. Detección de contorno mediante detección Laplaciano en imagen sin ruido

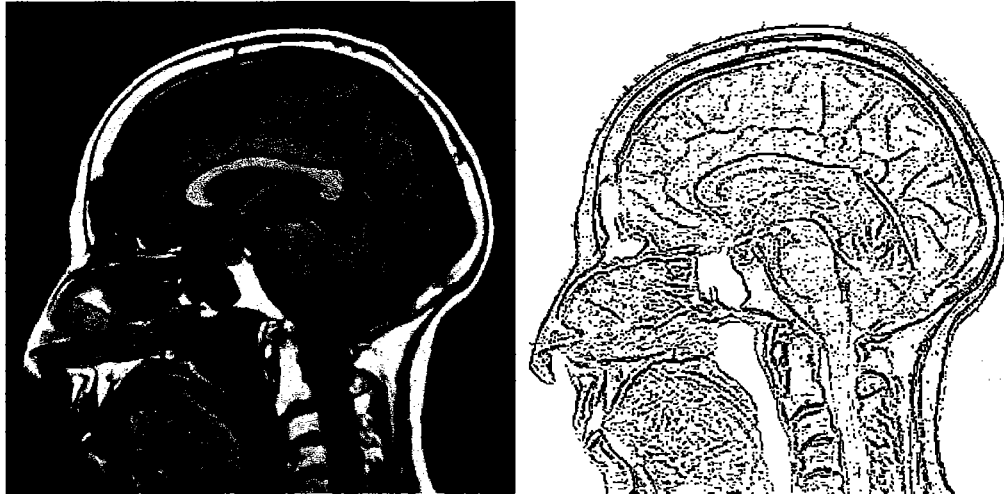


Figura 42. Detección de contorno mediante detección Laplaciano en imagen con ruido impulso de varianza 0.3

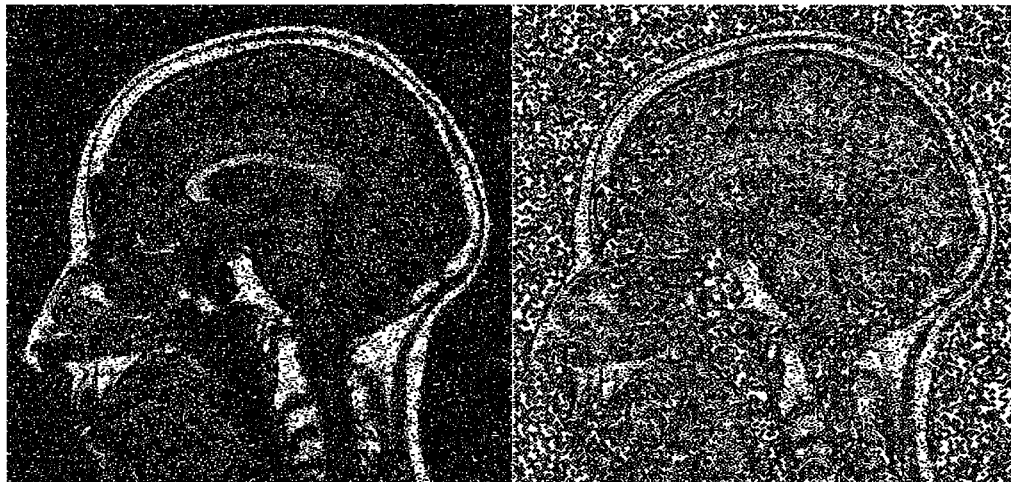


Figura 43. Detección de contorno mediante detección Laplaciano en imagen con ruido Gaussiano de varianza 0.3.

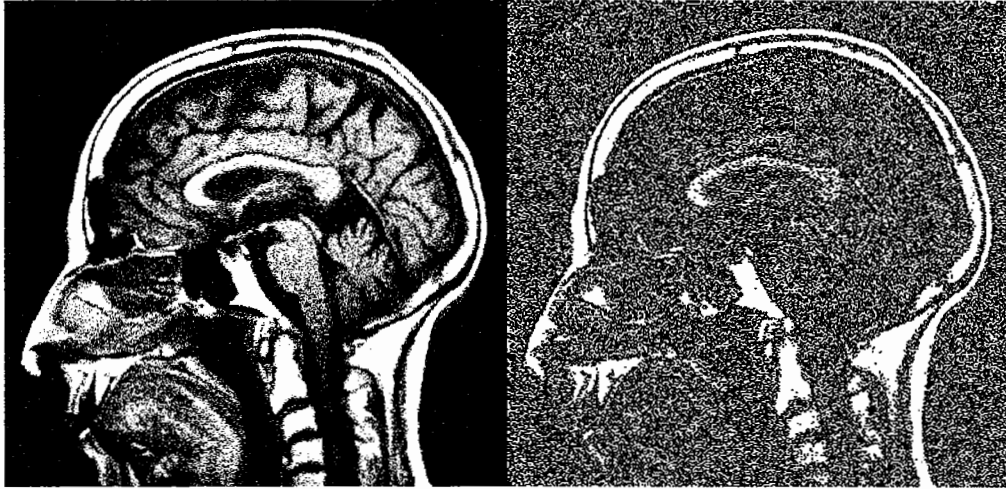


Figura 44. Detección de contorno mediante detección Laplaciano en imagen con ruido Speckle multiplicativo de varianza 0.07.



5.4.1. Análisis cualitativo del detector de bordes Laplaciano

Para la imagen libre de ruido, el detector Laplaciano presenta una ligera presencia de falsos contornos y puntos de ruido indeseado, esto se debe a los pesos del kernel del detector. Pesos más bajos en el kernel hubiera removido los puntos indeseados, pero de igual manera hubiese removido bordes deseados produciendo un exceso de discontinuidades.

Para la imagen de ruido Gaussiano aditivo y ruido Speckle multiplicativo, la detección es de mala calidad y se ve afectada en gran medida por el ruido introducido, pocos bordes son reconocibles, y los que si pueden ser observados son demasiados pobres en calidad.

Posiblemente el ruido que más afecta al detector Laplaciano es el ruido impulso, el cual se mezcla completamente en toda la imagen y en la cual se observa que no existe diferencia alguna entre la intensidad del borde detectado y el ruido.

