

**Centro de Investigación Científica y de Educación
Superior de Ensenada, Baja California**



**Maestría en Ciencias
en Electrónica y Telecomunicaciones
con orientación en Telecomunicaciones**

**Algoritmo de procesamiento de imágenes para el cálculo de
centroide de estrellas: aplicación a satélites pequeños.**

Tesis

para cubrir parcialmente los requisitos necesarios para obtener el grado de
Maestro en Ciencias

Presenta:

Héctor Osuna Maldonado

Ensenada, Baja California, México

2017

Tesis defendida por

Héctor Osuna Maldonado

y aprobada por el siguiente Comité

Dr. Miguel Ángel Alonso Arévalo
Director del Comité

Dr. David Hilario Covarrubias Rosales

Dr. Humberto Lobato Morales

Dr. Jorge Torres Rodríguez



Dr. Daniel Saucedo Carvajal
Coordinador del Programa de Posgrado en Electrónica y Telecomunicaciones

Dra. Rufina Hernández Martínez
Director de Estudios de Posgrado

Resumen de la tesis que presenta **Héctor Osuna Maldonado**, como requisito parcial para la obtención del grado de Maestro en Ciencias en Electrónica y Telecomunicaciones con orientación en Telecomunicaciones.

Algoritmo de procesamiento de imágenes para el cálculo de centroide de estrellas: aplicación a satélites pequeños.

Resumen aprobado por:

Dr. Miguel Ángel Alonso Arévalo
Director de Tesis

Entre los diferentes tipos de sensores que se utilizan para estimar la actitud de un vehículo espacial, los sensores de estrellas presentan la mayor precisión. Los sensores de estrellas tienen una complejidad alta debido a que la precisión depende de los algoritmos de procesamiento de imágenes, cálculo de centroides, identificación de estrellas y determinación de actitud. En este trabajo se desarrollaron algoritmos de procesamiento de imágenes para la reducción de ruido, mejora de la imagen, obtención del umbral de fondo, agrupamiento de estrellas, creación de regiones de interés y cálculo de centroides. Para validar y observar el desempeño de los diversos algoritmos se crearon imágenes sintéticas en base a su modelado matemático y se agregó ruido para simular imágenes reales. Se realizó el análisis de la reducción de ruido al utilizar filtros promedio, mediana, Gaussianos y Wiener. Donde el filtrado promedio resulta el óptimo para reducción de ruido en este tipo de imágenes. Posteriormente, se presenta el análisis de desempeño detección de objetos por medio de imágenes sintéticas obtenidas de un software astronómico. También, en este trabajo se presenta el comportamiento de error de centroide al variar los parámetros de señal a ruido, región de interés y diversos filtros. Dichos comportamiento se obtuvieron al simular 10,000 a 100,000 imágenes de estrellas. Por último, se presenta la estadística de 1,000,000 de simulaciones para obtener el error de centroide de los algoritmos de cálculo de centroide utilizando los parámetros óptimos.

Palabras Clave: **Sensor de estrellas, reducción de ruido en imágenes de estrellas, algoritmos para el cálculo de centroide, imágenes de estrellas sintéticas.**

Abstract of the thesis presented by **Héctor Osuna Maldonado**, as a partial requirement to obtain the Master of Science degree in Electronics and Telecommunications with orientation in Telecommunications.

Image processing algorithms for star centroid calculation: Small satellite application.

Abstract approved by:

Dr. Miguel Ángel Alonso Arévalo
Thesis Director

Star trackers estimate with higher precision the satellite attitude among all the different types of sensors. The star tracker have a high complexity since the attitude precision depends on the image processing algorithms and attitude determination. This work presents image processing algorithms for noise reduction, enhancement of the image, thresholding, pixel clustering, region of interest and centroiding calculation algorithms. In order to validate and assess the performance of the different algorithms, synthetic images were created based on the mathematical model of a star and noise was added to the image in order to simulate real images. The analysis was performed for median filters, average filters, Gaussian filters and Wiener filters. Among which the averaging filters present the highest efficiency for noise reduction for star images. After the filter analysis, a performance assessment for star detection algorithms is presented with synthetic images obtained with a astronomic software. Also, this work presents the behavior of centroiding errors varying parameters like Signal-to-Noise ratio, region of interest an filters. The different test conducted were simulated with 10,000 to 100,000 star images. Finally, a simulation with 1,000,000 stars was performed to obtain the centroiding error using the most efficient parameters obtained during previous tests.

Keywords: **Star Tracker, noise reduction in star images, Centroid algorithms, synthetic star images**

Dedicatoria

Este trabajo se lo dedico a mis padres Catalina y Héctor por su apoyo incondicional, a mi hermana Kathy, a mi sobrino David y mi pareja Angie.

Agradecimientos

Agradezco al Dr. Miguel Ángel Alonso Arévalo por su enseñanza y apoyo en el camino de desarrollo de este trabajo.

A mis sinodales, Dr. David Hilario Covarrubias Rosales, Dr. Humberto Lobato Morales y Dr. Jorge Torres Rodríguez por su honestidad y dedicación para la revisión de esta tesis.

Al Centro de Investigación Científica y de Estudio Superior de Ensenada por brindar las herramientas para el desarrollo de este trabajo. De igual forma, quiero agradecer a todas las personas del Centro de Investigación Científica y de Estudio Superior de Ensenada que me guiaron a lo largo de esta trayectoria.

Agradezco al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACyT) por brindarme su apoyo económico para realizar mis estudios de Maestría en Electrónica y Telecomunicaciones.

Agradezco a mi familia que me apoyo en todo momento en la realización de este trabajo. Especialmente mi madre Catalina por el apoyo incondicional.

A mis amigos de maestría con los cuales tuvimos apoyo mutuo para salir adelante a lo largo de esta trayectoria.

Tabla de contenido

	Página
Resumen en español	ii
Resumen en inglés	iii
Dedicatoria	iv
Agradecimientos	v
Lista de figuras	viii
Lista de tablas	ix
Capítulo 1. Introducción	1
1.1 Motivación	1
1.2 Planteamiento del problema	4
1.3 Objetivos	5
1.3.1 Objetivo general	5
1.3.2 Objetivos específicos	6
1.4 Organización de la tesis	6
Capítulo 2. Fundamentos y principios	8
2.1 Actitud de satélite	8
2.2 Sensores para determinación de actitud	10
2.3 Propiedades de Estrellas	13
2.3.1 Esfera celeste	13
2.3.2 Magnitud estelar y magnitud aparente	14
2.3.3 Caracterización de una estrella	15
2.4 Identificación de estrellas	15
2.5 Determinación de la actitud	17
Capítulo 3. Adquisición y Procesamiento de imagen	20
3.1 Adquisición de imágenes	20
3.1.1 lentes	22
3.1.2 Sensores de imágenes	24
3.1.2.1 Sensor de imagen CCD	24
3.1.2.2 sensor de imagen CMOS APS	25
3.1.2.3 Comparación entre sensor CMOS y CCD	26
3.1.3 Generación de imágenes sintéticas	27
3.2 Procesamiento	31
3.2.1 Reducción de Ruido)	31
3.2.1.1 Filtro Promedio	33
3.2.1.2 Filtro Gaussiano	33

3.2.1.3	Filtro Wiener	34
3.2.1.4	Filtro difusión anisotrópica	34
3.2.2	corrección Gamma	34
3.2.3	Umbral de intensidad de imagen	35
3.2.4	Identificación de objetos en una imagen	37
3.2.4.1	Algoritmo de Escaneo Simple	37
3.2.4.2	Algoritmo de Escaneo Doble	38
3.2.5	Región de interés (ROI)	39
Capítulo 4.	Métodos de cálculo de centroide	40
4.1	Familia de primer momento	41
4.1.1	Primer Momento (CoG)	41
4.1.2	Primer Momento ponderado (wCoG)	42
4.1.3	Primer Momento iterativo (IWCoG)	44
4.2	Familia de Ajuste Gaussiano	44
4.2.1	Ajuste de mínimos cuadrados Gaussiano (1D)	45
4.2.2	Ajuste de mínimos cuadrados Gaussiano (2D)	46
4.3	Métodos híbridos	48
Capítulo 5.	Implementación y análisis de resultados	49
5.1	Imágenes sintéticas	49
5.2	Filtraje de imágenes y umbral de fondo	51
5.3	Detección Objetos (Starry Night)	54
5.4	Validación de algoritmos de cálculo de centroide	56
5.5	Sensibilidad de algoritmos a diferentes regiones de interés (ROI)	56
5.6	Desempeño de algoritmo de cálculo de centroides a diferentes relaciones Señal a ruido	58
5.7	Cálculo de centroide utilizando diferentes filtros	59
5.8	Precisión de algoritmos de centroides con parámetros óptimos	59
Capítulo 6.	Conclusiones y trabajo a futuro	61
6.1	Conclusiones	61
6.2	Trabajo a futuro	63
Literatura citada		64

Lista de figuras

Figura	Página
1 Diagrama de algoritmo utilizado para identificación de estrellas (Jiang <i>et al.</i> , 2009).	2
2 Etapas del procesamiento de imágenes de estrellas (Arbabmir <i>et al.</i> , 2014).	4
3 Diagrama de etapas para determinación de satélite.	9
4 Sensor de estrellas HYDRA V3 proyecto STM llevado a cabo por Astronika.	11
5 Diagrama de flujo de determinación de actitud por medio de un sensor de estrellas típico. (Spratling y Mortari, 2009).	16
6 Campo de visión horizontal, vertical y diagonal.	21
7 Esparcimiento de la señal de estrella al realizar desenfoque (Liebe, 1995) .	22
8 Lente compuesta Xenoplan 1.4/17MM.	22
9 Modelo de ángulo de visión formado por la distancia focal de una lente. . .	23
10 Etapas de lectura de cargas en un sensor CCD (Taylor, 1998) (a) Cargas adquiridas en la matriz de pixeles, (b) Desplazamiento vertical de 1 pixel, (c) Desplazamiento horizontal para lectura de salida.	25
11 Composición de un sensor CMOS APS	26
12 Imagen de 10 centros de estrellas sintéticas sin ruido creada en Matlab . .	29
13 Imagen de 10 estrellas sintéticas con ruido creada en Matlab	30
14 Imagen de noche despejada por medio de sensor de imagen desde Tierra.	32
15 (a) Imagen de noche con luna llena (b) histograma de imagen con luna llena	36
16 Máscara de conectividad utilizada (He <i>et al.</i> , 2009)	38
17 Imágenes de estrellas sintéticas con 10 estrellas (a) Imagen original sin ruido (b) Imagen con ruido inducido $SNR_{dB} = 10$ (c) Imagen con ruido inducido $SNR_{dB} = 20$ (d) Imagen con ruido inducido $SNR_{dB} = 30$	50
17 Comportamiento de filtros en imagen con ruido adherido - $SNR_{dB} = 25$ (a) Imagen original (b) Filtro promedio 3x3 (c) Filtro promedio 5x5 (d) Filtro mediana 3x3 (e) Filtro mediana 5x5 (f) Filtro Gaussiano 3x3 (g) Filtro Gaussiano 5x5 (h) Filtro Wiener 3x3.	53
18 Eficiencia de algoritmos para detección de objetos a un umbral de 4σ	55
19 Error de centroides al varia la región de interés	57
20 Error de precisión de centroides de diferente señal a ruido	58

Lista de tablas

Tabla		Página
1	Precisión de sensores de estrellas (Liebe, 1993)	12
2	Análisis de diversos filtros utilizados	51
3	Validación de algoritmos de centroide	56
4	Error de centroide con el uso de diversos filtros	59
5	Estadística de error de centroide en parámetros óptimos	60

Capítulo 1. Introducción

1.1. Motivación

El uso de satélites artificiales han contribuido enormemente al desarrollo de la humanidad. En la actualidad, los satélites nos han permitido combatir problemas ambientales, meteorológicos, educación, agricultura, medicina, y por otro lado nos ha brindado servicios como el sistema de posicionamiento global (GPS), telecomunicaciones, astronomía, imágenes de la tierra, entre otras. Gracias a la miniaturización de dispositivos electrónicos, capacidades que nos puede brindar el espacio y la disminución del costo de dispositivos espaciales, el número de países con la capacidad de la creación de satélites ha incrementado.

La orientación de un satélite es un concepto fundamental para el éxito de la mayoría de las misiones de satélites. Conforme ha evolucionado la tecnología, han surgido diferentes sensores con mayor complejidad para obtener la orientación de un satélite. Actualmente se tienen sensores de sol, sensor de estrellas, magnetómetro, sensores de horizonte, entre otros, los cuales se explicarán a detalle en el capítulo 2. La necesidad de obtener una mayor precisión de orientación del satélite surge en base a la aplicación del satélite. Esta tesis va orientada hacia uno de los métodos con mayor precisión, el sensor de estrellas.

Los sensores de estrellas se basan en la comparación o igualación de imágenes de estrellas con una base de datos de estrellas. Al hacer dicha comparación con ayuda de una serie de algoritmos, es posible predecir con una cierta probabilidad la orientación actual.

Para los sensores de estrellas existen 2 escenarios diferentes:

1. Perdido en el espacio: se presenta cuando un satélite no conoce su orientación actual.
2. Seguimiento de estrellas: se presenta cuando se tiene conocimiento previo de la orientación.

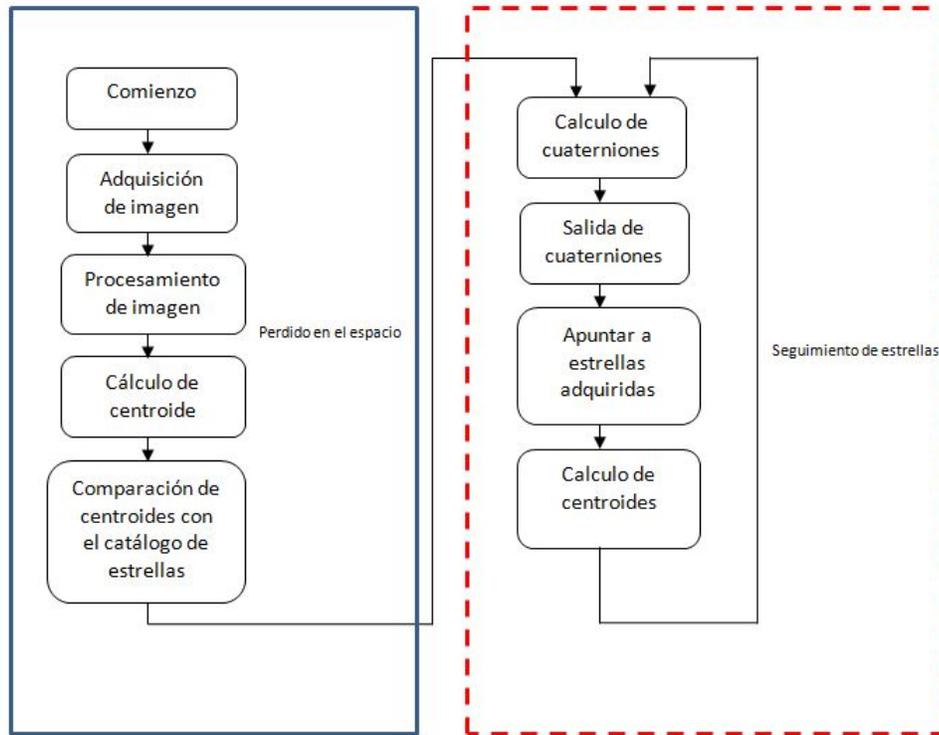


Figura 1: Diagrama de algoritmo utilizado para identificación de estrellas (Jiang *et al.*, 2009).

En la Figura 1 se observa de línea continua el primer escenario que es *perdido en el espacio* mientras que de línea punteada se tiene *seguimiento de estrellas*.

El escenario *perdido en el espacio* presenta mayor número de algoritmos debido a su desconocimiento de orientación. El procedimiento realizado por este tipo de algoritmos se pueden describir de la siguiente manera:

- Se obtienen imágenes por medio de una o más cámaras que se tienen abordo del satélite. Típicamente se tienen varias cámaras en más de una cara para evitar problemas de saturación de pixeles en el sensor de imagen en caso de apuntar hacia un objeto muy brillantes como el sol o la luna.
- Se realizan procesamiento de las imágenes adquiridas para prepararlas antes de realizar el cálculo de los centroides¹.

¹Centro de la estrella el cual depende de la distribución de intensidad de esta.

- Se hace un cálculo de centroide de la estrellas para obtener la mayor precisión posible del centro de cada una de las estrellas en la imagen.
- Al tener cada uno de los centroides de las estrellas de la imagen se identifican las estrellas y se hace una igualación con la base de datos para determinar con una cierta probabilidad su actitud instantánea.

La tesis está enfocada hacia el escenario de *perdido en el espacio*, específicamente los bloques de adquisición de imagen, procesamiento de imagen y cálculo de centroide. Al tener una orientación previa adquirida por el sensor de estrellas, entramos al segundo escenario donde se realiza un seguimiento de estrellas. En este escenario el sensor de estrellas se *amarra* de las estrellas ya conocidas anteriormente y hace una retroalimentación:

- Cálculo de cuaterniones² a partir de la orientación actual y la orientación deseada,
- reorientación de satélite a partir de los diferentes métodos de estabilización,
- adquisición de imagen,
- cálculo de centroides para el seguimiento de las estrellas,
- retroalimentación a cálculo de cuaterniones.

En la adquisición de las imágenes de estrellas se tiene un gran problema de ruido, es decir, la imagen adquirida por medio de la cámara puede contener una gran variedad de ruidos generados por diferentes fuentes como por ejemplo el ruido de disparo, ruido de la óptica utilizada, ruido de lectura, entre otros. Estos ruidos deben ser tratados por medio del procesamiento digital para disminuir lo mayor posible y así aumentar la precisión en el cálculo de centroides.

