



UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA ELÉCTRICA

DETECCIÓN AUTOMÁTICA DE OBJETOS ESPACIALES USANDO IMÁGENES
CAPTURADAS CON CÁMARAS ALL-SKY

TESIS PARA OPTAR AL GRADO DE MAGÍSTER EN CIENCIAS DE LA INGENIERÍA
MENCIÓN ELÉCTRICA
MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL ELÉCTRICO

FELIPE IGNACIO SAN MARTÍN VÁSQUEZ

PROFESOR GUÍA:
DR. CLAUDIO A. PÉREZ FLORES

MIEMBROS DE LA COMISIÓN:
DR. MARTIN D. ADAMS KALLENBACH
DR. DOMINGO A. MERY QUIROZ

Este trabajo ha sido parcialmente financiado por el fondo AFOSR #FA9550-16-1-0027, a través del proyecto RG458-G1: “All-Sky Image Fusion for a Synoptic Survey”, del Instituto de Tecnología de Georgia, Estados Unidos, y el proyecto FONDECYT 1161034 de CONICYT, Chile

SANTIAGO DE CHILE
2019

RESUMEN DE LA TESIS PARA OPTAR
AL GRADO DE MAGÍSTER EN CIENCIAS
DE LA INGENIERÍA, MENCIÓN ELÉCTRICA
RESUMEN DE LA MEMORIA PARA OPTAR
AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL ELÉCTRICO
POR: FELIPE IGNACIO SAN MARTÍN VÁSQUEZ
FECHA: 2019
PROF. GUÍA: DR. CLAUDIO A. PÉREZ FLORES

DETECCIÓN AUTOMÁTICA DE OBJETOS ESPACIALES USANDO IMÁGENES CAPTURADAS CON CÁMARAS ALL-SKY

Detectar, clasificar y caracterizar los objetos espaciales son tareas relevantes para diversas áreas de investigación. La detección de los objetos espaciales tiene importantes aplicaciones, tales como predecir colisiones en órbitas cercanas a la Tierra provocadas por basura espacial o satélites que, a su vez, pueden convertirse en peligros latentes para nuevos satélites o misiones espaciales. En el presente trabajo de tesis, se desarrolla un sistema flexible capaz de detectar objetos espaciales de manera automática utilizando imágenes obtenidas con cámaras del tipo *all-sky*, las que poseen un campo de visión muy amplio.

El sistema propuesto se compone de dos módulos principales: el primero, un módulo de mejoramiento de imágenes, incluye en una serie de procesamientos que se aplican de forma secuencial con el fin de mejorar la visibilidad de los objetos espaciales; el segundo, un módulo de detección de objetos, considera métodos para detectar los objetos espaciales automáticamente.

Más detalladamente, el módulo de mejoramiento de las imágenes está compuesto por las siguientes etapas: corrección de la distorsión geométrica, filtrado para reducir el ruido, generación de un modelo de fondo para ser restado a las imágenes, fusión de imágenes que fueron capturadas de forma simultánea, borrado de estrellas usando un catálogo y mejoramiento de contraste adaptivo por zonas.

Para el módulo de detección automática de objetos espaciales, se estudiaron dos metodologías. Una de ellas usa un detector de bordes Canny junto con un detector de segmentos *Progressive Probabilistic Hough Transform*. La segunda metodología está basada en el uso de la Transformada de Radon para detectar los segmentos correspondientes a los objetos espaciales.

El sistema desarrollado se aplicó a un conjunto de 22×3 imágenes obtenidas desde el *Omnidirectional Space Situational Awareness* (OmniSSA) del Instituto de Tecnología de Georgia en la ciudad de Atlanta. El OmniSSA posee tres sensores que capturan imágenes de alta resolución simultáneamente (3352×2532 píxeles) con un amplio campo de visión para cada cámara.

Para evaluar la etapa de mejoramiento de las imágenes se definió la Intensidad Escalada sobre el Ruido (I_{SN}). Además, para evaluar las detecciones obtenidas se generó un *ground-truth* utilizando información obtenida desde el catálogo Space-Track y validada por expertos. Los resultados muestran que el sistema desarrollado fue capaz de detectar prácticamente todos los objetos espaciales considerados visibles a una altura menor a 900 kilómetros.

*Dedicado especialmente a mi familia:
Ana, Claudia, Manuel y Pedro.
Los amo mucho.*

Agradecimientos

En primer lugar me gustaría agradecer a mi familia que siempre me ha brindado su apoyo en todas las decisiones que he tomado, no solo en este largo proceso universitario.

También agradezco a mi profesor guía, Claudio Pérez, que confió en mí para el desarrollo de este proyecto, además del proyecto de SkillUp, donde pese a exigirnos resultados, nunca nos quitó autonomía.