5.4.2 Análisis cuantitativo del detector Laplaciano

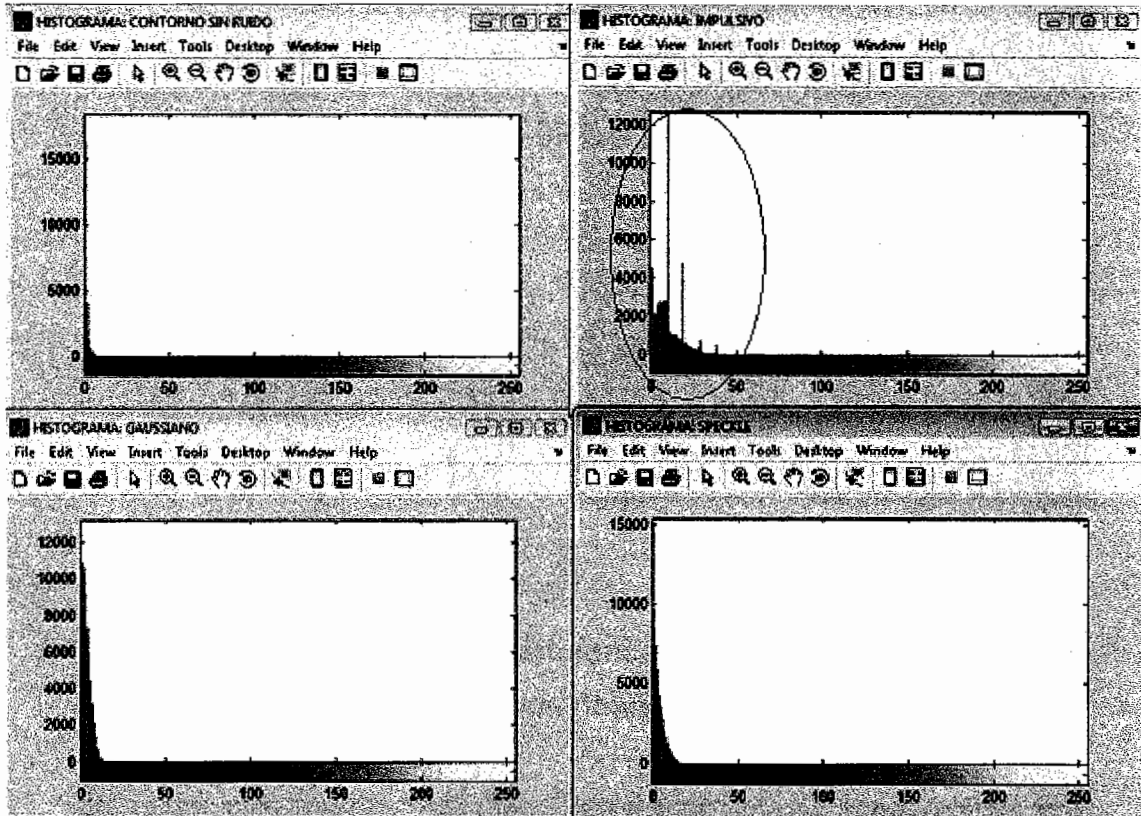
En la Tabla III se muestran los datos de calidad del detector Laplaciano para la imagen de prueba, tiempos de respuesta, la relación de señal a ruido y el error cuadrático medio son mostrados.

Tabla III. Valores del análisis cuantitativo del detector Laplaciano para la imagen de prueba

TAMAÑO DE LA IMAGEN DE PRUEBA: 367 X 380			
TIPO DE RUIDO	IMPULSO	GAUSSIANO ADITIVO	SPECKLE MULTIPLICATIVO
VARIANZA	0.3	0.3	0.07
SEÑAL	3.57E+04	3.57E+04	3.57E+04
SEÑAL + RUIDO	6.57E+05	2.22E+05	1.73E+05
ERROR CUADRÁTICO MEDIO	3.86E+11	3.45E+10	1.88E+10
ENTROPÍA	0.340915	0.328982	0.237967
POTENCIA DE SEÑAL A RUIDO	0.00807119	0.0683128	0.0755199
PICO DE SEÑAL A RUIDO (dB)	-80.7529	-78.536	-75.5156
TIEMPO DE PROCESADO (Sg)	0.171601	0.171601	0.171601

La Figura 45 muestra los histogramas de las imágenes de contorno generadas mediante el detector Laplaciano, puede observarse que la respuesta en cada caso es similar, pero con exceso de ruido lo que indica que el borde se preservo, con excepción de la imagen en presencia de ruido impulso el cual es notoriamente distinto a los demás.

Figura 45. Histogramas de los contornos de la imagen mediante el detector Laplaciano



5.5. Análisis del detector de bordes Canny.

El último detector de prueba es un detector basado en la primera derivada pero el cual introduce un algoritmo robusto compuesto por un pre-filtro, pasos de adelgazamiento de bordes y la unión de discontinuidades. En las Figuras 46 a la 49 (derecha) se observan las respuestas del detector sobre imágenes con distintos tipos de ruido (izquierda).

Figura 46. Detección de contorno mediante detección Canny en imagen sin ruido

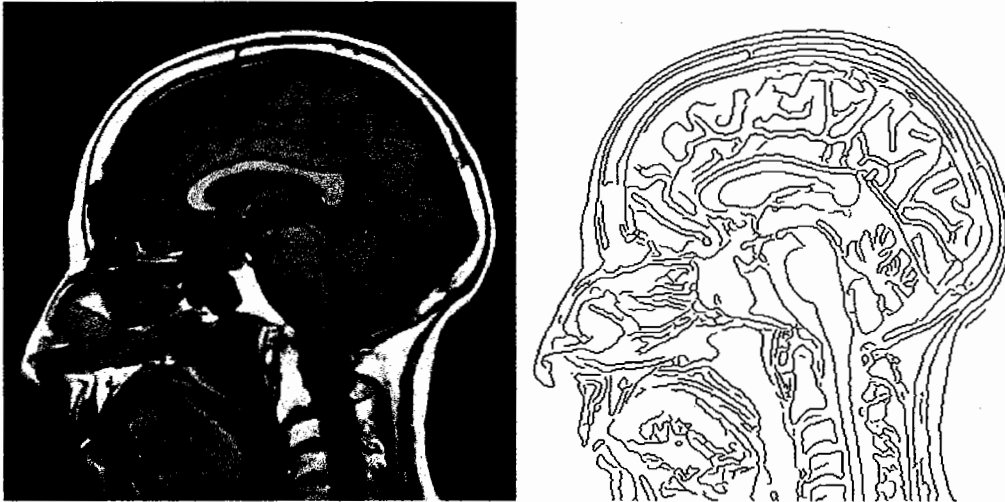


Figura 47. Detección de contorno mediante detección Canny en imagen con ruido impulso