La precisión de la actitud depende de la calidad de la óptica y del sensor de imagen así como de los algoritmos utilizados para el procesamiento de imágenes y el cálculo de centroides. El desempeño de precisión se observará a lo largo de este trabajo.

²Extensión de números reales creada por William Rowan Hamilton utilizada para representación de orientación y rotación de objetos.

Un sensor de estrellas en modo *perdido en el espacio* está conformado por 4 etapas básicas como se comentó anteriormente (ver Figura 1). La reducción de error en cada una de las etapas implicaría una mejora en la precisión de actitud total. En la Figura 2 podemos observar los algoritmos utilizados en la etapa de Procesamiento de datos.

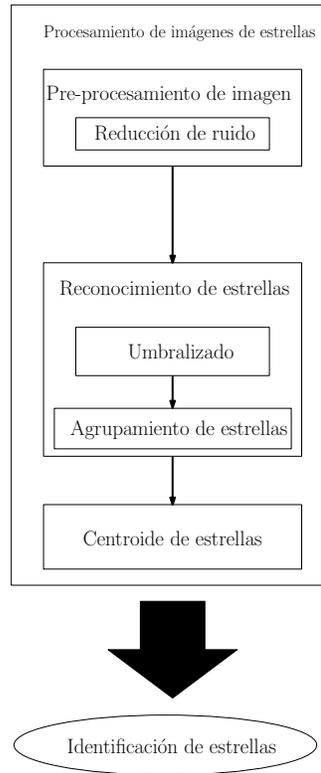


Figura 2: Etapas del procesamiento de imágenes de estrellas (Arbabmir *et al.*, 2014).

Otro parámetro crítico es el costo computacional debido a que los satélites pequeños tienen una capacidad muy reducida tanto en potencia como en procesamiento. Es por ello que suelen tener base de datos de estrellas reducidas y utilizan algoritmos ligeros (aunque no sean los más precisos). Estos parámetros críticos nos llevan a un compromiso entre precisión y costo computacional.

1.2. Planteamiento del problema

El lanzamiento de nanosatélites se ha incrementado en los últimos años debido al bajo costo de fabricación gracias a los avances tecnológicos. Otra ventaja de los avances tec-

nológicos es la miniaturización de los componentes electrónicos, la cual hace posible la existencia de verdaderas misiones en satélites con dimensiones del orden de centímetros. Ciertas misiones requieren que su carga útil se encuentre apuntando en cierta orientación, por lo que la determinación de la actitud de un satélite es crucial.

El sensor de estrellas, cuyo funcionamiento general se presentó en la sección (1.1), es actualmente el dispositivo con capacidad de estimar con mayor precisión la actitud de un vehículo espacial. Una de las dificultades que presenta el sensor de estrellas es el compromiso entre la precisión de los algoritmos y el costo computacional. Pero de igual forma la precisión tiene un rol fundamental en ciertas misiones por lo que algoritmos con mayor precisión son necesarios.

Una de las ventajas que presenta el sensor de estrellas es el funcionamiento aún cuando el satélite se encuentra en eclipse³. Algunos de los sensores utilizados dependen de referencias como el sol, la tierra, campo magnético, etc. Para los sensores de estrella, se utilizan cámaras en posiciones ortogonales del satélite para asegurar el apuntamiento hacia las estrellas. En la actualidad, los sensores de estrellas tienen costos muy elevados debido a su complejidad.

El mayor enfoque de investigación de sensores de estrellas se encuentra en la identificación de estrellas y determinación de actitud, dejando en segundo término el procesamiento de imágenes. Esto nos indica que existen oportunidades para la investigación de los algoritmos de procesamiento de imágenes y cálculo de centroides.

1.3. Objetivos

1.3.1. Objetivo general

El objetivo de la tesis es diseñar un algoritmo de procesamiento de señales para el cálculo de centroide de estrellas a partir de datos obtenidos de un sensor de imágenes de tipo CMOS o CCD. Se debe tener en cuenta que el algoritmo debe ser eficiente para reducir el procesamiento computacional debido a los recursos limitados que se tienen en

³El satélite se encuentra en una posición de la órbita donde la luz procedente del sol es bloqueada por la Tierra, dejando al satélite en penumbra.

un satélite pequeño. Para realizar el algoritmo será necesario conocer filtros de imágenes así como las técnicas para el cálculo de centroides y así poder desarrollar un nuevo algoritmo para implementarlo en imágenes adquiridas por los sensores.

1.3.2. Objetivos específicos

- Estudiar algoritmos para el filtraje de los diversos tipos de ruidos introducidos en la imagen al momento de la adquisición. Comprender los diferentes algoritmos para procesamiento de imágenes para su adecuación; ya sea algoritmos de corrección de gama, umbral de iluminación y suavizado.
- Investigar los algoritmos actuales de localización de centroide para imágenes. El enfoque de los algoritmos debe centrarse en la precisión así como el costo computacional.
- Diseñar un algoritmo capaz de localizar centroides de cualquier imagen, en dicho algoritmo se debe incluir el filtrado y adecuación de la imagen.
- Analizar y comparar los diferentes resultados obtenidos al modificar parámetros importantes en los algoritmos de procesamiento de la imagen.

1.4. Organización de la tesis

La tesis está conformada por 6 capítulos, los cuales serán explicados brevemente a continuación.

En el capítulo 1 se describe de forma general los sensores de estrellas y la orientación de este trabajo.

En el capítulo 2 se define la actitud de un satélite y los diferentes sensores utilizados para la determinación de la actitud. Posteriormente, se presenta fundamentos para la comprensión de los algoritmos utilizados para la determinación de la actitud por medio de sensores de estrellas. En la última sección de este capítulo, se presentan algoritmos para identificación de estrellas y determinación de la actitud.

Las etapas principales de un sensor de estrellas: adquisición de imagen y procesamiento de imagen, son descritas en el capítulo 3. La primera sección *adquisición de imagen* presenta los diversos sensores utilizados así como la óptica necesaria para la obtención de imágenes de estrellas. En la segunda sección, algoritmos de reducción de ruido por medio de filtros, realce de imagen, umbral de fondo de una imagen, identificación de objetos y creación de regiones de interés son descritos.

En el capítulo 4 se presenta la investigación de los métodos para el cálculo de centroides así como los antecedentes del uso de dichos métodos.

En el capítulo 5 se presentan el análisis realizado por las diversas simulaciones para la obtención del desempeño al variar parámetros de los diversos algoritmos.

Por último, se presentan las conclusiones, contribución, alcances y trabajo a futuro en el capítulo 6.

Capítulo 2. Fundamentos y principios

En este capítulo se presentarán los fundamentos teóricos para entender el funcionamiento de los sensores de estrellas. El capítulo se divide en 5 secciones, en la primera y segunda sección se describirá la actitud de los satélites y las diferentes tipos de mediciones para la determinación de la actitud. Posteriormente se explicará definiciones y propiedades de las estrellas. Por último se mostrarán los métodos utilizados para la identificación de estrellas y determinación de actitud.

2.1. Actitud de satélite

La actitud se define como la orientación relativa del satélite con respecto a una referencia (en este caso, la referencia es la tierra). La actitud de un satélite es fundamental para realizar tareas tales como la orientación de los paneles hacia el sol para recargar baterías, orientar la carga útil del satélite a la dirección deseada, la orientación de antenas a estación terrena para hacer comunicación o la adquisición de imágenes fotográficas de la superficie de la Tierra (Delabie, 2012).

La determinación de la actitud de un satélite consiste en adquirir información (datos) de lo que rodea al satélite por medio de sensores, realizar procesamiento de los datos adquiridos, realizar comparaciones con valores de referencia para así poder obtener la orientación del satélite y posteriormente realizar el control necesario (ver Figura 4).

Tener una mayor precisión de la actitud de un satélite es de suma importancia para el buen funcionamiento. La precisión varía dependiendo de la aplicación por la que fue creado el satélite. En aplicaciones como telescopios, la precisión es fundamental debido a la necesidad de enfocar a distancias largas. Un ejemplo es el telescopio Hubble que tiene una precisión de apuntamiento de 0.007 arco segundos (Garner, 2017).

La actitud de un satélite es determinado tanto por los sensores (hardware) como los algoritmos utilizados en las diversas etapas de procesamiento (software). Por parte del hardware, se tiene un compromiso entre el costo y la precisión, ya que se tienen sensores de alta calidad que aportan una gran precisión en los datos pero su costo es muy elevado,

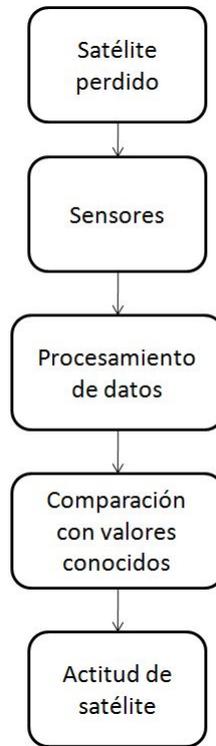


Figura 3: Diagrama de etapas para determinación de satélite.

por lo que se opta por enfocarse en el software. Los algoritmos de procesamiento, son un campo que puede ser mejorado pero de igual manera se tiene un compromiso entre el tiempo de procesamiento y la precisión. Entre más complejo se vuelven los algoritmos de procesamiento, es necesario un tiempo mayor para ejecutar dicho algoritmo. En los casos de satélites pequeños que se encuentran en órbitas bajas (LEO), el periodo de órbita es muy bajo y está dado por la siguiente ecuación (Conte, 2015):

$$T = \sqrt{\frac{4\pi^2 a^3}{\mu}}, \quad (1)$$

en donde T es el periodo de órbita, a es la distancia media al centro del planeta y μ es la constante de proporcionalidad para la Tierra.

Para el caso de un satélite LEO de órbita a 400 km de altura, tendríamos un periodo

de 92 minutos aproximadamente. Para calcular la rapidez que viaja el satélite se tiene la siguiente ecuación:

$$v = \frac{d_{orbita}}{T}, \quad (2)$$

en donde v es la rapidez, d_{orbita} es la distancia de órbita y T es el periodo orbital. Calculando la rapidez del mismo satélite de órbita LEO a 400 km de altura, se tiene que el satélite viaja a 462 km por minuto. En el caso de tener tiempo de procesamiento elevado, se corre el riesgo de no cumplir con los requerimientos necesarios de la aplicación.

2.2. Sensores para determinación de actitud

En la primera etapa para la determinación de la actitud de satélites se tiene la adquisición de datos como se muestra en la Figura 5, los satélites utilizan diversos sensores para facilitar o mejorar la actitud (Wertz, 2012). Existen dos tipos de sensores, sensores de referencia de orientación absoluta y sensores inerciales (referencia relativa) (Fortescue *et al.*, 2011). Los primeros sensores, se utilizan para determinar la dirección de apuntado actual del satélite mientras que los segundos se utilizan para determinar los cambios de orientación con respecto a la referencia absoluta. En el caso de sensores de referencia de orientación absoluta, tenemos los siguientes:

- Magnetómetro. Sensores cuya variable de medición es la intensidad y dirección del campo magnético. Un problema con este tipo de sensores es que el campo magnético de la tierra tiene muchas inconsistencias por lo que la precisión es limitada (Fortescue *et al.*, 2011).
- Sensor de sol. Con ayuda de arreglos de celdas fotosensibles, este tipo de sensores detectan los ángulos de incidencia del haz de luz solar para obtener así su orientación con respecto al sol. Suelen usarse dos sensores orientados en posiciones ortogonales para buscar las tres componentes vectoriales del satélite respecto al

sol (Fortescue *et al.*, 2011). El inconveniente con este tipo de sensores es que solamente pueden determinar la actitud cuando el satélite no se encuentra eclipsado por la tierra (Sidi, 1997).

- Sensor de horizonte. Se basa en la detección del borde (horizonte) de la atmósfera terrestre con ayuda de una cámara en la banda del infrarrojo. Estos sensores son muy útiles debido a que siempre tienen a la tierra como referencia aunque estén eclipsados.
- Señales de Radio Frecuencia. Este método utiliza las señales de RF recibidas por la antena del satélite para obtener la actitud. Para una mayor precisión, una antena direccional puede ser utilizada.
- Sensores de estrellas. Con el soporte de una cámara CCD o CMOS, este tipo de sensores obtiene imágenes de las estrellas. Las imágenes son tratadas por medio del microprocesador del satélite para obtener ciertas características y posteriormente son utilizadas para compararse con una base de datos de estrellas. En el caso de obtener una comparación con la base de datos, la actitud del satélite es conocida (Liebe, 1993).



Figura 4: Sensor de estrellas HYDRA V3 proyecto STM llevado a cabo por Astronika.

Tabla 1: Precisión de sensores de estrellas (Liebe, 1993)

Objeto de referencia	Precisión teórica
Estrellas	1 arco segundos
Sol	1 arco minuto
Tierra (horizonte)	6 arco minutos
Señales RF	1 arco minuto
Magnetómetro	30 arco minutos

En la Tabla 1 podemos observar las precisiones teóricas de cada uno de los sensores explicados anteriormente:

Los sensores de referencia inercial utilizados en satélites son los giróscopos. Los giróscopos son dispositivos cuyo mecanismo es sensible a la rotación de un eje para poder obtener una medición de la velocidad angular generada en dicho eje; se utilizan tres mecanismos ortogonales para obtener las componentes del objeto (i, j, k). Actualmente se utilizan dos tecnologías de giróscopos en la campo espacial:

- Giróscopo de fibra óptica (FOG). Se incide un haz de luz en ambos lados de una fibra óptica, al momento de rotar sobre un eje, las fases de los haz de luz incididos cambian (efecto Sagnac). Este cambio nos indica la medida de rotación (Barbour y Schmidt, 2001).
- Giróscopo Microelectromecánicos (MEMS). Estos dispositivos se basan en el efecto Coriolis que se genera al momento de la rotación de un objeto. Dicha fuerza generada es proporcional a la rotación angular (Barbour y Schmidt, 2001).

Ambos tipos de sensores (referencia absoluta y referencia inercial) se complementan. Una vez obtenida la actitud de un satélite por medio de los sensores de referencia absoluta, los sensores de referencia inercial proporcionan la medición del cambio de orientación. Esta medición puede ser utilizada como una estimación inicial (retroalimentación) para obtener la nueva estimación. Con el complemento de estos sensores se puede eliminar errores incrementando la precisión de actitud.

Como se puede inferir, los sensores de estrellas presentan la mejor precisión entre

los diversos tipos de sensores. A lo largo de este capítulo se presentará de una manera más específica, las diferentes etapas que conforman un sensor de estrellas así como funcionamiento y definiciones fundamentales para la comprensión de la estimación de actitud de un satélite por medio de un sensor de estrellas.

2.3. Propiedades de Estrellas

Es muy común la utilización de herramientas diversas con el fin de encontrar la solución de un problema, en el caso de la determinación de actitud por medio de sensores de estrellas, la utilización de las estrellas como referencia ha sido la mejor solución. Actualmente las estrellas es un campo bien conocido, y seguirá siendo una de las herramientas con mejor desempeño.

2.3.1. Esfera celeste

El universo está en continua expansión, por lo que la creación de una numerosa cantidad de nuevas estrellas y planetas se presenta a cada instante. Dichas estrellas que surgen se encuentran a distancias inimaginables. Observando a simple vista las estrellas, podemos pensar que todas ellas se encuentran en una esfera donde la tierra es el centro. Al observar a un campo de visión fijo, pensaríamos que las estrellas se encuentran en un plano como si fuese una foto. Esta impresión tenemos debido a que la distancia que existe entre la tierra y las estrellas es muy grande. La estrella más cercana a la tierra se encuentra a una distancia de 4.24 años luz (Temming, 2014). A todas las estrellas o cuerpos que rodean al planeta tierra, le conocemos como **esfera celeste**.

A lo largo del tiempo, se ha estudiado y con ayuda de diferentes métodos se ha caracterizado cada uno de los cuerpos que componen la esfera celeste. Entre las características se encuentra la posición de los cuerpos, identificación, distancia, magnitud aparente, magnitud absoluta, espectro, índice de color, velocidades de movimiento, entre otras. Todas estas características de la esfera celeste las podemos encontrar en bases de datos de estrellas, una de la base de datos utilizada como referencia durante el desarrollo de este trabajo es la base de datos de estrellas HYG v3.0 que es una compilación de los catálogos de Hipparcos, Yale Bright Star y Gliese, conteniendo aproximadamente 120,000

estrellas (Nexus, 2006).

2.3.2. Magnitud estelar y magnitud aparente

La instrumentación ha cambiado conforme nuevas tecnologías han ido surgiendo, actualmente se pueden realizar mediciones con instrumentos de muy alta precisión. En la antigüedad, el ser humano utilizaba el ojo humano como único instrumento de fotometría siendo Hipparcos el creador de la primera escala de magnitud de estrellas (Milone y Sterken, 2011). Dicha magnitud percibida por el ojo humano es llamada **Magnitud visual**.

Hipparcos creó un catálogo de 850 estrellas donde clasificó en 6 diferentes escalas las estrellas. La primera escala contenía las 20 estrellas más brillantes mientras que la escala 6 era conformada por estrellas al límite de observación por el ojo humano (Katake, 2006). Posteriormente Ptolemy basado en las observaciones de Hipparcos, publicó un sistema de valores para el brillo estelar. En el siglo XIX, muchos astrónomos como William Herschel y John Herschel entre otros, dedujeron que la relación de magnitud-intensidad seguía una forma logarítmica. Pogson (1856) propuso que la proporción de una diferencia de magnitud 1 entre 2 estrellas es 2.512 (Fujiwara y Yamaoka, 2003):

$$m_1 - m_2 = -2.512 \log \frac{I_1}{I_2}, \quad (3)$$

en donde m_1, m_2 representan las magnitudes correspondientes a las estrellas e I_1, I_2 representan el flujo de luz de dichas estrellas. La razón 2.512 es debido a que este número es la raíz quinta de 100 correspondiente a un cambio de 5 magnitudes (escala de Hipparcos) (Katake, 2006).