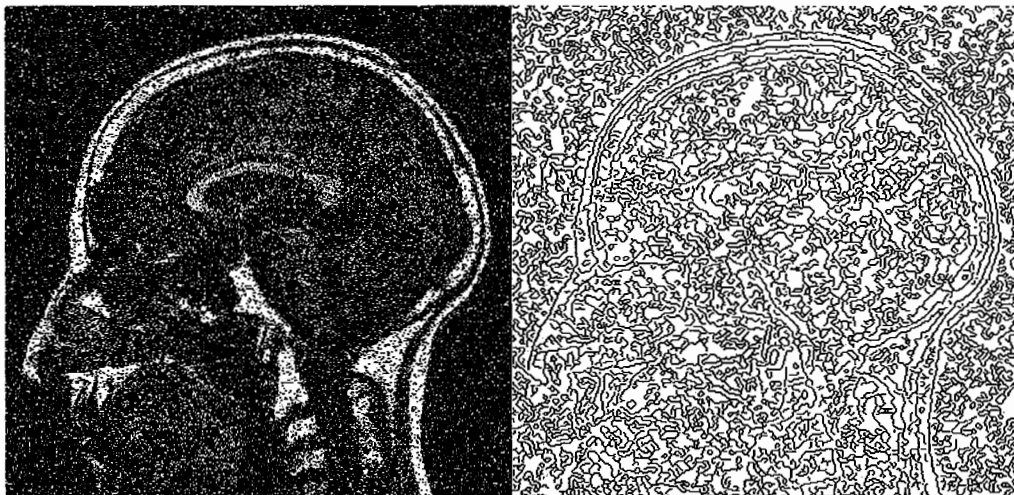


Figura 48. Detección de contorno mediante detección Canny en imagen con ruido Gaussiano aditivo

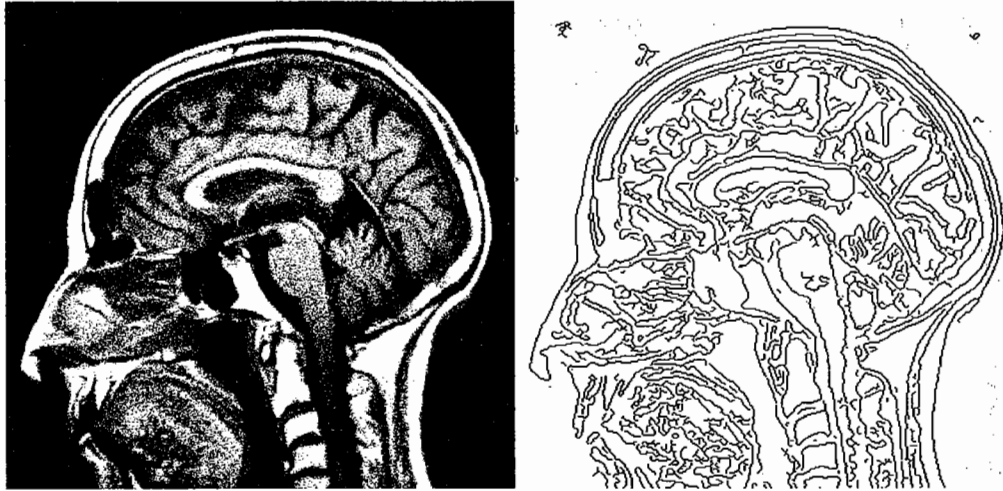
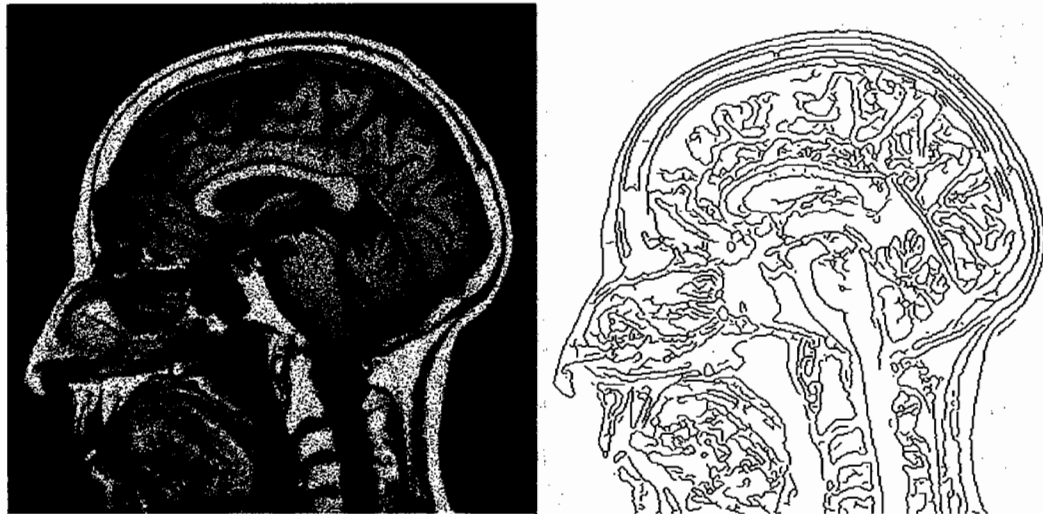


Figura 49. Detección de contorno mediante detección Canny en imagen con ruido Speckle multiplicativo.



5.5.1. Análisis cualitativo del detector de bordes Canny

El algoritmo Canny es considerado uno de los detectores de bordes más robustos en presencia de ruido. En la imagen de prueba se observa que la detección de bordes es casi perfecta, no se han detectado falsos contornos, ha encontrado todos los bordes dentro del umbral establecido y los contornos son continuos.