La **Magnitud visual** es la intensidad de la estrella percibida por la longitud de onda del ojo humano ($\approx 550nm$). Hay que resaltar que las estrellas tienen componentes en varias longitudes de onda, abarcan desde el ultravioleta hasta el infrarrojo (Katake, 2006).

En la sección 2.3.1 se mencionó sobre diferentes características de las estrellas como magnitudes de las estrellas, destacando la **Magnitud aparente**. Por definición, la **Magni-**

tud aparente es la intensidad de luz de una estrella observada por fuera de la atmósfera de la Tierra. Otro parámetro caracterizado de una estrella es la **Magnitud absoluta**. Las estrellas emiten luz debido a su naturaleza, la intensidad de emisión depende del tamaño y temperatura de cada estrella. La **Magnitud absoluta** de una estrella se define como la magnitud aparente que tendría un objeto si estuviese a una distancia de 10 pársec⁴. La diferencia entre magnitud aparente y magnitud absoluta es que en la magnitud aparente influye la distancia de observación (Katake, 2006).

2.3.3. Caracterización de una estrella

Las estrellas pueden ser consideradas como fuentes emisoras de luz. La luz recibida de una estrella por una lente ideal se asemeja a una fuente de dispersión elíptica Gaussiana (Delabie *et al.*, 2013). La señal de la estrella en una imagen de coordenadas (x, y) puede ser descrita como:

$$V_{x,y} = N_e \int_{x-0.5}^{x+0.5} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_x} e^{-\frac{(x-x_b)^2}{2\sigma_x^2}} \int_{y-0.5}^{y+0.5} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_y} e^{-\frac{(y-y_b)^2}{2\sigma_y^2}}, \quad (4)$$

en donde $V_{x,y}$ es el valor del pixel en las coordenadas (x, y) , N_e es el número total de electrones capturados por el detector, el centroide de las estrellas es (x_b, y_b) , σ_x y σ_y son las desviaciones estándar de x, y (Delabie *et al.*, 2013).

2.4. Identificación de estrellas

En el inicio del uso de las estrellas como referencia, la primera generación de sensores de estrellas utilizaba el brillo adquirido de las estrellas y obtenía las coordenadas del plano focal las cuales eran enviadas a la computadora del satélite. Las coordenadas no se relacionaban con las coordenadas inerciales del espacio por lo que no se tenía la información de actitud directamente. El surgimiento de micro-computadoras con más

⁴Medida de longitud equivalente a 3.2616 años luz.

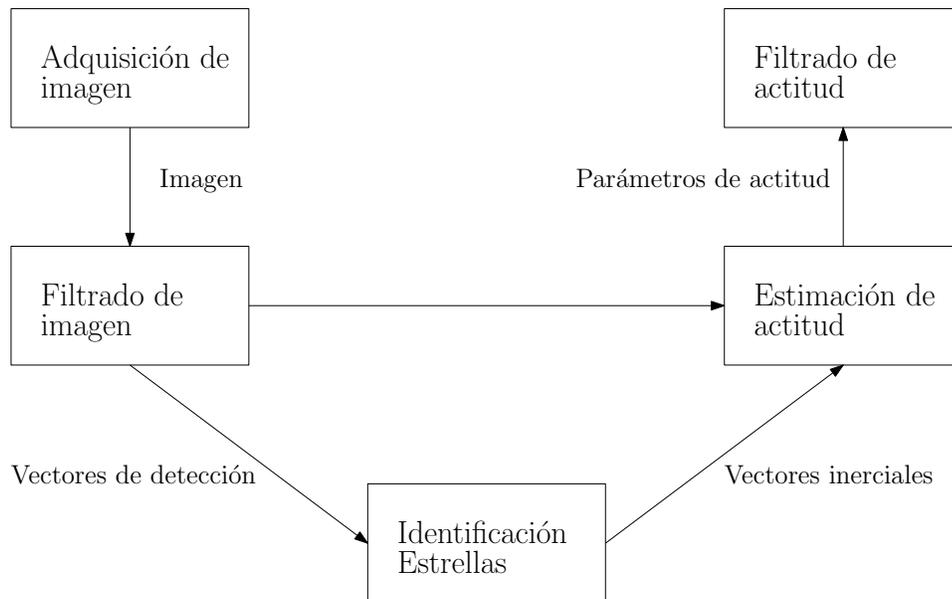


Figura 5: Diagrama de flujo de determinación de actitud por medio de un sensor de estrellas típico. (Spratling y Mortari, 2009).

potencial, permitieron realizar la comparación de los datos observados con la base de datos de estrellas. Por lo que el cálculo de sistema de coordenadas del satélite fue posible (Liebe, 2002).

Como se comentó en la sección 1.1, existen 2 modos de operación. En el modo de *perdido en el espacio*, la tarea principal es el reconocimiento de las estrellas en un campo de visión una vez que se procesaron las imágenes (ver Figura 5).

Salomon y Goss (1976) desarrolló el primer sensor de estrellas basado en una cámara CCD. Lo que permitió el desarrollo de algoritmos para identificación de estrellas en tiempo real. Entre los algoritmos que surgieron se encuentra el de Strikwerda, Thomas E ; Junkins (1981), en el cual se identifican tripletas de estrellas con el cálculo de los ángulos entre las estrellas, el problema era la necesidad de una estimación *a priori* para el funcionamiento en tiempo real.

Para acelerar el proceso de búsqueda en la base de datos de estrellas, Liebe (1993) utilizó la separación angular de 2 estrellas cercanas y el ángulo que creaban. Posterior a eso Baldini agregó la identificación de brillo de estrellas antes de utilizar la separación angular.

La necesidad de disminuir el tiempo de búsqueda llevó a Quine y Durrant-Whyte (1996), realizar la búsqueda en la base de datos por medio de un método de búsqueda binaria de árbol. Proponen identificar la magnitud de las estrellas vecinas de una estrella determinada.

Padgett y Kreutz-Delgado (1997) crearon un algoritmo de cuadrícula. El algoritmo localizaba estrellas vecinas en una cuadrícula y rotaba las estrellas observadas en base a una estrella origen hasta alinear la estrella vecina más cercana en el eje x . En este mismo año, Mortari (1997) propuso una nueva técnica llamada *Search-Less Algorithm (SLA)*, este algoritmo usaba $k - \text{vectores}$ para buscar en la base de datos en tiempo independiente del tamaño de dicha base de datos. Mortari *et al.* (2004) desarrolló un algoritmo piramidal en el cual optimizaba la forma de comparación de estrellas.

Algoritmos de red neuronal y métodos de decisiones difusas fueron propuestos por Hong y Dickerson (2000). Hong introducía las separaciones angulares basadas en el brillo de las estrellas en una red neuronal, el problema es la complejidad de arquitectura en paralelo necesaria para la implementación de una red neuronal. Dicha arquitectura es difícil de implementar en un sistema limitado de potencia eléctrica como lo es los satélites pequeños (Spratling y Mortari, 2009).

Por otro lado, un algoritmo no-dimensional fue presentado por (Samaan *et al.*, 2006). El algoritmo utilizaba los ángulos internos de triángulos, ángulos entre 2 estrellas y una tercera estrella utilizada como vértice. La diferencia de el uso de estos ángulos internos es que estos son invariantes en el primer orden de distorsión, esto aumentaba la robustez en los errores de calibración de las cámaras.

2.5. Determinación de la actitud

Al realizar la identificación de las estrellas de la imagen adquirida por el satélite, tendremos los vectores de cuadro del satélite. También son conocidos los vectores del cuadro de referencia gracias al catálogo de estrellas. Para obtener la actitud del satélite, se desarrollaron diversos métodos que proporcionan los cuaterniones. Un cuaternión es una representación de la orientación y la rotación de un objeto en el espacio tridimensional, el

cuaternión es representado matemáticamente como (Katake, 2006):

$$q(\mathbf{e}, \phi) = \begin{bmatrix} \mathbf{e} \sin(\frac{\phi}{2}) \\ \cos(\frac{\phi}{2}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{e}_1 \sin(\frac{\phi}{2}) \\ \mathbf{e}_2 \sin(\frac{\phi}{2}) \\ \mathbf{e}_2 \sin(\frac{\phi}{2}) \\ \cos(\frac{\phi}{2}) \end{bmatrix}, \quad (5)$$

en donde \mathbf{e} es el vector de rotación mientras que ϕ es el ángulo que será rotado el satélite.

De los métodos para determinación de la actitud, los más robustos son el método q de Davenport y método de descomposición en valores propios pero su defecto es el tiempo de procesamiento. En 1965, Wahba planteó un problema para la determinación de actitud (Markley, F. L. and Mortari, 1999). Dicho problema consiste en buscar la matriz óptima A que minimice la función de pérdida:

$$L(A) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n a_i |\mathbf{b}_i - A\mathbf{r}_i|^2, \quad (6)$$

en donde \mathbf{b}_i es el vector observado del cuadro del satélite, \mathbf{r}_i es el vector unitario del cuadro de referencia y a_i con pesos no negativos (Delabie, 2012). En base al problema de Wahba, desarrollaron los métodos TRIAD y QUEST⁵. Posteriormente a estos salió FOAM⁶, ESOQ⁷ y ESOQ2 donde se improvisó la eficiencia de procesos más la base de ellos sigue siendo el el método QUEST. Los métodos más utilizados en los sensores de estrellas actualmente son QUEST, ESOQ y ESOQ2 debido a su facilidad de procesamiento (Delabie, 2012).

La identificación de las estrellas se basa en imágenes adquiridas por un detector no ideal, por lo que la imagen de entrada se le suma diferentes ruidos distorsionando la

⁵proviene de la palabra en inglés **QU**aternion **EST**imation

⁶proviene de la palabra en inglés **F**ast **O**ptimal **A**ttitude **M**atrix

⁷proviene de la palabra en inglés **EST**imator of the **O**ptimal **QU**aternion

imagen. Es por ello que se utilizan procesamientos de imágenes para eliminar dichos ruidos, adquirir las características importantes de la imagen para así facilitar la identificación de estrellas. En el siguiente capítulo se presentarán los diferentes detectores para la adquisición de imágenes y los diferentes tipos de procesamiento que se realizan a las imágenes.

Capítulo 3. Adquisición y Procesamiento de imagen

A lo largo del capítulo se mencionarán las diferentes formas en las que se obtienen las imágenes utilizadas en la determinación de la actitud. Posteriormente, se explicarán los métodos realizados para el procesamiento de las imágenes adquiridas y resultados adquiridos en cada uno de estos métodos. Por último se mencionarán los algoritmos utilizados y el trabajo realizado para preparar las imágenes antes de extraer los centroides de cada una de las estrellas.

3.1. Adquisición de imágenes

Un sensor de estrellas está conformado por una cámara y una lente la cual se encarga de capturar imágenes de la esfera celeste, de donde obtendremos los vectores de referencia. La cámara envía la imagen capturada a un microprocesador donde se realiza el procesamiento de la imagen de la manera siguiente:

1. filtrado de ruido de imagen obtenida,
2. corrección Gamma ,
3. agrupamiento de estrellas,
4. separación de estrellas,
5. cálculo de centroide.

Al obtener el posicionamiento de cada estrella, se realizan los algoritmos de identificación de estrellas y por último los algoritmos para la determinación de actitud (ver Figura 5).

En la obtención de una imagen, se debe tener en cuenta un concepto óptico crítico que es **el campo de visión (FOV)** (ver Figura 6). Este concepto influye en los algoritmos de identificación de estrellas, ya que es el área de detección del mapa celeste, es decir, el ángulo total abarcable de detección de la luz. El campo de visión propuestos para la identificación de las estrellas escoge la lente a utilizar.

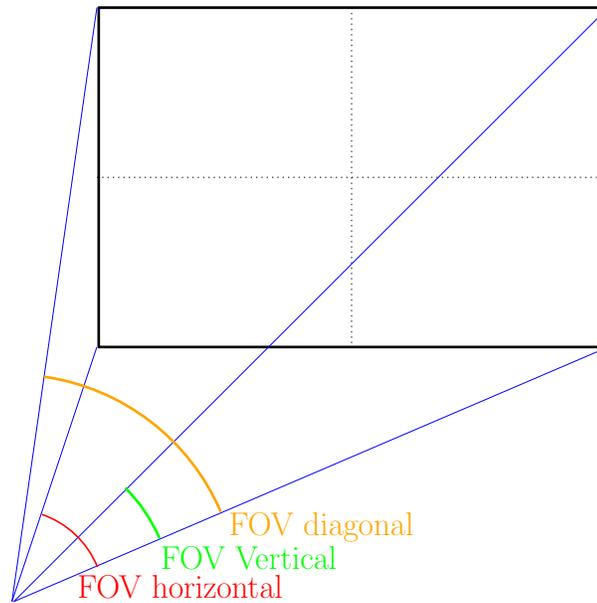


Figura 6: Campo de visión horizontal, vertical y diagonal.

La precisión deseada de un sensor de estrellas es alrededor de 1 arco segundo, la precisión angular obtenible por pixel de imagen puede ser calculado con la siguiente ecuación:

$$\delta = \frac{\phi}{N_{CCD}}, \quad (7)$$

en donde ϕ es el campo de visión y N_{CCD} es el número total de pixeles del sensor de imagen. Yang *et al.* (2009) utilizan campos de visión que rondan entre $[8^\circ, 20^\circ]$ e imágenes de tamaño $N_{CCD} \in [512, 1024]$ en pixeles. Definiendo ϕ en 20° y N_{CCD} a 1024, se tiene una precisión de $70.31''$. Lo que nos indica que la precisión por pixel no alcanza el arco segundo deseado. Para aumentar la precisión por pixel autores como Yang *et al.* (2009), Liebe (2002), Quine *et al.* (2007), Arbabmir *et al.* (2014) entre otros, hacen un desenfoque con la óptica para esparcir la energía de la estrella en varios pixeles para realizar un estimación de la posición de estrellas en el orden de sub-pixeles (ver Figura 7).

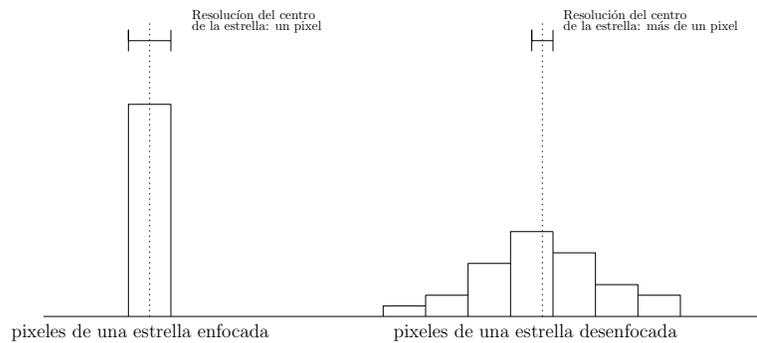


Figura 7: Esparcimiento de la señal de estrella al realizar desenfoco (Liebe, 1995)

3.1.1. lentes

Las lentes, normalmente objetos transparentes como vidrio, son utilizados para obtener la imagen de la esfera celeste en conjunto con la cámara. Existen lentes simples y lentes compuestas, donde estas últimas son utilizadas. El beneficio de las lentes compuestas es la compensación de aberración óptica.

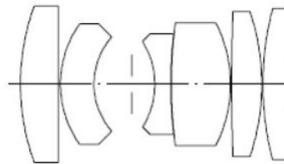


Figura 8: Lente compuesta Xenoplan 1.4/17MM.

Las aberraciones ópticas son movimiento aparente de objetos, lo que significa que una aberración es una diferencia mínima entre la posición observada de la estrella y su posición real. Las aberraciones ópticas se encuentran presentes en todos los sistemas ópticos de lentes. Las lentes compuestas están formadas por varios elementos ópticos (ver Figura 8). Las lentes tienen especificaciones técnicas importantes que deben ser tomadas en cuentas:

- Número focal. Es una relación del diámetro de apertura del lente en términos de su distancia focal. El número focal regula la cantidad de luz que recibe.

- Longitud Focal. Se define como la distancia entre el centro óptico de la lente y el foco. En el espacio, la luz de la estrellas proviene de una distancia muy lejana (infinito) por lo el foco tiende a ser la distancia del centro óptico de la lente y el sensor de la imagen.
- Transmitancia. La respuesta de magnitud de una lente a energía de diferentes longitudes de onda al pasar por esta.
- Función de transferencia de modulación (Modulation Transfer Function). Es una especificación comúnmente usada por los diseñadores de lentes para indicar su desempeño. Esta función nos indica la medida de transferencia del contraste a resoluciones particulares de una lente.

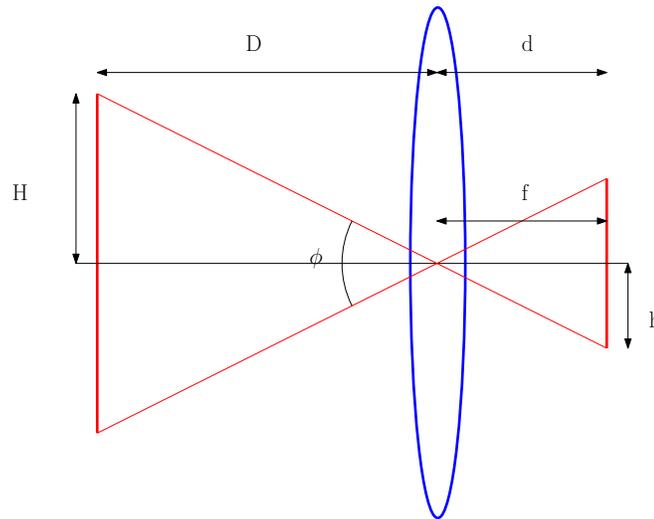


Figura 9: Modelo de ángulo de visión formado por la distancia focal de una lente.