En presencia del ruido Gaussiano es prácticamente inmune y presenta los mejores resultados, la razón es simple, a diferencia de los otros detectores de prueba el algoritmo de Canny posee un pre-filtro reductor de ruido el cual es específicamente Gaussiano.

En presencia de ruido Speckle la detección es bastante buena, ya que el único defecto que provoca esta clase de ruido sobre Canny, es que los bordes parezcan un poco quebrados, pero el efecto es casi imperceptible.

Los peores resultados son mostrados en presencia del ruido impulso, en la cual, los bordes se pierden con los falsos bordes detectados por el ruido, lo que demuestra que este detector no es inmune a este ruido. Otra razón por la cual su respuesta es mala en presencia de este ruido se debe al último paso en el algoritmo de Canny, en el cual se unen todos los pixeles separados para que no existan discontinuidades en los bordes, esto explica el exceso de bordes mostrados en el resultado.

5.5.2 Análisis Cuantitativo del detector Canny

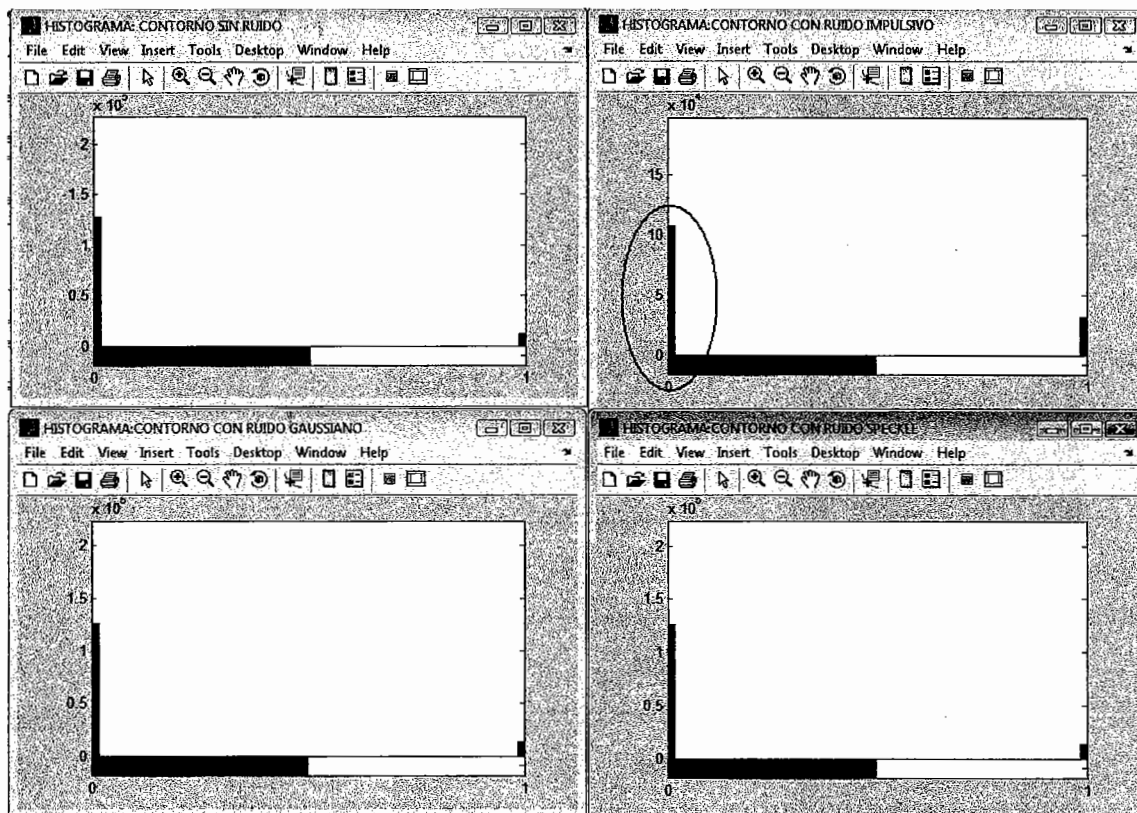
En la Tabla IV se muestran los datos de calidad del detector Canny para la imagen de prueba, tiempos de respuesta, la relación de señal a ruido y el error cuadrático medio, son mostrados.

Tabla IV. Valores del análisis cuantitativo del detector Canny para la imagen de prueba

TAMAÑO DE LA IMAGEN DE PRUEBA: 367 X 380			
TIPO DE RUIDO	IMPULSO	GAUSSIANO ADITIVO	SPECKLE MULTIPLICATIVO
VARIANZA	0.3	0.3	0.07
SEÑAL	1.21E+04	1.21E+04	1.21E+04
SEÑAL + RUIDO	3.14E+04	1.41E+04	1.37E+04
ERROR CUADRÁTICO MEDIO	3.72E+08	4.00E+06	2.55E+06
ENTROPÍA	0.349764	0.0400123	0.0390733
POTENCIA DE SEÑAL A RUIDO	0.384694	0.857854	0.883033
PICO DE SEÑAL A RUIDO (dB)	-85.7093	-66.0163	-64.0715
TIEMPO DE PROCESADO (Sg)	1.51321	1.48201	1.46641

En la Figura 50 se muestran los histogramas para los contornos detectados mediante el algoritmos de Canny, como se puede apreciar tanto en presencia de ruido Gaussiano y ruido Speckle, la cantidad de contornos detectados es casi la misma, sin embargo en presencia de ruido impulso claramente se observa que una mayor cantidad de contornos fueron detectados, lo que se interpreta como falsos bordes producidos por el ruido.