Si observamos la Figura 9, el ángulo de visión (ϕ) para las lentes de una imagen rectilínea que es el caso en el espacio, puede ser calculado con los valores del tamaño del sensor (S_h) y la distancia focal (f). De la Figura 9 podemos inferir la siguiente ecuación:

$$\phi = 2 \arctan \frac{S_h}{2f} \quad (8)$$

El campo de visión es muy importante en la identificación de estrellas. Los catálogos de estrellas contienen cientos de miles de objetos por lo que es necesario la reducción de los catálogos para simplificar muchos cálculos. Las reducciones de los catálogos van de la mano con la identificación de estrellas ya que algunos algoritmos utilizan cierta cantidad de estrellas para su funcionamiento. Vandersteen *et al.* (2011) presentan un algoritmo para la solución de perdido en el espacio, donde utilizan un catálogo de estrellas reducido utilizando estrellas con magnitud menor a 5.3, asegurando contener al menos 3 estrellas en un campo de visión de $20^\circ \times 20^\circ$.

3.1.2. Sensores de imágenes

Los sensores de imágenes son dispositivos encargados de transformar los fotones incidentes a cargas eléctricas (electrones) por medio del efecto fotoeléctrico. El proceso de transformación tiene cierta eficiencia llamada *eficiencia cuántica* que varía dependiendo de la longitud de onda y nos indica la cantidad real de fotones captados. Existen 2 tecnologías diferentes de sensores de imágenes, Semiconductor Complementario de Metal-Óxido Active Pixel Sensor (CMOS, APS) y Dispositivo de Carga Acoplada (CCD), los cuales se explicarán más a continuación.

3.1.2.1. Sensor de imagen CCD

Los sensores CCD típicamente son de sustrato de silicio tipo p con una capa delgada de tipo n en la superficie. Una pequeña capa de dióxido de silicio es crecida junto con un electrodo de metal. Esta arquitectura es para crear un potencial en la capa n directamente del electrodo al aplicar un voltaje positivo al electrodo y se forme una polarización inversa en la conjunción p-n. Al incidir fotones, se crean pares de hueco de electrón en la región de agotamiento haciendo que los electrones queden atrapados en el potencial de la capa n. Al finalizar el tiempo de exposición, la carga atrapada es convertida a un valor digital (Taylor, 1998).

Las cargas adquiridas en cada pixel son transportadas a un convertidos Analógico/Digital con ayuda de registros de desplazamiento verticales y horizontales como se muestra en la Figura 10.

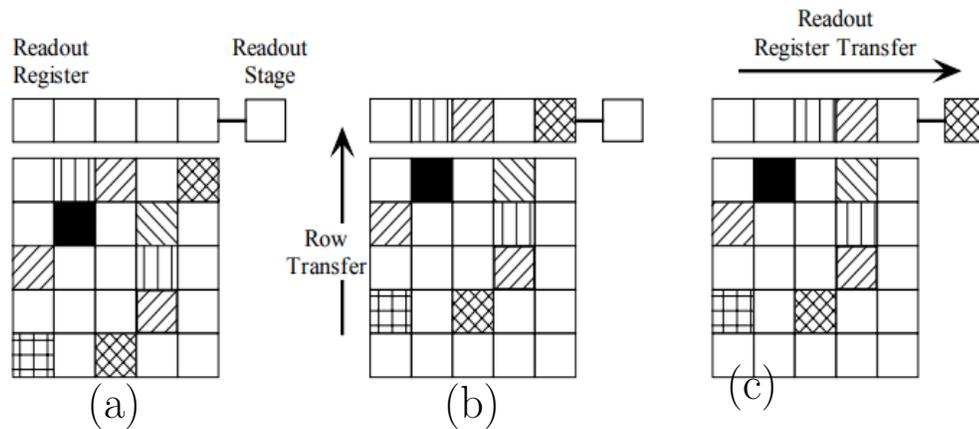


Figura 10: Etapas de lectura de cargas en un sensor CCD (Taylor, 1998) (a) Cargas adquiridas en la matriz de píxeles, (b) Desplazamiento vertical de 1 píxel, (c) Desplazamiento horizontal para lectura de salida.

Los sensores CCD tienen ventajas y desventajas, entre las más importantes tenemos las siguientes:

- Ruido de corriente de oscuridad está presente debido a la generación de las capas de silicio-dióxido de silicio y generación de electrones en la zona de agotamiento.
- Los sensores tienen una alta eficiencia cuántica, estabilidad dimensional, linealidad geométrica y fotométrica, y habilidad de integración de señal (Birnbbaum, 1996).
- La Eficiencia de transferencia de carga es muy elevada, tiene valores superiores al 99.999 % (Taylor, 1998).

3.1.2.2. sensor de imagen CMOS APS

La tecnología conocida como APS se basa en la tecnología CMOS la cual se caracteriza por la detección por medio de un transistor activo en cada píxel de la matriz. El fotodetector como el amplificador de lectura se encuentran dentro de cada píxel, lo que implica la eliminación de la degradación de transferencia de cargas (CTE) (Samaan, 2004).

Los CMOS, de igual forma que los CCD utilizan materiales fotosensibles que puedan generar electrones proporcionalmente a los fotones que inciden. A diferencia de los CCD,

cada pixel del CMOS cuenta con un fotodiodo, un capacitor y al menos tres transistores (ver Figura 11). El capacitor se carga a un voltaje conocido antes de comenzar con la integración. Al comenzar el periodo de integración, el voltaje es drenado por el fotodiodo. El voltaje drenado por el fotodiodo es proporcional a la luz que incidió (Taylor, 1998).

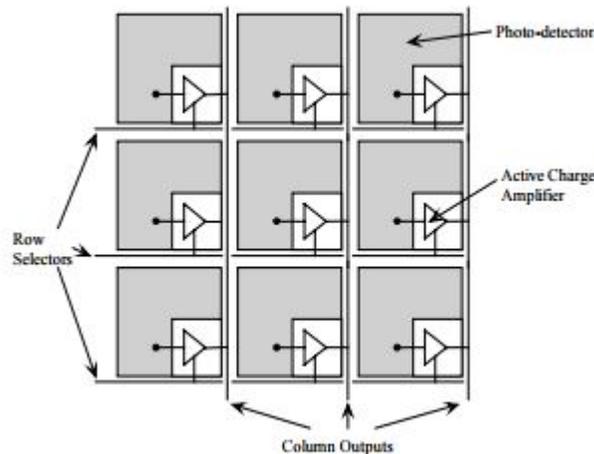


Figura 11: Composición de un sensor CMOS APS

De igual manera, los sensores CMOS tienen ventajas y desventajas:

- Opera a temperaturas bajas y su costo es muy bajo en matrices de tamaño grande.
- Reduce el error de ruido del centroide aleatorio debido al atrapamiento de cargas y los daños de desplazamientos inducidos por protones (Samaan, 2004).
- Una de las características más importantes de esta tecnología es la capacidad para obtener altas velocidades y resoluciones con mejora de la relación señal-ruido. (Samaan, 2004).
- Un inconveniente del sensor CMOS es el área activa de detección que se encuentra en un 50 % (Samaan, 2004).

3.1.2.3. Comparación entre sensor CMOS y CCD

Como se mencionó, se tiene tecnologías diferentes con un mismo fin. A continuación se hará una comparación entre las dos tecnologías:

- La tecnología CMOS tiene un consumo de potencia menor a los CCD. Los sensores CCD requieren de altos voltajes negativos y positivos (Carlson, 2002).
- La integración CMOS es mejor lo que nos lleva a un costo más bajo que la tecnología CCD.
- Se tiene una mayor sensibilidad y ventajas de ruido en los sensores CCD, mayor relación señal-ruido (Carlson, 2002). Debido a que los CMOS tienen más etapas de amplificación, los niveles de corriente de oscuridad así como la respuesta de fotones no uniforme nos llevan a ruidos más elevados (Accardo, 2003).
- Los CMOS no son afectados por efectos como el *Blooming* y *Smearing* a comparación de algunas arquitecturas de CCD (Samaan, 2004).
- Los CCD generan altas temperaturas por lo que requieren ser enfriados en ocasiones. La tecnología CMOS a diferencia, trabajan a temperaturas bajas.
- La tecnología CMOS permite la transferencia de cargas inter-pixel mientras que la tecnología CCD tiene un transferencia de carga pixel por pixel (Samaan, 2004).
- La velocidad de lectura en la tecnología CMOS es notablemente mayor.

3.1.3. Generación de imágenes sintéticas

La generación de imágenes sintéticas toma un valor importante en este trabajo debido a que no se cuenta con imágenes reales donde el centro exacto de las estrellas sea conocido. Se desconoce de imágenes reales cuyo centroide exacto sea conocido, diversos autores recurren a la utilización de imágenes sintéticas. Es fundamental conocer la localización de las estrellas en una imagen para poder observar el desempeño y validar los algoritmos creados. Es por esto que surge la necesidad de creación de una imagen con estrellas sintéticas.

En la creación de las imágenes de estrellas sintéticas, es indispensable simular imágenes que se asemejen a la realidad. La ecuación 4 muestra la expresión matemática de una estrella.

Algoritmo 1 Algoritmo de Estrellas Sintéticas

ENTRADA: tamaño de imagen en 'y' eje f , tamaño de imagen en 'x' eje c , número de estrellas ne , tipo de ruido a introducir $tipoderuido$, media de ruido $ruidom$, varianza de ruido $ruidov$

```

 $y \leftarrow \text{round}(f * \text{rand}(1, ne)) + 1$ 
 $x \leftarrow \text{round}(c * \text{rand}(1, ne)) + 1$ 
para  $i = 1:ne$  hacer
   $\text{imag}(y(i), x(i), i) = 255$ 
   $bb \leftarrow \text{round}(7 * \text{rand}(1)) + 3$ 
  si  $bb \geq 6$  entonces
     $\text{sigma} \leftarrow (bb/3) * \text{rand}(1)$ 
  si no
     $\text{sigma} \leftarrow (bb/2) * \text{rand}(1)$ 
  fin si
   $h \leftarrow \text{fspecial}(\text{'gaussian'}, [bb \ bb], \text{sigma})$ 
   $xflt \leftarrow \text{filter2}(h, \text{imag}(:, :, i))$ 
   $xflt \leftarrow xflt * (\text{fix}(\text{rand} * (255 - 32)) + 32) / \text{max}(\text{max}(xflt))$ 
   $\text{imag\_sint}(:, :, i) \leftarrow xflt$ 
   $\text{imag2} \leftarrow \text{imag\_sint}(:, :, i) + \text{imag2}$ 
fin para
 $\text{imag} \leftarrow \text{uint8}(\text{imag2})$ 
 $\text{imag\_final} \leftarrow \text{imnoise}(\text{imag}, \text{tipo\_ruido}, \text{ruidom}, \text{ruidov})$ 

devolver  $\text{imag\_final}$ 

```

En la generación de la imagen (ver Algoritmo1), se buscaron posiciones aleatorias de los centroides del número de estrellas deseado en la imagen. En dichas posiciones se colocan puntos máximos que representan las estrellas como se puede observar en la Figura 12.

Centros de estrellas Sintéticas



Figura 12: Imagen de 10 centros de estrellas sintéticas sin ruido creada en Matlab

En la creación de las estrella representadas por la ecuación 4, se realizó una convolución de los centros ya localizados con diversas máscaras Gaussianas. Dichas máscaras tienen tamaños aleatorios dentro de un rango de 3 a 10 píxeles y desviación estándar aleatoria en un rango $\sigma \in [0, 3.5]$ para cada estrella. Para simular la magnitud aparente se utilizó una aleatoriedad que se encuentra dentro de 32 y 255 niveles de gris que nos indican la intensidad de luz de cada estrella.

Imagen de estrellas sintéticas

**Figura 13:** Imagen de 10 estrellas sintéticas con ruido creada en Matlab

En el proceso de adquisición de una imagen, muchos ruidos se encuentran presentes. Entre los ruidos más comunes se tienen el ruido de fondo, ruido de disparo, ruido de corriente oscura en el sensor de imagen, ruido térmico, ruido de cuantificación y ruido de lectura (Huffman, 2006). A la imagen sintética resultante se le agregó ruido Gaussiano, el cual se puede ajustar la varianza y media del ruido que se desee agregar para crear diferentes escenarios y observar el desempeño de algoritmos con respecto a estas variables. La imagen simulada resultantes se puede ver en la Figura (13).

Existen diversos software de astronomía que presentan imágenes tanto reales como sintéticas de estrellas y cuerpos celestes. Un software utilizado en este trabajo es Starry Nighth (Corp., 2015), el cual permite mostrar estrellas en base a sus características como el rango de magnitud aparente o absoluta.

3.2. Procesamiento

Una de las etapas previas a la de identificación de estrellas es el procesamiento de las imágenes adquiridas, donde algoritmos de reducción del ruido, realce de imagen, umbralizado de la imagen, agrupamiento de estrellas y segmentación de estrellas se realizan para posteriormente obtener los centroides de las estrellas (Arbabmir *et al.*, 2014).

El procesamiento de la imagen es un factor principal que limita la precisión de la estimación de centroides, por consiguiente, la identificación de estrellas no obtendrá precisiones deseadas. La robustez de cada uno de los algoritmos es indispensable.

3.2.1. Reducción de Ruido)

El ruido en una imagen, degrada el proceso de búsqueda del centroide (Stone, 1989). Algunos de los ruidos que influyen en las imágenes se comentaron en la sección 3.1.3, a continuación se describirá cada uno de ellos:

- Corriente oscura. Este ruido se presenta debido a que es posible que electrones se liberen aún si no hay fotones inducidos. Esta liberación de los electrones es debido a que el sensor de imagen se encuentra en temperaturas diferentes de cero (Delabie *et al.*, 2013).
- Ruido de disparo. Es referido al ruido del foton, el cual es un ruido originado por el número discreto de fotones provenientes de una estrella (Delabie *et al.*, 2013).
- Ruido de fondo. Existen señales no conocidas que se adhieren a la señal recibida por el sensor de imagen. Algunos ejemplos de los ruidos que se suman son las señales de otros satélites, el destello solar, la luz de la luna, etc. Al tener diversos ruidos de fondo, crear un modelo para este se dificulta (Huffman, 2006).
- Ruido de cuantificación. Debido a que hay una conversión analógica-digital, se tiene una cantidad finita de bits a la que es redondeada el valor de la señal (Delabie *et al.*, 2013):

$$N_{niveles} = 2^{N_{niveles}} - 1. \quad (9)$$

Por ende, existe un error de cuantización que influye en la precisión final.

- Ruido de lectura. El ruido de lectura está relacionado con la inexactitud de conversión de electrones de la señal recibida por el sensor de imagen. Este ruido se encuentra en la conversión de electrones a voltaje análogo (Huffman, 2006)



Figura 14: Imagen de noche despejada por medio de sensor de imagen desde Tierra.

La suma de todos los ruidos aumentan la dificultad del reconocimiento de estrellas. Esto lo podemos ver en la Figura 14, donde la dificultad de reconocimiento recae en estrellas de magnitud aparente cercanas a 5. El reto de reducción de ruido de imagen es la eliminación de los pixeles ruidosos sin afectar pixeles donde se encuentran las estrellas.

Arbabmir *et al.* (2014) utilizan una técnica de filtraje de difusión anisotrópica (DA) y menciona filtros utilizados con frecuencia como filtros Gaussianos, Wiener y promediado.

3.2.1.1. Filtro Promedio

El filtro promedio es un filtro lineal que se encuentra dentro del dominio espacial. El proceso para filtrar una imagen consiste en aplicar en cada pixel de una imagen, una máscara de tamaño $N \times N$. La máscara es centrada en el pixel de interés, cada posición dentro de la matriz es multiplicada punto a punto y posteriormente sumadas para obtener un nuevo valor correspondiente al pixel (Gonzales y Woods, 1996).

El filtraje promedio utiliza la siguiente máscara $N \times N$:

$$Matriz_{N_N} = \begin{bmatrix} \frac{1}{N} & \frac{1}{N} & \dots & \frac{1}{N} \\ \frac{1}{N} & \frac{1}{N} & \dots & \frac{1}{N} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \frac{1}{N} & \frac{1}{N} & \frac{1}{N} & \frac{1}{N} \end{bmatrix}. \quad (10)$$

Por consiguiente, el valor de la imagen restaurada será el cálculo promedio aritmético de los pixeles dentro de la máscara. Usualmente se utilizan máscaras con N impar y no mayores a 9×9 .

3.2.1.2. Filtro Gaussiano

El filtro gaussiano es muy utilizado para suavizar imágenes. De igual forma que filtraje promedio, este filtro es lineal y se encuentra en el dominio espacial. La máscara se construye por medio de la siguiente ecuación:

$$G(x, y) = \exp^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}. \quad (11)$$

en donde x, y son las posición de la máscara y σ es la desviación estándar. El filtro es modelizado por una Gaussiana por lo que la intensidad de cada valor adyacente decrementa dependiendo de la distancia espacial. El filtro Gaussiano puede ser visto como un desenfoque de la imagen.

3.2.1.3. Filtro Wiener

A diferencia de los filtros anteriores, el filtro Wiener utiliza un modelo de ruido y señal estimado para minimizar el error cuadrático medio. Este filtro es eficaz cuando se tiene un ruido sistemático que puede ser modelado y se tiene conocimiento de la señal deseada.

Xu *et al.* (2012) utilizan el filtro Wiener para preservar los pixeles de la imagen, muestra que el filtro Wiener suprime significativamente el ruido.

3.2.1.4. Filtro difusión anisotrópica

Perona y Malik (1987) muestran una técnica de reducción de ruido utilizando un proceso de difusión. En el algoritmo utilizan un coeficiente de difusión y su objetivo es suavizar dentro de una región en vez de hacer un suavizado entre regiones. Con esto los límites de las regiones se agudizan.

Con el filtro de difusión anisotrópica se preservan líneas, contornos de un plano, esquinas y picos abruptos debido al suavizado intraregional (Arbabmir *et al.*, 2014).

3.2.2. corrección Gamma

El objetivo del procesamiento de una imagen es mejorar la imagen para incrementar la precisión en el cálculo de centroides. Existen diversos métodos para el realce de una imagen, entre estos métodos se encuentra la corrección Gamma.

La corrección Gamma (transformación ley-potencia) es una transformación en el dominio espacial de una imagen cuyo objetivo es la modificación del contraste de una imagen (Maini y Aggarwal, 2010). Su función de transferencia es la siguiente:

$$s = cr^\gamma. \quad (12)$$

en donde c es una constante y γ es el valor de corrección.

En esta tesis se implementó la corrección Gamma para observar el desempeño en la precisión de posición de centroide, hay que tener en cuenta que realizar esta transformación puede resaltar la intensidad del ruido.

3.2.3. Umbral de intensidad de imagen

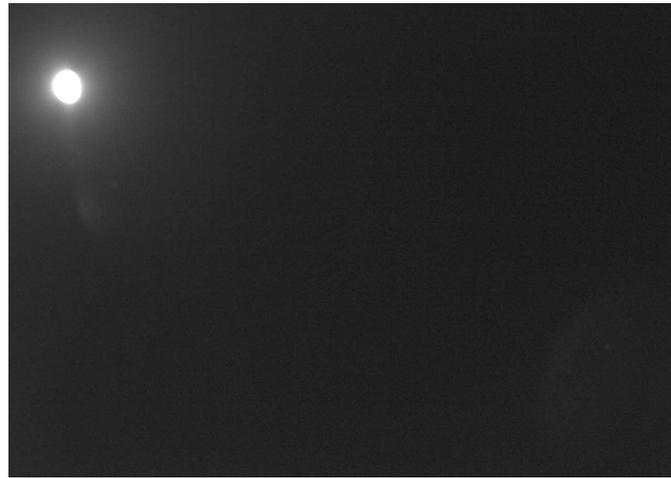
El filtraje ayuda a reducir el ruido más no a eliminarlo, por lo que intensidades bajas de ruido se encuentran presentes en la imagen. Stone (1989) define un nivel de umbral para eliminar las intensidades no pertenecientes a una estrella. El umbral es determinado por los niveles de fondo.

Liebe (2002) estima el valor del ruido de fondo utilizando los valores de pixeles de un marco oscuro. Y utiliza un umbral +5 veces la desviación estándar para evitar los falsos-positivos⁸. Entonces, si un valor de un pixel está por encima del umbral fijo, una estrella es detectada:

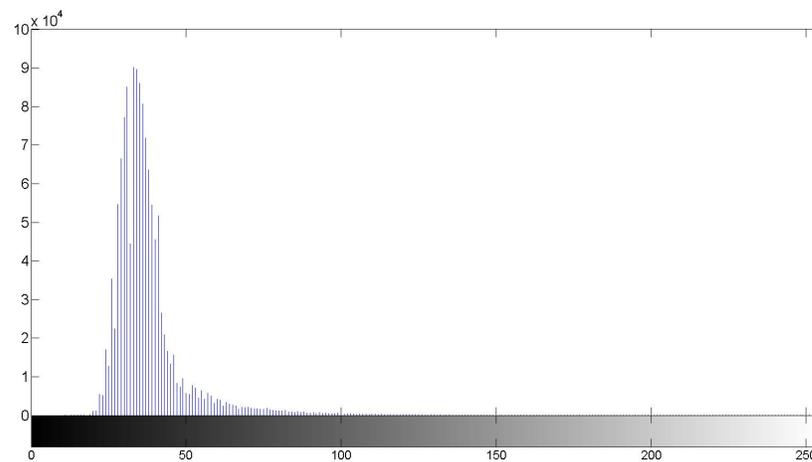
$$g(x, y) = \begin{cases} g(x, y) & \text{si } g(x, y) \geq \text{umbral} \\ 0 & \text{si } g(x, y) < \text{umbral} \end{cases}. \quad (13)$$

Arbabmir *et al.* (2014) demuestra que en algunas ocasiones el uso de un umbral fijo (global) no es práctico. Hay ocasiones en las que una parte del sensor se encuentra en saturación debido a destellos solares o el resplandor de la luna (Figura 15). Arbabmir *et al.* (2014) utilizan umbrales locales basados en las características locales de la imagen, esta técnica es conocida como umbral adaptativo.

⁸Detección de estrella en imagen cuando no la hay



(a)



(b)

Figura 15: (a) Imagen de noche con luna llena (b) histograma de imagen con luna llena

El umbral adaptativo se basa en el método Wellner (Wellner, 1993) el cual consiste en comparar cada pixel con el promediado de los pixeles vecinos. Se calcula el promedio de los último s valores de pixeles adquiridos. Si el valor actual es t por ciento menor que el promedio, el pixel toma el valor de 0 y en caso contrario toma el valor de 1. Wellner utiliza $t = 15$ y $s = 1/8$ del ancho de la imagen.

Bradley y Roth (2007) utilizan un método de umbral adaptativo basado en el método de Wellner, en vez de utilizar el promedio de la anchura de la imagen, utilizan una ventana de promediado $S \times S$ centrado en cada pixel.

3.2.4. Identificación de objetos en una imagen

La identificación de objetos consiste en el agrupamiento de píxeles en base a alguna característica conformando un objeto, en este caso una estrella. En el caso de imágenes binarias, los objetos son identificados por medio de operaciones de etiquetado por conectividad de píxeles (Di Stefano y Bulgarelli, 1999).

He *et al.* (2009) proponen cuatro clases de algoritmos diferentes que son los algoritmos multiescaneo, algoritmos de doble escaneo, algoritmos híbridos y algoritmos de tipo rastreo. Existe un quinto algoritmo, AbuBaker *et al.* (2007) presentaron un nuevo algoritmo de etiquetado de componentes por escaneo simple.

El algoritmo de escaneo simple, realiza un solo barrido de la imagen y comienza a etiquetar los píxeles vecinos correspondientes a un objeto. Este algoritmo analiza de forma iterativa los vecinos que se encuentran conectados hasta encontrar todos los píxeles de un objeto (AbuBaker *et al.*, 2007).

El algoritmo de escaneo doble, realiza un primer escaneo para asignar etiquetas a los píxeles encontrados analizando píxeles vecinos. El segundo escaneo asigna una misma etiqueta a regiones equivalentes.

Tanto el algoritmo multiescaneo como el híbrido, se basan en algoritmo de etiquetado por medio de escaneo de la imagen. En el algoritmo de multiescaneo, el barrido se realiza múltiples veces en ambas direcciones hasta que no existan cambios en los etiquetados. Mientras que en los algoritmos híbridos, se realiza el barrido múltiples veces y utiliza una tabla de equivalencias como el escaneo doble.

3.2.4.1. Algoritmo de Escaneo Simple

El procedimiento del algoritmo, como se comentó anteriormente, consiste en el barrido de la imagen siguiendo una serie de reglas (AbuBaker *et al.*, 2007):

- Al encontrar un píxel correspondiente a un objeto, analizar los 4 u 8 píxeles vecinos en sentido de las manecillas del reloj. En el caso de no tener vecinos diferentes de cero, el píxel es marcado con una etiqueta única.

- Al encontrar un pixel correspondiente a un objeto y este tiene vecinos diferentes de cero, el pixel es marcado con una nueva etiqueta. Posteriormente, el vecino es marcado con la misma etiqueta y analiza los vecinos repitiendo de forma iterativa hasta no encontrar vecinos conectados. Si tiene más de un vecinos, las coordenadas del pixel son guardadas para su posterior análisis.
- Si el vecino cuenta con una etiqueta diferente a la etiqueta actual, se asigna la etiqueta con el valor menos significativo y se unifican todas las etiquetas correspondientes.

3.2.4.2. Algoritmo de Escaneo Doble

El algoritmo de escaneo doble fue utilizado en esta tesis debido a su sencillez y bajo costo computacional. El algoritmo consiste en el siguiente procedimiento (He *et al.*, 2009):

1. Se realiza un barrido pixel por pixel de izquierda a derecha de arriba hacia abajo de la imagen.
2. Al encontrar un pixel correspondiente a un objeto (diferentes de 0). Se utiliza una máscara como se muestra en la Figura 16 y observa si existe alguna etiqueta previamente asignada.

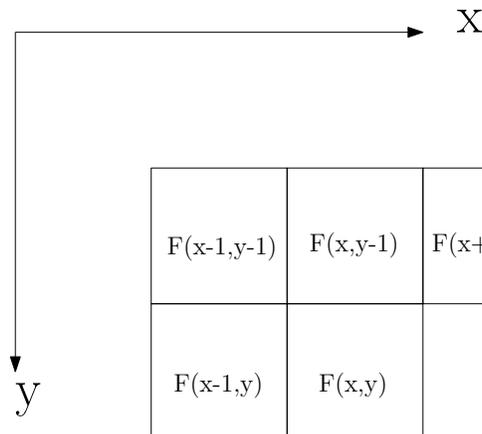


Figura 16: Máscara de conectividad utilizada (He *et al.*, 2009)

3. Si existe una etiqueta asignada dentro de la máscara, el pixel toma la misma etiqueta.

4. Si existen varias etiquetas asignadas dentro de la máscara, el pixel toma la etiqueta menor.
5. Un segundo barrido se realiza para asignar una misma etiqueta a vecinos con diferentes etiquetas. Usualmente la equivalencia de etiquetado se resuelve por medio de una tabla donde los valores de equivalencia entre dos vecinos fueron guardados durante el primer escaneo. En el segundo escaneo, se re-etiqueta el pixel utilizando el valor más bajo de la tabla de equivalencia realizado.

3.2.5. Región de interés (ROI)

El último paso antes del cálculo de los centroides de las estrellas, es la delimitación de una región de interés. Algunos algoritmos de identificación de estrellas aseguran que una imagen contenga al menos 3 estrellas dentro de un campo de visión. El cálculo de centroide se lleva a cabo para cada estrella, por lo que debemos separar las estrellas, o bien, crear regiones de interés (ROI) donde se realizará el cálculo a cada estrella.

La región de interés es una ventana centrada en el pixel central de los agrupamientos (estrellas detectadas). Todo pixel que se encuentra fuera de esta ventana tendrá un valor de 0. Las ventanas de interés tienen tamaño variable debido a que las estrellas de igual manera varían ya sea por la magnitud aparente de la estrella o el desenfoque realizado para hacer estimación de centroide a nivel sub-pixel.

Liebe (2002) remarca la importancia que tiene la utilización de una región de interés pequeña debido a la no homogeneidad que existe en los pixeles y el ruido. De igual manera, indica que el tamaño debe asegurar que la señal de la estrella se encuentre dentro de la ventana.

Capítulo 4. Métodos de cálculo de centroide

En capítulos anteriores observamos que una estrella es representada por una mancha de píxeles que tienen un comportamiento matemático descrito por la ecuación 4. Los píxeles no recaen sobre un solo píxel para mejorar la precisión por píxel. Posteriormente, se presentaron diversos algoritmos para el procesamiento de la imagen como la reducción de ruido, agrupamiento de píxeles que conforman las estrellas y crear regiones de interés sobre las estrellas. A lo largo de este capítulo, se mostrarán los diversos métodos utilizados para el cálculo de centroide de estrellas.

El cálculo de centroide es realizado en cada una de las regiones de interés creadas. El error de actitud de un sensor de estrellas depende significativamente de la precisión de los algoritmos que estiman los centroides de las estrellas en el plano focal (Vandersteen, 2012).

Auer y van Altena (1978) presentaron 2 técnicas para el cálculo de centroides, utilización de momentos y ajuste de funciones de distribución. Las técnicas presentadas son algoritmos para una dimensión por lo que se realizaban marginales antes de realizar los cálculos de centroides. De igual manera, Stone (1989) compara cinco algoritmos de cálculo de centroide para una sola dimensión. Los algoritmos eran:

- Ajuste de mínimos cuadrados utilizando una función Gaussiana
- Momentos
- Modificaciones de algoritmo de momentos
- mediana
- Búsqueda derivativa.

Del método de momentos también referido como Centro de gravedad (CoG), tiene métodos variantes como centros de gravedad ponderado e iterativo. De igual forma, el ajuste de mínimos cuadrados por medio de una función Gaussiana, se presenta para dos dimensiones (Delabie *et al.*, 2013).

La elección de los algoritmos tiene un gran compromiso debido a sus ventajas y desventajas, las cuales se presentan en el siguiente capítulo. La elección del algoritmo del cálculo de centroide varía mucho en la literatura. El método de primer momento y sus variantes, son utilizados por autores como Birnbaum (1996), Pham *et al.* (2013), Liebe (2002), Jiang *et al.* (2009), Arbabmir *et al.* (2014) entre otros. Por otro lado, Yang *et al.* (2009) y Quine *et al.* (2007) utilizan el método de ajuste de mínimos cuadrados utilizando una función gaussiana. La comparación entre ambos métodos de cálculo de centroide se ha realizado por Stone (1989), Fosu *et al.* (2004), Thomas *et al.* (2006) y Kolomenkin *et al.* (2008).

4.1. Familia de primer momento

El centroide de un objeto depende de la forma de este, en el caso de señales de estrellas, depende de los valores de intensidad obtenidos por el sensor de imagen. Debido a los diversos ruidos y naturaleza del sistema, la distribución de intensidad de una estrella captada por el sensor de imagen no es perfectamente como el modelado descrito en la sección 2.3.3.

4.1.1. Primer Momento (CoG)

El método de primer momento es muy utilizado debido a la robustez y baja complejidad lo que lleva a tiempo de procesamiento muy bajo. El cálculo de posición de estrella será la aplicación de la técnica de primer momento a la intensidad recibida por la estrella.

El primer momento puede ser aplicado directamente al arreglo bi-dimensional o al marginal de la distribución obtenida. Las ecuaciones para el cálculo de primer momento de la imagen para obtener el centroide de la estrella son las siguientes (Delabie *et al.*, 2013):

$$x_c = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m x_{ij} I_{ij}}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m I_{ij}}, \quad (14)$$

$$y_c = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m y_{ij} I_{ij}}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m I_{ij}}, \quad (15)$$

en donde (x_c, y_c) corresponde al centroide de la imagen, (x_{ij}, y_{ij}) son las posiciones (i, j) del pixel, I_{ij} es la intensidad del pixel (i, j) , n y m es el tamaño de la ventana de región de interés.

Uno de los problemas del primer momento es la sensibilidad al ruido de fondo (Delabie *et al.*, 2013). Para mejorar la precisión, Stone (1989) presenta una modificación al método de primer momento donde determina un nivel de fondo b y sigue las siguientes reglas:

$$\begin{aligned} I_{i,j} &= I_{i,j} - b & \text{si } I_{i,j} \geq T \\ I_{i,j} &= 0 & \text{si } I_{i,j} < T \end{aligned}$$

donde T es el nivel de umbral elegido, Stone (1989) elige el umbral a 3σ por encima del fondo una vez filtrado, donde σ es la desviación estándar de la imagen.

4.1.2. Primer Momento ponderado (wCoG)

El método de primer momento ponderado se asemeja al método anterior, este método utiliza una función ponderada w_{ij} la cual asigna valores a ciertas posiciones de píxeles. La ecuación de primer momento con función ponderada es (Vyas Akondi, 2010):

$$(X_c, Y_c) = \left(\frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m x_{ij} w_{ij} l_{ij}}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m w_{ij} l_{ij}}, \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m y_{ij} w_{ij} l_{ij}}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m w_{ij} l_{ij}} \right). \quad (16)$$

La función ponderadora w_{ij} es elegida dependiendo de la forma de intensidad recibida. Por lo tanto, se escoge una función Gaussiana que se asemeja a la forma de una estrella. Tendremos entonces que la función de ponderación tiene la siguiente forma (Delabie *et al.*, 2013):

$$w(x, y) = a \exp \left[- \left(\frac{(x - x_b)^2}{2\sigma_x^2} + \frac{(y - y_b)^2}{2\sigma_y^2} \right) \right], \quad (17)$$

en donde (x_b, y_b) corresponde a la posición donde se encuentra el pixel con mayor intensidad, (σ_x, σ_y) son la desviación estándar determinadas por la anchura a media altura (fwhm) y a es la magnitud de intensidad máxima. La anchura a media altura corresponde al valor de anchura entre los dos puntos donde la función Gaussiana tiene el valor medio máximo. Por último, las desviaciones estándar se pueden calcular con la siguiente ecuación (Delabie *et al.*, 2013):

$$\sigma = \frac{\text{fwhm}}{2\sqrt{2 \log 2}} \quad (18)$$

El cálculo de primer momento ponderado aumenta la complejidad pero de igual manera aumenta la robustez y precisión al utilizar los pesos estimados del modelo de una estrella. La desventaja es que el método requiere mayor procesamiento computacional.