Figura 50. Histogramas de los contornos de la imagen mediante el detector Canny



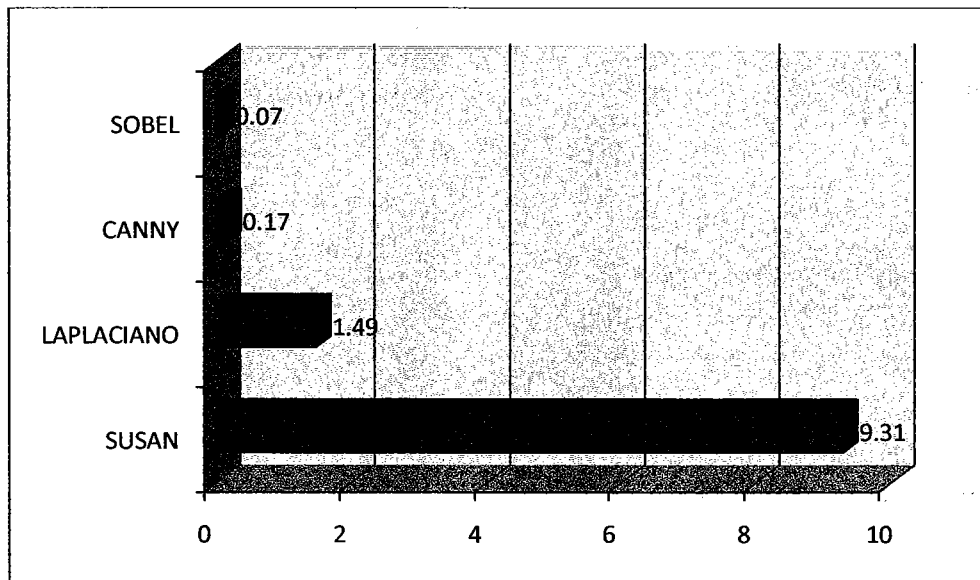
5.6. Análisis comparativo de los detectores

A continuación se describen las comparaciones a nivel cuantitativo y cualitativo de los resultados obtenidos.

5.6.1 Comparativa de tiempos de procesado.

La gráfica de la Figura 51. Muestra los tiempos de procesado promedio de los detectores de prueba, siendo el detector SUSAN el que brinda los tiempos considerablemente más altos, y el detector Sobel los tiempo más pequeños.

Figura 51. Tiempo promedio de procesado de los detectores en segundos.

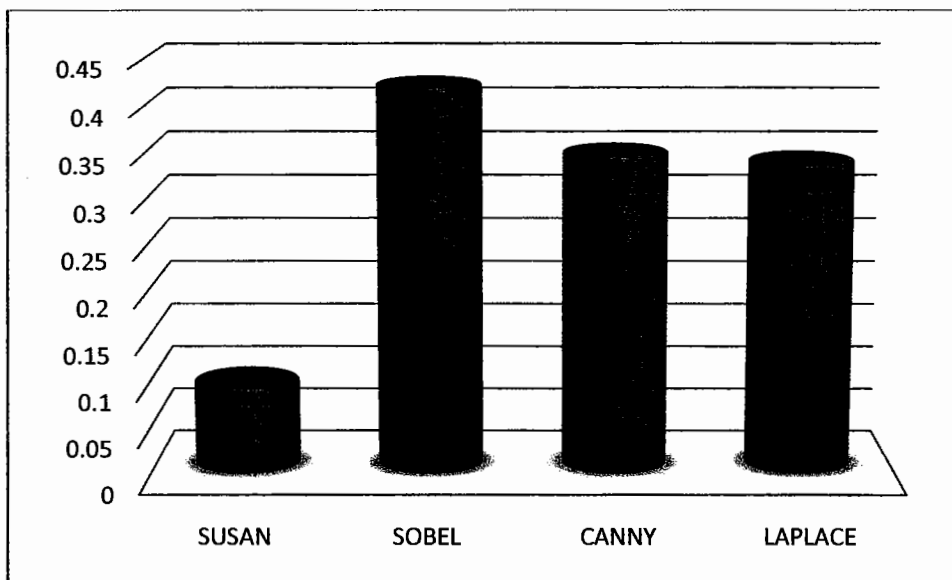


5.6.2 Comparativa del nivel de distorsión.

Uno de los valores cuantitativos más significantes es el valor esperado de las diferencias de entropías entre el borde detectado en ausencia de ruido y el borde detectado en presencia de ruido. Este valor nos brinda el nivel de distorsión total, mientras más cercano a 0 sea este valor el detector se considera inmune al ruido, y por el contrario mientras más cercano a 1, significa que el detector ha sido más susceptible al ruido.

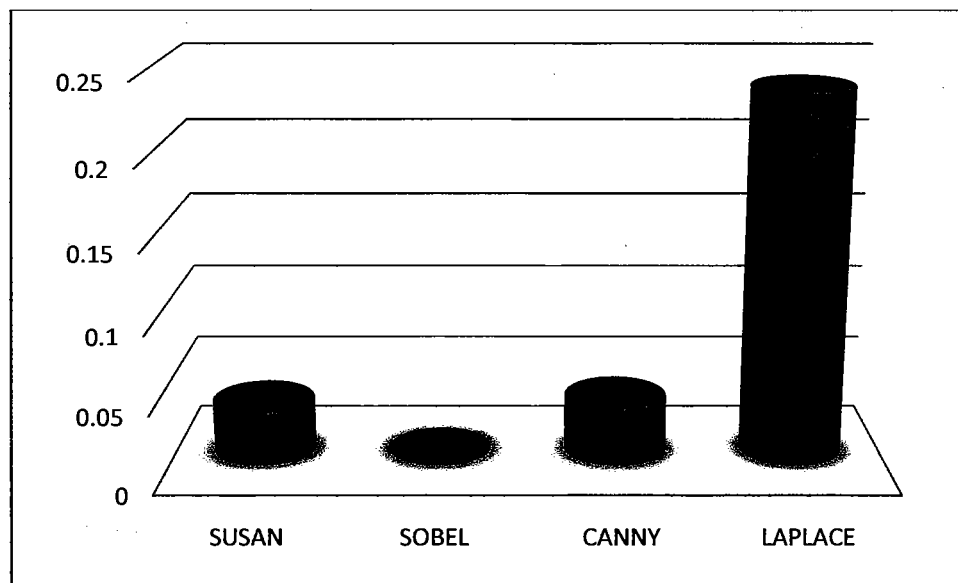
La Figura 52 muestra la entropía de las imágenes obtenidas con los detectores de prueba frente a los distintos tipos de ruido, en ella observamos que para el ruido Impulso, el detector SUSAN muestra la mejor respuesta en comparación con los otros detectores