4.1.3. Primer Momento iterativo (IWCoG)

El método del primer momento iterativo se basa en el primer momento ponderado. Los centroides se calculan iterativamente, donde la función ponderadora es modificada a cada iteración y se centra en los nuevos centroides calculados en la iteración pasada. Las ecuaciones que describen el método de primer momento iterativo son las siguientes (Vyas Akondi, 2010):

$$(x_c^n, y_c^n) = \left(\frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m x_{ij} w_{ij}^n l_{ij}}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m w_{ij}^n l_{ij}}, \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m y_{ij} w_{ij}^n l_{ij}}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m w_{ij}^n l_{ij}} \right) \quad (19)$$

y la función ponderadora tendrá la siguiente forma:

$$w^n(x, y) = a \exp \left[- \left(\frac{(x - x_b^{n-1})^2}{2\sigma_x^2} + \frac{(y - y_b^{n-1})^2}{2\sigma_y^2} \right) \right]. \quad (20)$$

En la primera iteración, tendremos que la función ponderadora será igual a la ecuación 17. Toda técnica de iteración lleva problemas como la saturación de desempeño, convergencia no uniforme y alto procesamiento (Vyas Akondi, 2010). En esta tesis, se realizaron iteraciones hasta obtener una convergencia de 0.001 píxeles de la iteración anterior.

4.2. Familia de Ajuste Gaussiano

El método de ajuste Gaussiano se refiere al uso de la técnica de ajuste por mínimos cuadrados empleando una función Gaussiana. El ajuste de mínimos cuadrados es una técnica de optimización matemática, es decir, se intenta buscar una función que se aproxime a los datos adquiridos por el sensor de imagen. El ajuste de mínimos cuadrados es

la minimización de la suma de cuadrados de la diferencia de los valores adquiridos y la función.

4.2.1. Ajuste de mínimos cuadrados Gaussiano (1D)

Para realizar ajuste de mínimos cuadrados para una dimensión, Se debe calcular el marginal de cada eje. Por lo que la intensidad de pixeles en la misma coordenada x es sumada:

$$M_{x_i} = \sum_{j=1}^m I_{x_i, y_j}, \quad (21)$$

$$M_{y_j} = \sum_{i=1}^n I_{x_i, y_j}, \quad (22)$$

en donde M_x, M_y corresponde a los marginales de los ejes x, y , I_{x_i, y_j} corresponde a la intensidad del pixel en la posición (i, j) y n, m corresponde a al tamaño $n \times m$ de la región de interés. El problema de mínimos cuadrados se define como (Delabie *et al.*, 2013):

$$\text{mín } S(\beta) = \sum_{i=1}^n [M_{x_i} - f(x_i, \beta)]^2, \quad (23)$$

$$\text{mín } S(\beta) = \sum_{j=1}^m [M_{y_j} - f(y_j, \beta)]^2, \quad (24)$$

en donde $\beta = (a, x_c, \sigma_x)$ son los parámetros de la función la cual debe ajustarse a la información, M_{x_i}, M_{y_j} son los marginales de la imagen y n, m es el tamaño de la región de interés. La función $f(y_j, \beta)$ se define como:

$$f(x_i, \beta) = a \exp \left[-\frac{(x_i - x_c)^2}{2\sigma_x^2} \right], \quad (25)$$

$$f(y_j, \beta) = a \exp \left[-\frac{(y_j - y_c)^2}{2\sigma_y^2} \right]. \quad (26)$$

Al obtener los parámetros β cuya función se ajuste mejor a los datos obtenidos, obtendremos los centroides de la estrella.

4.2.2. Ajuste de mínimos cuadrados Gaussiano (2D)

El ajuste de mínimos cuadrados para dos dimensiones es más complejo debido a que se realiza un ajuste de una Gaussiana de dos dimensiones al arreglo de datos (imagen). La complejidad aumenta pero el uso de marginales no es necesario. El problema de mínimos cuadrados será de la forma (Delabie *et al.*, 2013):

$$\text{mín } S(\beta) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m [I_{x_i, y_j} - f(x_i, y_j, \beta)]^2, \quad (27)$$

en donde $\beta = (a, x_c, y_c, \sigma_x, \sigma_y)$ corresponde a los parámetros de la función la cual debe ajustarse a la información, I_{x_i, y_j} es la intensidad del pixel en la posición (i, j) y n, m es el tamaño de la región de interés. La función de ajuste $f(y_j, \beta)$ se define como:

$$f(x_i, y_j, \beta) = a \exp \left[-\frac{(x_i - x_c)^2}{2\sigma_x^2} \right] \exp \left[-\frac{(y_j - y_c)^2}{2\sigma_y^2} \right]. \quad (28)$$

Delabie *et al.* (2013) utilizan el algoritmo de Levenberg-Marquardt para resolver el problema de mínimos cuadrados. El algoritmo de Levenberg-Marquardt es una técnica

para resolver mínimos cuadrados no lineales. Yang *et al.* (2009) aplica el logaritmo natural en ambos lados para linealizar, por lo que la ecuación puede ser escrita de la siguiente forma:

$$\ln f(x, y) = -\frac{1}{2\sigma^2}(x^2 + y^2) + \frac{x_c}{\sigma^2}x + \frac{y_c}{\sigma^2}y + \left[\ln \frac{k}{2\pi\sigma^2} - \frac{x_c^2 + y_c^2}{2\sigma^2} \right]. \quad (29)$$

Definiendo los parámetros, tendremos:

$$a_1 = -\frac{1}{2\sigma^2}, \quad (30)$$

$$b_1 = \frac{x_c}{\sigma^2}, \quad (31)$$

$$c_1 = \frac{y_c}{\sigma^2}, \quad (32)$$

$$d_1 = \ln \frac{k}{2\pi\sigma^2} - \frac{x_c^2 + y_c^2}{2\sigma^2}. \quad (33)$$

Por último, podemos reescribir en una ecuación lineal, la cual puede ser resuelta utilizando una regresión de mínimos cuadrados lineal:

$$\ln f(x, y) = a_1(x^2 + y^2) + b_1x + c_1y + d. \quad (34)$$

En el procesamiento computacional, los métodos de ajuste Gaussiano utilizan iteraciones para encontrar los valores óptimos que minimicen el problema. Por lo que se presentan problemas de saturación de desempeño, convergencia no uniforme y alto procesamiento.

4.3. Métodos híbridos

Usualmente, los métodos de ajuste Gaussiano tienden a realizar mayor número de iteraciones cuando la estimación inicial no es muy precisa. Lo que lleva tiempos de procesamiento muy extensos.

Delabie *et al.* (2013) proponen realizar métodos híbridos donde la primera estimación se realice por medio de método de primer momento. Así el número de iteraciones a realizar en el ajuste será considerablemente menor reduciendo procesamiento y tiempo computacional así como el ahorro de energía.

Capítulo 5. Implementación y análisis de resultados

A lo largo de este capítulo, se mostrarán las diversas implementaciones realizadas para la validación y observación de desempeño de los algoritmos creados para el cálculo de los centroides descritos en el capítulo anterior. De igual forma, se analizarán a detalle los resultados obtenidos de las implementaciones.

5.1. Imágenes sintéticas

Las imágenes sintéticas fueron explicadas en la sección 3.1.3. Para poder simular el desempeño de los futuros algoritmos, la imagen sintética tiene variables de entrada que nos permiten modificar el ruido y observar el desempeño de los algoritmos.

Si observamos en la Figura 17(d), la imagen cuenta con muy bajo ruido lo que hace posible distinguir fácilmente las estrellas generadas. Por otro lado, la Figura 17(b) se le agregó un ruido alto lo que hace que hasta las estrellas más brillantes no se distingan. En la figura 17(c) se tiene un ruido medio a comparación de los anteriores, las estrellas más tenues son cubiertas por el ruido por lo que no es posible distinguir, y para estrellas brillantes si es posible distinguir.

En imágenes de estrellas, la señal a ruido ronda en los 28 dB dependiendo de la calidad del sensor de imágenes y la óptica utilizada. Por lo tanto, para el desempeño de los algoritmos, utilizaremos imágenes con ruido del rango de 20 dB a 30 dB.

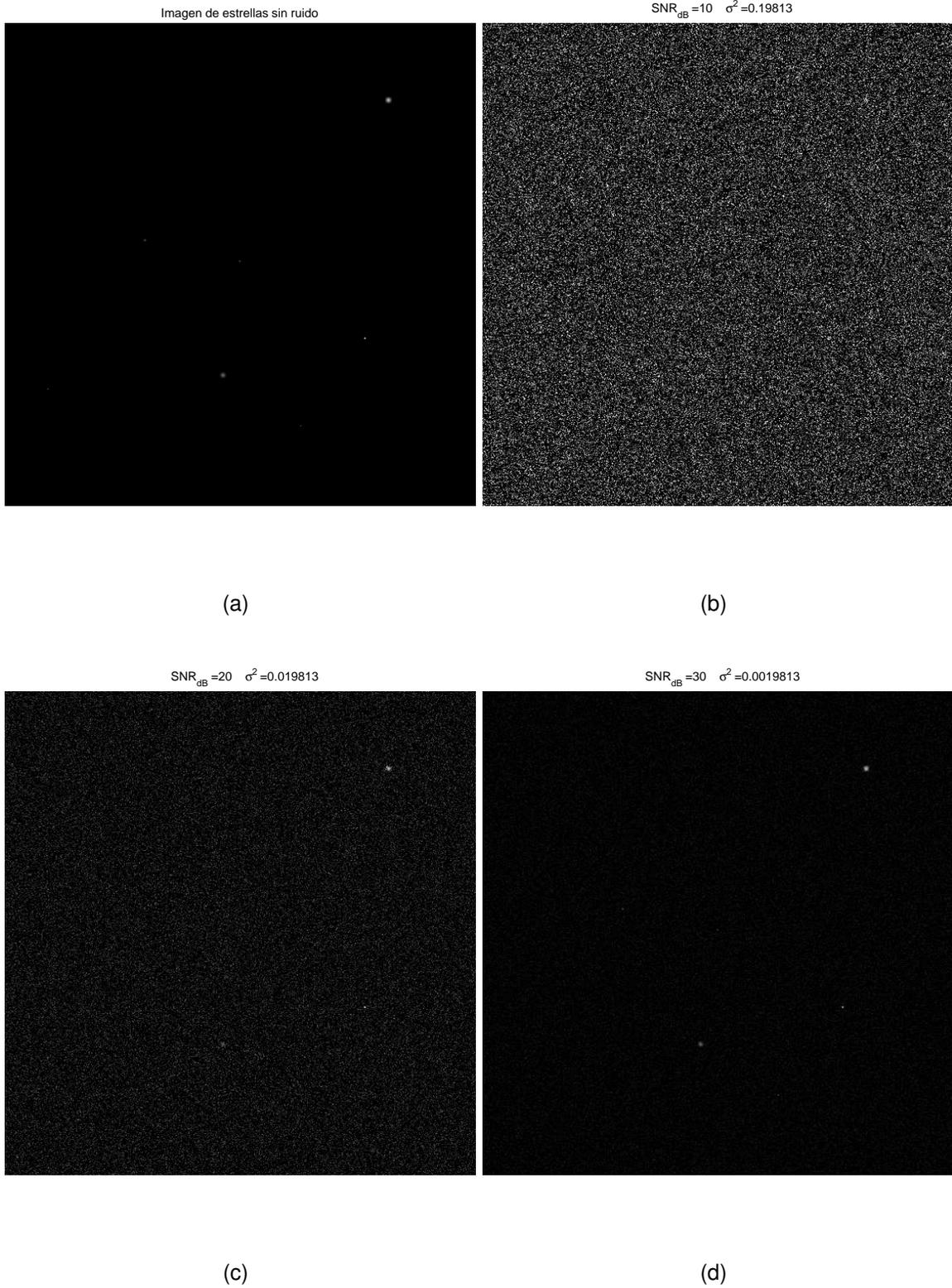


Figura 17: Imágenes de estrellas sintéticas con 10 estrellas (a) Imagen original sin ruido (b) Imagen con ruido inducido $SNR_{dB} = 10$ (c) Imagen con ruido inducido $SNR_{dB} = 20$ (d) Imagen con ruido inducido $SNR_{dB} = 30$.

5.2. Filtrado de imágenes y umbral de fondo

El filtrado digital de una imagen es un proceso de suma importancia debido a la reducción significativa del ruido aditivo por diversas fuentes. Se crearon diversos filtros, filtro promedio, mediana, Gaussiano y filtrado Wiener.

De la Figura 17 podemos observar diferentes ventajas y desventajas de cada filtro. A continuación se presenta la tabla 2 donde muestra las diferentes características obtenidas para cada uno de los filtros realizados.

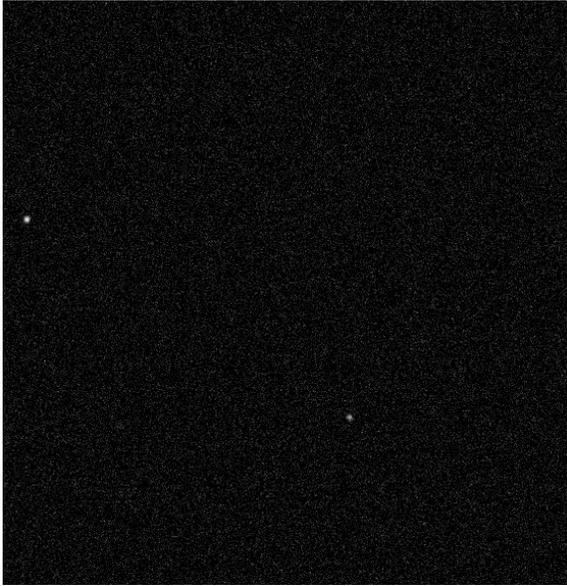
Tabla 2: Análisis de diversos filtros utilizados

	Promedio 3 × 3	Promedio 5 × 5	Mediana 3 × 3	Mediana 5 × 5	Gaussiana 3 × 3	Wiener 3 × 3
Reducción ruido de fondo	alto	alto	medio	alto	bajo	bajo
Intensidad de fondo	$< 3\sigma$	$< 3\sigma$	$< 4\sigma$	$< 3\sigma$	$< 6\sigma$	$< 8\sigma$
Eliminación estrellas tenues	no	no	no	si	no	no
Reducción de intensidad general	medio	alto	medio	alto	bajo	bajo
Diferenciación estrella tenue y ruido	si	si	si	no	no	no

De los diversos filtros utilizados, podemos resaltar el filtro promedio y el filtro mediana con ventana de 5×5 . Estos dos tipos de filtros reducen el ruido en un orden menor de 3σ , pero el filtro mediana 5×5 filtra estrellas tenues por lo que no existirá diferenciación y las estrellas tenues no serán detectadas. EL filtro mediana 3×3 tiene ventajas similares al filtro promedio, solamente que su nivel de intensidad de ruido esta en el orden de una σ por encima del filtro promedio.

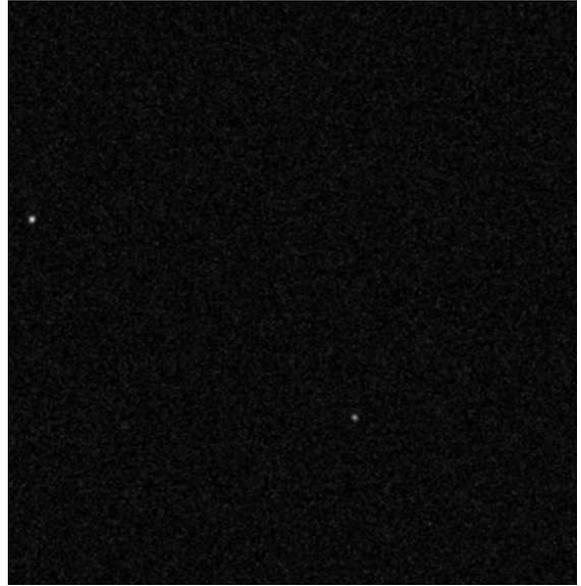
El umbral de ruido de fondo va de la mano con el filtrado de una imagen. Como se observa en la tabla 2 algunos filtros requieren aumentar su umbral de fondo hasta 5σ para no detectar el ruido mientras que otros solamente con 3σ es suficiente para eliminar el ruido. Liebe (2002) utiliza 5 veces la desviación estándar para evitar falsos positivos, por

$SNR_{dB} = 25$ $\sigma^2 = 0.012717$



(a)

Filtro promedio 3x3



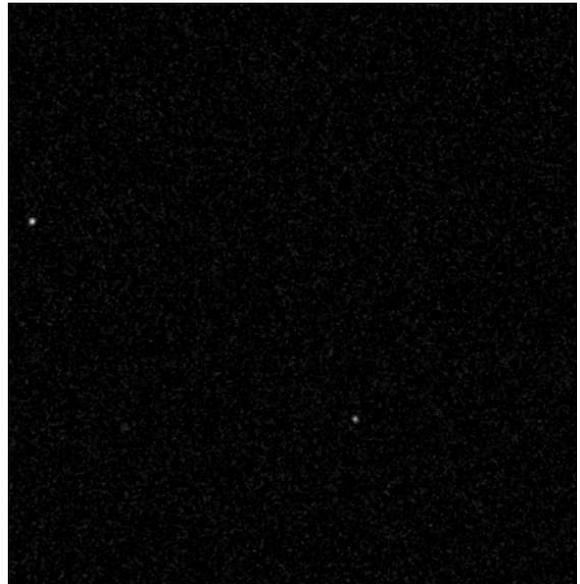
(b)

Filtro promedio 5x5



(c)

Filtro mediana de ventana 3x3



(d)

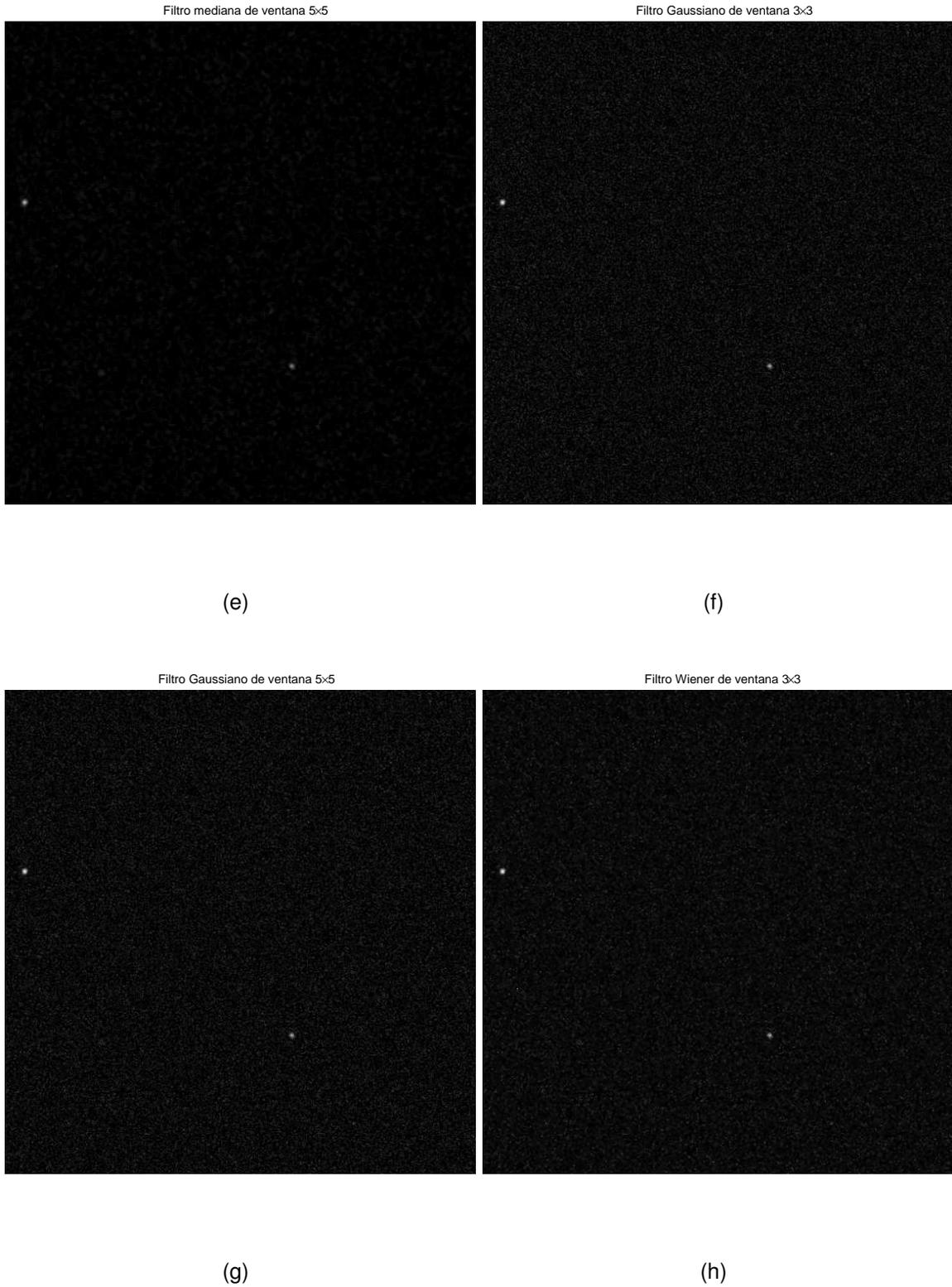


Figura 17: Comportamiento de filtros en imagen con ruido adherido - $SNR_{dB} = 25$ (a) Imagen original (b) Filtro promedio 3x3 (c) Filtro promedio 5x5 (d) Filtro mediana 3x3 (e) Filtro mediana 5x5 (f) Filtro Gaussiano 3x3 (g) Filtro Gaussiano 5x5 (h) Filtro Wiener 3x3.

otro lado es importante observar las intensidades de las estrellas debido a que el filtrado puede atenuar el valor de intensidad eliminando estrellas tenues. Existe un compromiso entre la eliminación de ruido sin falsos-positivos y eliminación de estrellas tenues.

Cada filtro tiene comportamiento diferente por lo que el umbral de fondo puede variar. En el caso del filtro promedio 3×3 el cual presenta mayores ventajas en atenuación de ruido y detección de estrellas tenues, un umbral de 3σ es suficiente para detectar estrellas tenues y eliminar el ruido (estrellas tenues con comportamiento similar al ruido no son detectadas).

5.3. Detección Objetos (Starry Night)

Del Software Starry Night, se guardaron imágenes de un campo de visión fijo de $20^\circ \times 20^\circ$ a diferentes rangos de magnitud aparente. El software es capaz de mostrar rangos dinámicos de estrellas, típicamente las cámaras tienen rangos dinámicos variables que se escogen entre 1-10 magnitud aparente. Para el desarrollo se utilizaron imágenes con rangos de magnitud 1 hasta 10. Las imágenes utilizadas se sometieron a filtraje, umbral de fondo y agrupamiento de objetos (identificación de objetos en la imagen) para obtener la cantidad de estrellas detectadas por los algoritmos creados.

El objetivo de la utilización de imágenes a diferentes magnitudes es para ver el desempeño de detección de nuestros algoritmos. Lo ideal será obtener el 100 % de las estrellas sin importar la magnitud de estas, pero al realizar el filtraje de una imagen, las estrellas más tenues son filtradas debido a su similitud de intensidad con el ruido. Por lo tanto, se obtendrá la magnitud aparente máxima de detección para nuestros algoritmos.

Vandersteen *et al.* (2011) reducen su catálogo de estrellas utilizando solo estrellas con magnitud menor a 5.3 y asegura 3 estrellas en un campo de visión de $20^\circ \times 20^\circ$. Para este caso, nuestro algoritmo debe ser capaz de detectar hasta una magnitud de 5.3. Al someter las imágenes sintéticas a nuestros algoritmos obtuvimos los resultados reflejados en la Figura 18.

De los diversos filtros podemos resaltar la eficiencia de detección del filtro promedio 3×3 , Gaussiano y Wiener. Tenemos una eficiencia del 100 % en todas las magnitudes

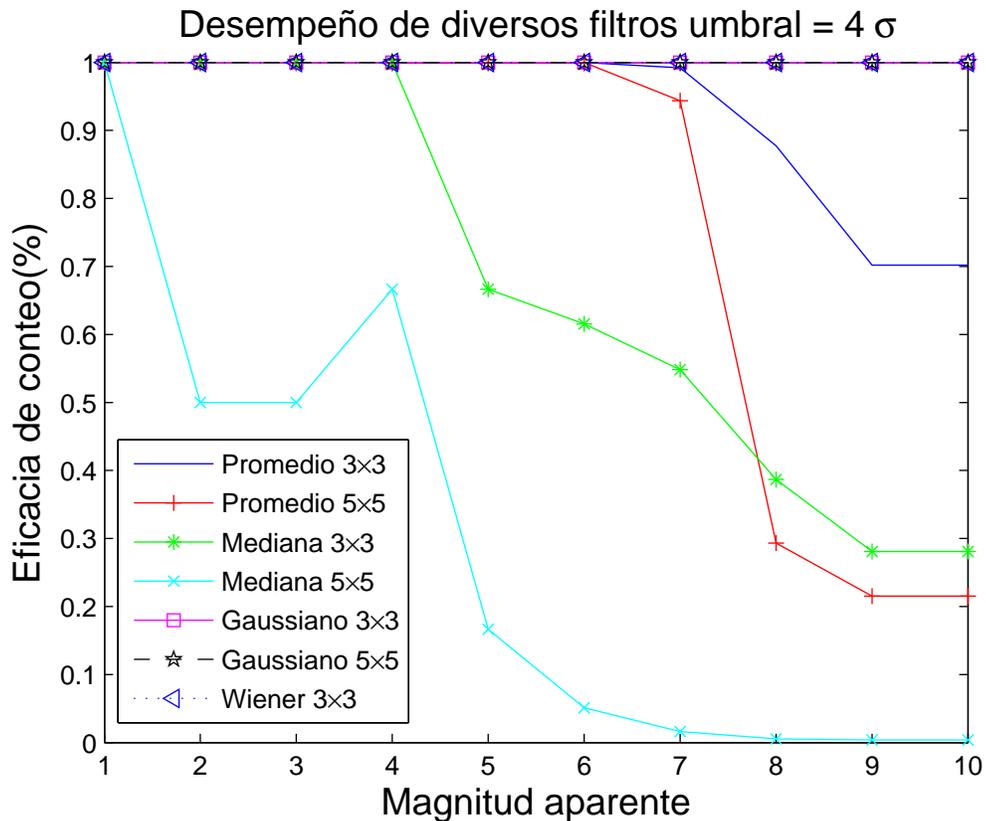


Figura 18: Eficiencia de algoritmos para detección de objetos a un umbral de 4σ .

para los filtros Gaussiano y Wiener mientras que el filtro promedio baja hasta un 70% de detección para magnitudes por encima de 8.

En las imágenes adquiridas del software Starry Night, las imágenes no contienen ruido, imágenes de estrellas ideales. De igual forma, no existe ningún desenfoque de las estrellas teniendo estrellas contenidas en 1 solo pixel. Por esto anterior, el filtro mediana no detecta ninguna estrella. El idealismo de las imágenes sintéticas beneficia a los filtros Gaussiano y Wiener elevando su eficacia. Por otro lado, el filtro promedio elimina las estrellas muy ténues debido al promediado de intensidades bajas.

De igual forma, podemos destacar al filtro promedio por su desempeño en detección de estrellas hasta una magnitud de 8 y eliminación de intensidades bajas por la posible confusión con ruido aditivo (falsos positivos).

5.4. Validación de algoritmos de cálculo de centroide

La validación de los centroides se realizó por medio de imágenes sintéticas ideales, es decir, sin ningún ruido. Se realizaron 100,000 simulaciones conteniendo una estrella sin ruido, a los cuales se le aplicaron los algoritmos de procesamiento de imagen antes de realizar el cálculo de centroide.

Tabla 3: Validación de algoritmos de centroide

	$Error_x$	$Error_y$
CoG	0.000	0.000
wCoG	0.000	0.000
iwCoG	0.000	0.000
Gaus Fit 1D	0.000	0.000
Gaus Fit 2D2	0.000	0.000

Los datos presentados en la tabla 3 muestran el error que existe entre el centroide verdadero de la estrella y el centroide calculado. Debido a que todos los algoritmos no presentan ninguna diferencia, se puede concluir que los algoritmos obtienen los centroides exactos validando su funcionamiento en condiciones ideales.

5.5. Sensibilidad de algoritmos a diferentes regiones de interés (ROI)

Es importante observar el comportamiento de los algoritmos de cálculo de centroide al variar la región de interés. Al aumentar la región de interés, no solo limitándola a la estrella, tomamos pixeles correspondientes al fondo y ciertas intensidades del límite de la estrella.

Para observar el comportamiento de los algoritmos con respecto a la variación de la región de interés, se simularon 10,000 estrellas para cada región de interés y se calculó el centroide utilizando previamente los algoritmos de procesamiento de imágenes. Se tomó en cuenta un ruido medio de $SNR_{dB} = 28$, un filtro promedio de 3×3 y un umbral de fondo a 4σ . Las regiones de interés se tomaron basados en la estrella exacta, y se fue incrementando la región de interés 2 pixeles (1 pixel por lado).

En la Figura 19 podemos observar la estabilidad a diferentes regiones de interés de los algoritmos de cálculo de centroide. El algoritmo de primer momento (CoG) tiene una estimación del centroide que se iguala con la mayoría de los algoritmos pero al tomar pixeles que cuenten con ruido de fondo, pierde la precisión por lo que el método de primer momento es sensible a ruido de fondo. Por otro lado, los algoritmos de ajuste Gaussiano y primer momento iterativo tienen mucha estabilidad con respecto a la región de interés. La estabilidad se presenta cuando la pendiente $m \rightarrow 0$.

La utilización de la región de interés es muy importante para el algoritmo de primer momento. Si se desea utilizar el algoritmo de primer momento para el cálculo de centroide, se debe tener un algoritmo capaz de limitar solo la intensidad de la estrella. Por otro lado, si se tiene la capacidad de alto procesamiento, el uso de ajuste Gaussiano tiene la robustez ante la región de interés y menor error en el cálculo de centroide.

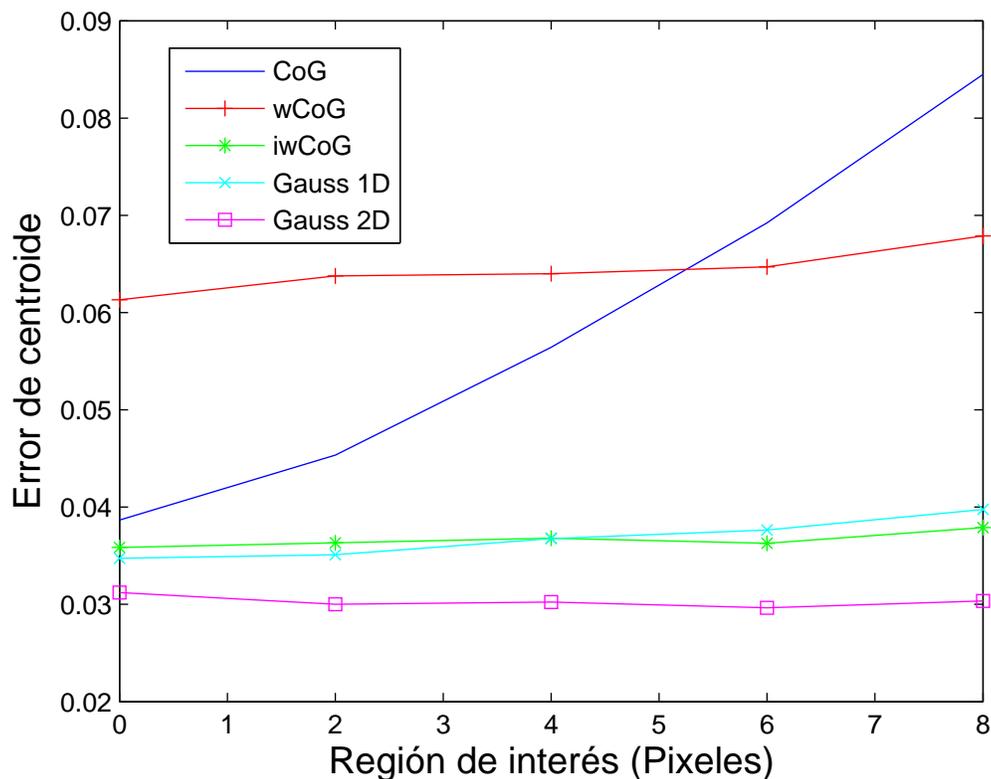


Figura 19: Error de centroides al varia la región de interés

5.6. Desempeño de algoritmo de cálculo de centroides a diferentes relaciones Señal a ruido

Es importante conocer el comportamiento de precisión con respecto al orden de ruido aditivo. Para obtener dicho comportamiento, se realizó simulación de 100,000 estrellas a diferentes relaciones señal a ruido. El rango de simulación de señal a ruido es de 24 a 32 dB con la utilización de un filtro promedio 3×3 y un umbral a 4σ .

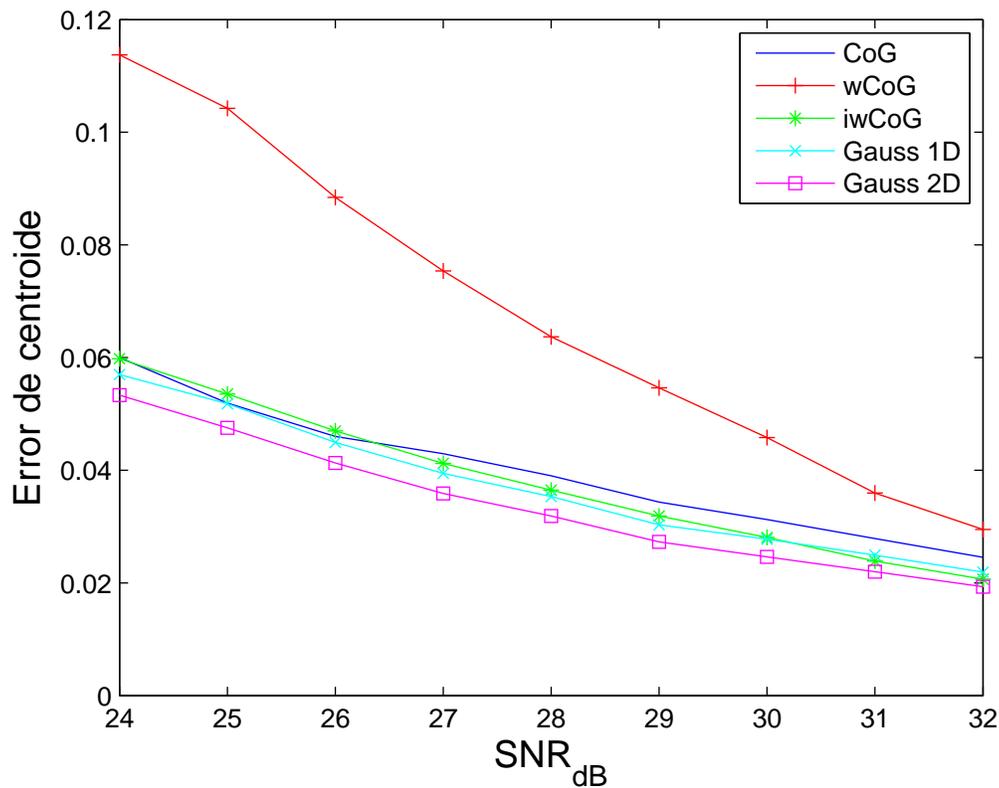


Figura 20: Error de precisión de centroides de diferente señal a ruido

De la Figura 20, podemos observar que el algoritmo de ajuste Gaussiano de dos dimensiones muestra mayor precisión a cualquier señal a ruido. Por otro lado los algoritmos de primer momento son sensibles a la cantidad de ruido aditivo. Cuando la relación señal a ruido es muy baja, el problema recae en los algoritmos de procesamiento de imágenes y detección de estrellas. Cuando la señal a ruido es muy elevada, todos los algoritmos caen por debajo de 0.04 píxeles de error.