Figura 52. Comparación de entropías frente a ruido Impulso



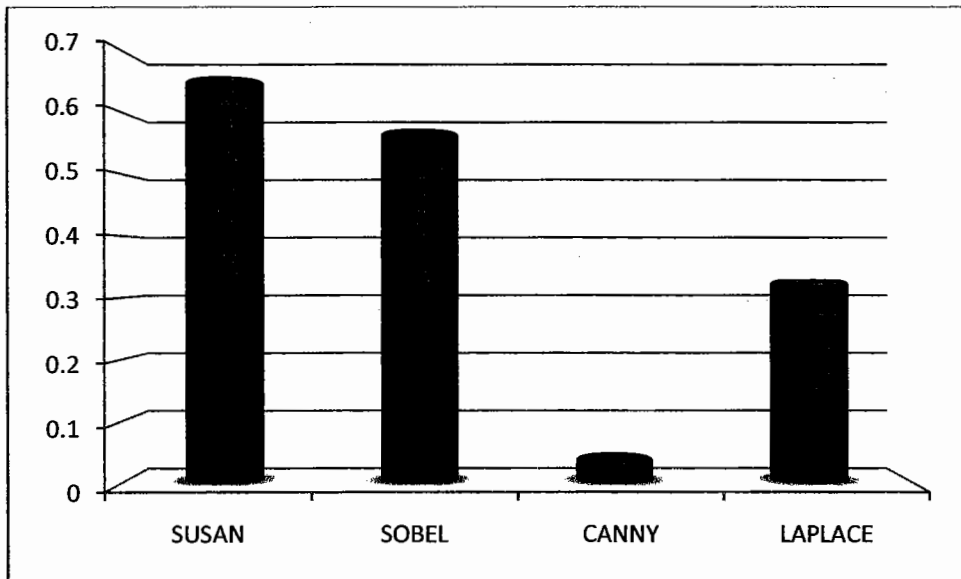
La Figura 53 muestra la comparación de entropías de las imágenes frente al ruido Gaussiano para cada detector, en ella se observa que la mejor respuesta la presenta el detector Sobel, seguido por el detector SUSAN, el cual presenta una entropía considerablemente buena.

Figura 53. Comparación de entropías frente a ruido Speckle



En la Figura 54 se observa el nivel de entropía para imágenes con ruido Gaussiano, el detector más inmune resulta ser el detector Canny, esto se debe al pre-filtro Gaussiano incluido en su algoritmo; el detector SUSAN resulta ser el más susceptible a este tipo de ruido.

Figura 54. Comparación de entropías frente a ruido Gaussiano



La comparación de resultados cuantitativos obtenidos evidencia que el filtro SUSAN mantiene una buena inmunidad a los distintos tipos de ruido, con excepción del ruido Gaussiano, en el cual la cantidad de distorsión introducida deja de ser aceptable.

5.6.3 Comparación cualitativa.

En los resultados obtenidos en las pruebas se evidencia una clara inmunidad al ruido del detector SUSAN específicamente frente al ruido impulso, en la cual es el único de todos los detectores, que puede seguir detectando bordes en presencia de este tipo de ruido, sin ocasionar distorsiones.

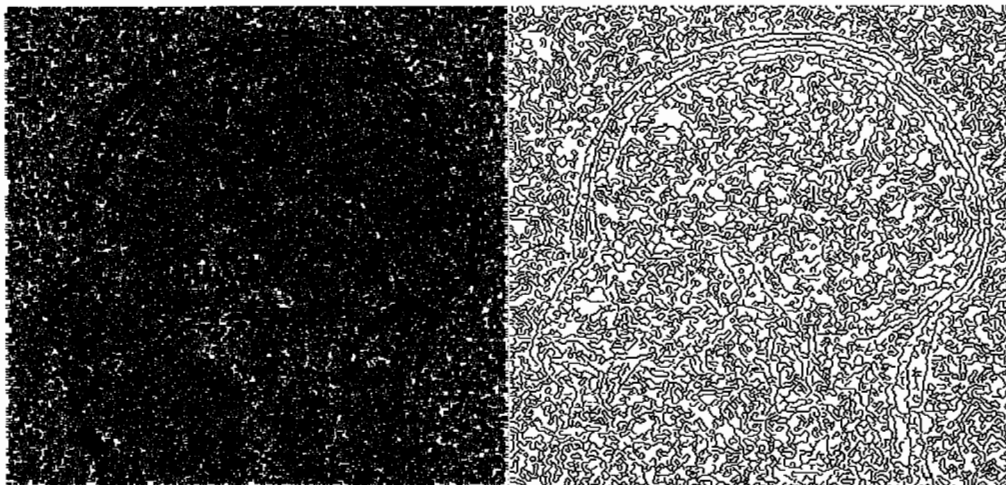
La Figura 55 muestra la comparativa de los detectores de prueba frente a una imagen con ruido impulso de varianza 0.4. El detector SUSAN es el único que logra mantener los bordes con la menor distorsión.

Figura 55. Comparativa de la calidad de detección de bordes entre detectores en presencia de ruido impulso



a) SUSAN

b) Laplaciano



c) Sobel

d) Canny

QUESTION 1 (10 marks)

1.1. The following table shows the number of students who took part in a school sports day.

Age Group	Number of Students
10-12	15
13-15	20
16-18	25
19-21	30
22-24	35
25-27	40
28-30	45
31-33	50
34-36	55
37-39	60
40-42	65
43-45	70
46-48	75
49-51	80
52-54	85
55-57	90
58-60	95
61-63	100
64-66	105
67-69	110
70-72	115
73-75	120
76-78	125
79-81	130
82-84	135
85-87	140
88-90	145
91-93	150
94-96	155
97-99	160
100-102	165
103-105	170
106-108	175
109-111	180
112-114	185
115-117	190
118-120	195
121-123	200
124-126	205
127-129	210
130-132	215
133-135	220
136-138	225
139-141	230
142-144	235
145-147	240
148-150	245
151-153	250
154-156	255
157-159	260
160-162	265
163-165	270
166-168	275
169-171	280
172-174	285
175-177	290
178-180	295
181-183	300
184-186	305
187-189	310
190-192	315
193-195	320
196-198	325
199-201	330
202-204	335
205-207	340
208-210	345
211-213	350
214-216	355
217-219	360
220-222	365
223-225	370
226-228	375
229-231	380
232-234	385
235-237	390
238-240	395
241-243	400
244-246	405
247-249	410
250-252	415
253-255	420
256-258	425
259-261	430
262-264	435
265-267	440
268-270	445
271-273	450
274-276	455
277-279	460
280-282	465
283-285	470
286-288	475
289-291	480
292-294	485
295-297	490
298-300	495
301-303	500
304-306	505
307-309	510
310-312	515
313-315	520
316-318	525
319-321	530
322-324	535
325-327	540
328-330	545
331-333	550
334-336	555
337-339	560
340-342	565
343-345	570
346-348	575
349-351	580
352-354	585
355-357	590
358-360	595
361-363	600
364-366	605
367-369	610
370-372	615
373-375	620
376-378	625
379-381	630
382-384	635
385-387	640
388-390	645
391-393	650
394-396	655
397-399	660
400-402	665
403-405	670
406-408	675
409-411	680
412-414	685
415-417	690
418-420	695
421-423	700
424-426	705
427-429	710
430-432	715
433-435	720
436-438	725
439-441	730
442-444	735
445-447	740
448-450	745
451-453	750
454-456	755
457-459	760
460-462	765
463-465	770
466-468	775
469-471	780
472-474	785
475-477	790
478-480	795
481-483	800
484-486	805
487-489	810
490-492	815
493-495	820
496-498	825
499-501	830
502-504	835
505-507	840
508-510	845
511-513	850
514-516	855
517-519	860
520-522	865
523-525	870
526-528	875
529-531	880
532-534	885
535-537	890
538-540	895
541-543	900
544-546	905
547-549	910
550-552	915
553-555	920
556-558	925
559-561	930
562-564	935
565-567	940
568-570	945
571-573	950
574-576	955
577-579	960
580-582	965
583-585	970
586-588	975
589-591	980
592-594	985
595-597	990
598-600	995
601-603	1000
604-606	1005
607-609	1010
610-612	1015
613-615	1020
616-618	1025
619-621	1030
622-624	1035
625-627	1040
628-630	1045
631-633	1050
634-636	1055
637-639	1060
640-642	1065
643-645	1070
646-648	1075
649-651	1080
652-654	1085
655-657	1090
658-660	1095
661-663	1100
664-666	1105
667-669	1110
670-672	1115
673-675	1120
676-678	1125
679-681	1130
682-684	1135
685-687	1140
688-690	1145
691-693	1150
694-696	1155
697-699	1160
700-702	1165
703-705	1170
706-708	1175
709-711	1180
712-714	1185
715-717	1190
718-720	1195
721-723	1200
724-726	1205
727-729	1210
730-732	1215
733-735	1220
736-738	1225
739-741	1230
742-744	1235
745-747	1240
748-750	1245
751-753	1250
754-756	1255
757-759	1260
760-762	1265
763-765	1270
766-768	1275
769-771	1280
772-774	1285
775-777	1290
778-780	1295
781-783	1300
784-786	1305
787-789	1310
790-792	1315
793-795	1320
796-798	1325
799-801	1330
802-804	1335
805-807	1340
808-810	1345
811-813	1350
814-816	1355
817-819	1360
820-822	1365
823-825	1370
826-828	1375
829-831	1380
832-834	1385
835-837	1390
838-840	1395
841-843	1400
844-846	1405
847-849	1410
850-852	1415
853-855	1420
856-858	1425
859-861	1430
862-864	1435
865-867	1440
868-870	1445
871-873	1450
874-876	1455
877-879	1460
880-882	1465
883-885	1470
886-888	1475
889-891	1480
892-894	1485
895-897	1490
898-900	1495
901-903	1500
904-906	1505
907-909	1510
910-912	1515
913-915	1520
916-918	1525
919-921	1530
922-924	1535
925-927	1540
928-930	1545
931-933	1550
934-936	1555
937-939	1560
940-942	1565
943-945	1570
946-948	1575
949-951	1580
952-954	1585
955-957	1590
958-960	1595
961-963	1600
964-966	1605
967-969	1610
970-972	1615
973-975	1620
976-978	1625
979-981	1630
982-984	1635
985-987	1640
988-990	1645
991-993	1650
994-996	1655
997-999	1660
1000-1002	1665
1003-1005	1670
1006-1008	1675
1009-1011	1680
1012-1014	1685
1015-1017	1690
1018-1020	1695
1021-1023	1700
1024-1026	1705
1027-1029	1710
1030-1032	1715
1033-1035	1720
1036-1038	1725
1039-1041	1730
1042-1044	1735
1045-1047	1740
1048-1050	1745
1051-1053	1750
1054-1056	1755
1057-1059	1760
1060-1062	1765
1063-1065	1770
1066-1068	1775
1069-1071	1780
1072-1074	1785
1075-1077	1790
1078-1080	1795
1081-1083	1800
1084-1086	1805
1087-1089	1810
1090-1092	1815
1093-1095	1820
1096-1098	1825
1099-1101	1830
1102-1104	1835
1105-1107	1840
1108-1110	1845
1111-1113	1850
1114-1116	1855
1117-1119	1860
1120-1122	1865
1123-1125	1870
1126-1128	1875
1129-1131	1880
1132-1134	1885
1135-1137	1890
1138-1140	1895
1141-1143	1900
1144-1146	1905
1147-1149	1910
1150-1152	1915
1153-1155	1920
1156-1158	1925
1159-1161	1930
1162-1164	1935
1165-1167	1940
1168-1170	1945
1171-1173	1950
1174-1176	1955
1177-1179	1960
1180-1182	1965
1183-1185	1970
1186-1188	1975
1189-1191	1980
1192-1194	1985
1195-1197	1990
1198-1200	1995