5.7. Cálculo de centroide utilizando diferentes filtros

En las secciones anteriores, se obtuvieron el comportamiento de los diversos filtros para detección de estrellas. Ahora se busca obtener el error de centroide con respecto al filtro utilizado, por lo que se realizó la simulación de 10,000 estrellas con ruido aditivo medio $SNR_{dB} = 28$. Se utilizaron filtros promedio, mediana, Gaussiana y Wiener previos al cálculo de centroide con una región de interés justo al tamaño de la estrella y un umbral de fondo de 4σ .

Tabla 4: Error de centroide con el uso de diversos filtros

	Promedio 3×3		Mediana 3×3		Gaussiano 3×3		Wiener 3×3	
	$Error_x$	$Error_y$	$Error_x$	$Error_y$	$Error_x$	$Error_y$	$Error_x$	$Error_y$
CoG	0.040	0.039	0.086	0.085	0.125	0.125	0.163	0.164
wCoG	0.016	0.016	0.060	0.059	0.090	0.087	0.174	0.170
iwCoG	0.027	0.027	0.065	0.064	0.094	0.094	0.135	0.135
Gaus Fit 1D	0.032	0.032	0.074	0.074	0.107	0.108	0.143	0.144
Gaus Fit 2D2	0.030	0.030	0.068	0.068	0.099	0.099	0.130	0.131

Si observamos detenidamente los valores de la Tabla 4, podemos destacar que el filtro promedio 3×3 presenta la mejor precisión ante los filtros mediana, Gaussiano y Wiener. La diferencia entre el método de promedio y Wiener se encuentra en alrededor del orden de 0.1 pixel de diferencia en precisión.

5.8. Precisión de algoritmos de centroides con parámetros óptimos

Se realizaron diversos análisis para obtener los parámetros óptimos para los diversos algoritmos de pre-procesamiento como es el filtrado, nivel de umbral y detección de estrellas. Una vez obtenidos los parámetros ideales, se realizó una simulación de 1,000,000 de estrellas con un ruido medio de $SNR_{dB} = 26$ utilizando un filtro promedio 3×3 , un umbral de fondo de 4σ y la región de interés justamente en el tamaño de la estrella. A continuación se muestra una tabla con los resultados de la simulación:

Tabla 5: Estadística de error de centroide en parámetros óptimos

	$Error_x$	$Error_y$
CoG	0.038	0.039
wCoG	0.064	0.062
iwCoG	0.036	0.036
Gaus Fit 1D	0.035	0.035
Gaus Fit 2D2	0.031	0.031

De los resultados presentados en la Tabla 5 se puede destacar que el mejor algoritmo es el ajuste Gaussiano de dos dimensiones y el menos preciso es el primer momento ponderado. Podemos resaltar que la diferencia de precisión entre los algoritmos es de orden bajo y la diferencia de costo computacional si tiene un gran peso debido a la iteratividad que existe en algunos métodos.

El algoritmo de primer momento tiene una precisión semejante a la de primer momento iterativo y ajuste Gaussiano en una dimensión, a diferencia de un procesamiento computacional ligero y sencillo.

Capítulo 6. Conclusiones y trabajo a futuro

6.1. Conclusiones

En esta tesis se obtuvo un análisis de desempeño de algoritmos de procesamiento de imágenes para reducción de ruido, mejora de imagen de estrellas, cálculo del umbral de fondo para el posterior agrupamiento de estrellas y detección, creación de regiones de interés para limitar los algoritmos únicamente a las intensidades provenientes de las estrellas, y algoritmos para el cálculo de centroide.

Antes de realizar el desempeño de los algoritmos, se comenzó con la creación de imágenes de estrellas sintéticas para simular imágenes reales debido a la falta de imágenes estrellas reales cuyo centroide exacto es conocido. Dado que el objetivo principal es la simulación de imágenes reales, se agregó ruido Gaussiano a diversas señales a ruido para simular los diversos ruidos aditivos en los medios reales como el ruido de corriente oscura, corriente de disparo, entre otros.

Posterior a la creación de imágenes sintéticas, se comenzó con el análisis de los algoritmos de procesamiento de imagen para la búsqueda de los parámetros óptimos. El primer parámetro es el tipo de filtrado a utilizar para la reducción de ruido. Donde el filtro promedio 3×3 presentó el mejor desempeño debido a su alto nivel de reducción de ruido de fondo sin reducir la intensidad de estrellas. También muestra diferenciación entre estrellas tenues y ruido por lo que la detección de objetos es eficaz.

Aunado al análisis de filtros, se obtuvieron los desempeños de detección de objetos realizados por los algoritmos de filtrado, umbral de fondo y agrupamiento de estrellas. Donde el filtro tiene un papel importante debido a la eliminación de estrellas tenues debido al parecido con ruido aditivo. Teniendo de nuevo el filtro promedio 3×3 como el filtro óptimo para detección de estrellas. De igual forma, se obtuvo la detección de estrellas de brillantez 8 con una eficacia del 70 %.

La región de interés o ventaneo de las estrellas es otro parámetro que influye directamente en la precisión del error del centroide. Para observar su influencia, se realizaron simulaciones de cálculo de centroide con los diversos métodos variando el tamaño de la

región de interés. De los resultados obtenidos, se tiene que el método de ajuste Gaussiano en dos dimensiones tiene la mayor estabilidad por lo que no influye el tamaño de la región de interés en el cálculo de centroide. Por otro lado, el método de primer momento es muy sensible a la región de interés lo que indica que este método es sensible al ruido de fondo.

Otro parámetro que influye en cualquier sistema es la relación de señal a ruido. Para obtener el comportamiento ante la señal a ruido, se calcularon los centroides a diferentes señales a ruido obteniendo el método de ajuste Gaussiano de dos dimensiones con la mayor precisión. El comportamiento de todos los algoritmos a excepción de primer momento ponderado muestran un comportamiento lineal. Cabe mencionar, que para una señal a ruido muy baja, el cálculo de centroide va a depender de la detección de las estrellas.

Por último, se comparan la precisión de los algoritmos de cálculo de centroide en condiciones de parámetros óptimos, es decir, los algoritmos de procesamiento de imagen utilizan los parámetros cuyo resultado fue el mejor antes los diversos como comentó se anteriormente. Para los diversos algoritmos de cálculo de centroide, se obtuvo mayor precisión para el ajuste Gaussiano de dos dimensiones. Los algoritmos de primer momento, primer momento iterativo y ajuste Gaussiano de una dimensión se encuentran a precisiones muy cercanas al de ajuste Gaussiano de dos dimensiones pero la diferencia entre el costo computacional si es significativo.

Si la precisión de la actitud de un satélite juega un papel fundamental para la misión, el mejor método es el de ajuste Gaussiano de dos dimensiones. Por otro lado, si el satélite cuenta con proceso computacional limitado, el uso de primer momento será una de las mejores opciones pero los algoritmos para reducción de ruido deben ser robustos debido a la sensibilidad ante el ruido de fondo. En la actualidad, la miniaturización y potencia computacional de microprocesadores permite implementar más de un algoritmo de cálculo de centroide, y la elección del método a utilizar dependerá del nivel de batería.

6.2. Trabajo a futuro

El análisis detallado de tiempos de cálculo de los diversos algoritmos presentados en este trabajo no se realizó para poder hacer comparación del costo computacional de los diversos métodos, aunque es conocido la gran diferencia entre costos computacionales. Aunado a esto, el compromiso entre el costo computacional y la precisión del centroide puede ser realizado para concretar el mejor método a utilizar.

Otra evaluación que puede obtener mejores resultados en precisión de centroide es la combinación de los métodos así como algoritmos de fusión de resultados. De igual forma, la utilización de métodos híbridos para la reducción de tiempos en el ajuste Gaussiano puede ser evaluado.

La falta de acceso a imágenes reales cuyo centroide exacto es conocido impidió el análisis de desempeño de los algoritmos realizados a lo largo de este trabajo ante imágenes reales.

El algoritmo de procesamiento de imágenes y cálculo de centroide son etapas del cálculo de centroides, la etapa siguiente es la identificación para la estimación de la actitud. Por lo tanto, un trabajo a futuro sería utilizar los algoritmos de este trabajo junto con algoritmos de identificación de estrellas y estimación de la actitud y observar su desempeño. Posteriormente a resultados favorables, sería la utilización de los algoritmos a bordo de un satélite para su funcionamiento.

Literatura Citada

- AbuBaker, A., Qahwaji, R., Ipson, S., y Saleh, M. (2007). One scan connected component labeling technique. *ICSPC 2007 Proceedings - 2007 IEEE International Conference on Signal Processing and Communications*, (November): 1283–1286.
- Accardo, D. (2003). Tracking algorithm for star sensors using CMOS devices. *In 4th International Academy of Astronautics (IAA) Symposium on Small Satellites for Earth Observation*.
- Arbabmir, M. V., Mohammadi, S. M., Salahshour, S., y Somayehee, F. (2014). Improving night sky star image processing algorithm for star sensors.
- Auer, L. H. y van Altena, W. F. (1978). Digital image centering. II. *The Astronomical Journal*, **83**: 531–537.
- Barbour, N. y Schmidt, G. (2001). Inertial sensor technology trends. *IEEE Sensors Journal*, **1**(4): 332–339.
- Birnbaum, M. M. (1996). Spacecraft Attitude Control using star field Trackers. *Acta Astronautica*, **39**(9): 763–773.
- Bradley, D. y Roth, G. (2007). Adaptive Thresholding using the Integral Image. *Journal of Graphics, GPU, and Game Tools*, **12**(2): 13–21.
- Carlson, B. (2002). Comparison of modern CCD and CMOS image sensor technologies and systems for low resolution imaging. *Sensors, 2002. Proceedings of IEEE*, pp. 171–176.
- Conte, R. (2015). Sistemas de satélite i. Curso de sistemas de satélites en Centro de Investigación Científica y de Estudio Superior.
- Corp., S. C. (2015). Starry night. Recuperado de: <https://starrynight.com/starry-night-7-professional-astronomy-telescope-control-software.html>.
- Delabie, T. (2012). A Highly Efficient Attitude Estimation Algorithm for Star Trackers Based on Optimal Image Matching. *AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference*, (August): 1–15.
- Delabie, T., De Schutter, J., y Vandebussche, B. (2013). An Accurate and Efficient Gaussian Fit Centroiding Algorithm for Star Trackers. *Space Flight Mechanics Meeting Kauai, Hawaii*, pp. 1–27.
- Di Stefano, L. y Bulgarelli, A. (1999). A simple and efficient connected components labeling algorithm. *Proceedings - International Conference on Image Analysis and Processing, ICIAP 1999*, pp. 322–327.
- Fortescue, P., Swinerd, G., y Stark, J. (2011). *Spacecraft Systems Engineering*. Wiley.
- Fosu, C., Hein, G. W., y Eissfeller, B. (2004). Determination of centroid of CCD star images. *INTERNATIONAL ARCHIVES OF PHOTOGAMMETRY; 35 - International congress for photogrammetry and remote sensing; ISPRS XXth congress 20th, International congress for photogrammetry and remote sensing; ISPRS XXth congress*, **1**(L): 612–617.

- Fujiwara, T. y Yamaoka, H. (2003). Magnitude systems in old star catalogues.
- Garner, R. (2017). Hubble space telescope - fine guidance sensors. Recuperado de: <https://www.nasa.gov/content/hubble-space-telescope-fine-guidance-sensors>.
- Gonzales, R. C. y Woods, R. E. (1996). Procesamiento digital de imágenes.
- He, L., Chao, Y., Suzuki, K., y Wu, K. (2009). Fast connected-component labeling. *Pattern Recognition*, **42**(9): 1977–1987.
- Hong, J. y Dickerson, J. A. (2000). Neural-Network-Based Autonomous Star Identification Algorithm. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, **23**(4): 728–735.
- Huffman, K. M. (2006). *Designing star trackers to meet micro-satellite requirements*. Tesis de maestría.
- Jiang, J., Zhang, G., Wei, X., y Li, X. (2009). Rapid star tracking algorithm for star sensor. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, **24**(9): 23–33.
- Katake, A. B. (2006). *Modeling, Image Processing And Attitude Estimation Of High Speed Star Sensors*. Tesis de doctorado.
- Kolomenkin, M., Pollak, S., Shimshoni, I., y Lindenbaum, M. (2008). Geometric voting algorithm for star trackers. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, **44**(2): 441–456.
- Liebe, C. C. (1993). Pattern Recognition of Star Constellations for Spacecraft Applications. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, **8**(1): 31–39.
- Liebe, C. C. (1995). Star trackers for attitude determination. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, **10**(6): 10–16.
- Liebe, C. C. (2002). Accuracy performance of star trackers - A tutorial. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, **38**(2): 587–599.
- Maini, R. y Aggarwal, H. (2010). A comprehensive review of image enhancement techniques. *arXiv preprint arXiv:1003.4053*, **2**(3): 8–13.
- Markley, F. L. and Mortari, D. (1999). How to estimate attitude from vector observations. *AAS/AIAA Astrodynamics Specialist Conf.*, **No. 427 in**.
- Milone, E. F. y Sterken, C. (2011). *Astronomical Photometry: Past, Present, and Future*. Astrophysics and Space Science Library. Springer New York.
- Mortari, D. (1997). Search-less algorithm for star pattern recognition. *J ASTRONAUT SCI*, **45**(2): 179–194.
- Mortari, D., Samaan, M. A., Bruccoleri, C., y Junkins, J. L. (2004). The Pyramid Star Identification Technique. *Navigation*, **51**(3): 171–183.
- Nexus, T. A. (2006). Hyg database. Recuperado de: <http://www.astronexus.com/hyg>.

- Padgett, C. y Kreutz-Delgado, K. (1997). A grid algorithm for autonomous star identification. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, **33**(1): 202–213.
- Perona, P. y Malik, J. (1987). Scale Space and Edge Detection using Anisotropic Diffusion.
- Pham, M. D., Low, K. S., y Chen, S. (2013). An autonomous star recognition algorithm with optimized database. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, **49**(3): 1467–1475.
- Quine, B. M. y Durrant-Whyte, H. F. (1996). A fast autonomous star-acquisition algorithm for spacecraft. *Control Engineering Practice*, **4**(12): 1735–1740.
- Quine, B. M., Tarasyuk, V., Mebrahtu, H., y Hornsey, R. (2007). Determining star-image location: A new sub-pixel interpolation technique to process image centroids. *Computer Physics Communications*, **177**(9): 700–706.
- Salomon, P. M. y Goss, W. C., (eds.) (1976). *A microprocessor-controlled CCD star tracker*.
- Samaan, M. A. (2004). Toward faster and more accurate star sensors using recursive centroiding and star identification. Reporte técnico August.
- Samaan, M. A., Mortari, D., y Junkins, J. L. (2006). Nondimensional star identification for uncalibrated star cameras. *The Journal of the Astronautical Sciences*, **54**(1): 95–111.
- Sidi, M. J. (1997). *Spacecraft Dynamics and Control: A Practical Engineering Approach*. Cambridge University Press. Cambridge.
- Spratling, B. B. y Mortari, D. (2009). A survey on star identification algorithms.
- Stone, R. C. (1989). A comparison of digital centering algorithms. *The astronomical Journal*, **97**(4).
- Strikwerda, Thomas E ; Junkins, J. L. (1981). Star Pattern Recognition and Spacecraft Attitude Determination. p. 198.
- Taylor, S. a. (1998). CCD and CMOS Imaging Array Technologies : Technology Review. *Technical Report Xerox Research Centre Europe*, pp. EPC–1998–106.
- Temming, M. (2014). How far is the closest star? Recuperado de: <http://www.skyandtelescope.com/astronomy-resources/far-closest-star/>.
- Thomas, S., Fusco, T., Tokovinin, A., Nicolle, M., Michau, V., y Rousset, G. (2006). Comparison of centroid computation algorithms in a Shack-Hartmann sensor. *Monthly Notices of the Royal Astronomical Society*, **371**(1): 323–336.
- Vandersteen, J. (2012). *Observation and Estimation for Space Applications*. Número September.
- Vandersteen, J., Delabie, T., y Durt, T. (2011). A Highly Robust Lost In Space Algorithm Based On The Shortest Distance Transform. *AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference 08*, (August): 1–15.

- Vyas Akondi, M. B. Roopashree, R. P. B. (2010). Improved iteratively weighted centroiding for accurate spot detection in laser guide star based shack hartmann sensor. *Proc.SPIE*, **7588**: 7588 – 7588 – 11.
- Wellner, P. D. (1993). Adaptive thresholding for the DigitalDesk. *Xerox, EPC1993-110*, pp. 1–19.
- Wertz, J. (2012). *Spacecraft Attitude Determination and Control*. Astrophysics and Space Science Library. Springer Netherlands.
- Xu, W., Li, Q., Feng, H.-j., Xu, Z.-h., y Chen, Y.-t. (2012). Rapid star locating method for CCD image based on cross projection and differential extremum algorithm. **8419**: 841900.
- Yang, J., Zhang, T., Song, J. Y., y Zhu, H. L. (2009). A new sub-pixel subdivision location algorithm for star image. *Proceedings of the 2009 2nd International Congress on Image and Signal Processing, CISP'09*, pp. 1–5.