1.2. The following table shows the number of students who took part in a school sports day.

Age Group	Number of Students
10-12	15
13-15	20
16-18	25
19-21	30
22-24	35
25-27	40
28-30	45
31-33	50
34-36	55
37-39	60
40-42	65
43-45	70
46-48	75
49-51	80
52-54	85
55-57	90
58-60	95
61-63	100
64-66	105
67-69	110
70-72	115
73-75	120
76-78	125
79-81	130
82-84	135
85-87	140
88-90	145
91-93	150
94-96	155
97-99	160
100-102	165
103-105	170
106-108	175
109-111	180
112-114	185
115-117	190
118-120	195
121-123	200
124-126	205
127-129	210
130-132	215
133-135	220
136-138	225
139-141	230
142-144	235
145-147	240
148-150	245
151-153	250
154-156	255
157-159	260
160-162	265
163-165	270
166-168	275
169-171	280
172-174	285
175-177	290
178-180	295
181-183	300
184-186	305
187-189	310
190-192	315
193-195	320
196-198	325
199-201	330
202-204	335
205-207	340
208-210	345
211-213	350
214-216	355
217-219	360
220-222	365
223-225	370
226-228	375
229-231	380
232-234	385
235-237	390
238-240	395
241-243	400
244-246	405
247-249	410
250-252	415
253-255	420
256-258	425
259-261	430
262-264	435
265-267	440
268-270	445
271-273	450
274-276	455
277-279	460
280-282	465
283-285	470
286-288	475
289-291	480
292-294	485
295-297	490
298-300	495
301-303	500
304-306	505
307-309	510

CONCLUSIONES

1. El detector de bordes SUSAN muestra resultados superiores de detección de bordes, en imágenes con alto nivel de ruido impulso, comparado con detectores basados en derivadas.
2. Para imágenes con ruido tipo Gaussiano aditivo y Speckle multiplicativo, los resultados puede considerarse buenos aunque similares a los obtenidos con detectores basados en derivadas, por lo que no presenta ventaja significativa.
3. No existe un detector de bordes que brinde resultados óptimos en todas las condiciones, por lo que la selección de un detector de bordes para una aplicación específica debe ser hecha en base a los criterios que más se ajusten a la necesidad, tales como, tipo de ruidos esperado, cantidad de bordes a detectar, cantidad de niveles de gris de la imagen, eficiencia de tiempo de procesado, entre otros.
4. La utilización de paquetes de software para la simulación de adición de ruido en imágenes, es útil para determinar la eficiencia de algoritmos de detección de bordes.

RECOMENDACIONES

1. Debido a la complejidad matemática que utiliza el algoritmo SUSAN, se recomienda utilizar una versión compilada del algoritmo, lo que reducirá notablemente el tiempo requerido para realizar el procesado.
2. Para lograr la mayor eficiencia de un detector de bordes, este debe contener un pre-filtro reductor de ruido el cual debe ser adecuado al tipo de ruido a tratar, ya que, aunque algunos detectores logren mantener sus bordes en presencia de ruido, inevitablemente la respuesta del detector contendrá bordes indeseados por el efecto de ruido, algunos en mayor medida que otros.
3. En este estudio únicamente se comparó la eficiencia del detector SUSAN contra detectores basados en derivadas, sin embargo existen muchos algoritmos para la detección de bordes, por lo que antes de seleccionar un detector para una aplicación específica, es necesario hacer pruebas con detectores basados en distintos algoritmos para determinar el detector óptimo dependiendo de la imagen a tratar.

BIBLIOGRAFÍA

1. Abdou and Pratt W. K. **Quantitative design and evaluation of enhancement thresholding edge detector** (s.l:IEEE, 1979)
2. Canny, J., "A computational approach to edge detection", **Pattern analysis and machine intelligence**, (USA: IEEE Trans, 1986) citado por William Green. **The Canny Edge Detector Tutorial**.
Accesible en:
http://www.pages.drexel.edu/~weg22/can_tut.html
ÚLTIMA VISITA: Julio 2009
3. E. Trucco y A. Verri, **Introductory techniques for 3-D computer vision**, (USA: Prentice Hill.1998).
4. J.R. Parker, **Algorithms for image processing and computer** (s.l: Wiley, 1997). Citado por Diego Macrini, y Guillermo Baruh, **Sistema de Reconocimiento Automático de Formas**.
Accesible en:
<http://www.cs.toronto.edu/~dmac/images/ProjectFiles/sraf/srafdoc/deteccion.html>
ULTIMA VISITA: Abril 2009
5. Molina, Rafael. **Introducción al procesamiento y análisis de imágenes Digitales.**, (España:Universidad de Granada, 1998).
Accesible en:
<http://www.etsi2.ugr.es/depat/ccia/mia/complemento/ProcesamientoImágenes>
ÚLTIMA VISITA: Julio 2009

6. Molina, Rafael. **Ruido en imágenes digitales**, (España: Universidad de Granada, 1998).
Accesible en:
<http://decsai.ugr.es/mia/T3/T3bn4.pdf>
ÚLTIMA VISITA: Julio 2009

7. Pinilla, C. Alcalá, A. y Ariza, F. J. “Filtrado de Imágenes en el dominio de la Frecuencia”, **Revista de Teledetección Universidad de Jaen**, 1997. 1pp.
Accesible en:
http://www.aet.org.es/revistas/revista8/AET8_5.pdf
ÚLTIMA VISITA: Abril 2009

8. Roushdy Mohamed. **Comparative study of edge detection algorithms applying on the grayscale noisy image using morphological filter**, Departamento de Computación y ciencias de la información, (Egipto: Universidad Ain Shaws, 2006).
Accesible en:
www.icgst.com
ÚLTIMA VISITA: Mayo 2009

9. Smith, S. M y Brady, J. M, **SUSAN – A new approach to low level image processing**, Technical Report, (USA: FMRIB, 1997).
Accesible en:
<http://users.fmrib.ox.ac.uk/~steve/susan/>
ÚLTIMA VISITA: Junio 2009

10. The Mathworks, Inc. Homepage. <http://www.mathworks.com>.
ÚLTIMA VISITA: Junio 2009

11. Vetorazzi, Jorge. **Restauración de Imágenes Distorsionadas Mediante Técnicas de Procesamiento Digital y Comparación entre dos Métodos de Restauración**, Trabajo de graduación de Ing. Electrónica, Universidad de San Carlos de Guatemala, 2007.

12. Walpole, Ronald. **Probabilidad y estadística para Ingenieros**. (USA:MaGraw-Hill, 1998).