A todos mis amigos del colegio, a *Los Compipas*: a Víctor, a quien probablemente vi más veces en Beauchef que a muchos beauchefianos; al Coco, a Vicho, Pencho, Ardi, a los doctores Fideo y Hermo, y a Josemi, a quien aprendí a soportar, aunque aún me cuesta un poco. A Urrea que nos vinimos a ser muy amigos hace poco luego de ser rivales futbolísticos en el colegio. A Piñata, al *mejor amigo*, Checo, que junto a la Javi desde Francia me mandan siempre sus buenas intenciones.

A mis amigos de la U, a Marchant, al Pérez, algunos que ya no compartimos mucho, pero fueron importantes en este largo camino como los eléctricos: Mati Becerra, Barrera, Seba Seria, Mati Benavides, Chela, etc. A Dieguito y Mati Lasen que me invitaron a participar en sus locuras, a la gente de Duckietown. A *Los Cabros* que siempre están ahí para subir el ánimo, compartir y, a veces, discutir.

A mis compañeros del laboratorio, Juan Pablo con nuestra amistad *a la antigua* como dijo alguna vez, a la patrulla juvenil: Esteban, Chino, Dani Montecino y Germán, a Daniel Benalcázar y Diegote.

A quienes me ayudaron en la tesis: Alejandro, mi sensei de Python; Mati Mattamala, a quien le preguntaba cualquier tontera (a veces buscando inspiración más que respuestas) y siempre estuvo dispuesto a ayudarme. Al Pelao y Jaime con quienes compartimos esta última etapa del proceso de titulación cargada de estrés.

Y a todos quienes se me olvida en este momento, pero que fueron muy importantes en las distintas etapas de esta aventura.

Tabla de Contenido

| | |
|--|-----------|
| 1. Introducción | 1 |
| 1.1. Motivación | 2 |
| 1.2. Estado del Arte | 3 |
| 1.3. Hipótesis y Objetivos | 5 |
| 1.3.1. Hipótesis | 5 |
| 1.3.2. Objetivos | 6 |
| 1.4. Estructura de la Tesis | 6 |
| 2. Definición del Problema | 7 |
| 2.1. Datos Disponibles | 7 |
| 2.1.1. Omnidireccional Space Situational Awareness (OmniSSA) Array | 7 |
| 2.1.2. Conjunto de Imágenes | 8 |
| 2.1.3. Información sobre Objetos Espaciales | 8 |
| 2.2. Caracterización del Problema | 9 |
| 3. Metodología Propuesta | 11 |
| 3.1. Mejoramiento de la Imagen | 11 |
| 3.1.1. Corrección de la Distorsión | 11 |
| 3.1.2. Filtrado de la Imagen | 12 |
| 3.1.3. Sustracción del Fondo | 12 |
| 3.1.4. Fusión de las Imágenes | 13 |
| 3.1.5. Calibración Astrométrica | 13 |
| 3.1.6. Borrado de Estrellas | 14 |
| 3.1.7. División de la Imagen en Zonas | 14 |
| 3.1.8. Mejoramiento de Contraste Adaptivo por Zonas | 14 |
| 3.2. Detección de Objetos Espaciales | 15 |
| 3.2.1. Detector de Bordos y Detector de Segmentos | 15 |
| 3.2.2. Transformada de Radon | 15 |
| 3.3. Métricas de Evaluación | 17 |
| 3.3.1. Mejoramiento de la Imagen | 17 |
| 3.3.2. Detección de Objetos Espaciales | 17 |
| 4. Resultados Experimentales | 20 |
| 4.1. Resultados del Mejoramiento de la Imagen | 20 |
| 4.1.1. Corrección de la Distorsión | 20 |
| 4.1.2. Sustracción de Fondo | 21 |

| | | |
|-----------|---|-----------|
| 4.1.3. | Fusión de las Imágenes | 21 |
| 4.1.4. | Calibración Astrométrica | 22 |
| 4.1.5. | Borrado de Estrellas | 22 |
| 4.1.6. | Mejoramiento de Contraste Adaptivo por Zonas | 24 |
| 4.1.7. | Medida de I_{SN} | 24 |
| 4.2. | Resultados de la Etapa de Detección | 28 |
| 4.2.1. | Detector de Bordes y Detector de Segmentos | 28 |
| 4.2.2. | Transformada de Radon | 30 |
| 4.3. | Análisis de Sensibilidad | 34 |
| 4.3.1. | Resultados sin Considerar la Fusión de Imágenes | 34 |
| 4.3.2. | Modificación en Estiramiento de Contraste | 36 |
| 4.3.3. | Modificación en Umbral de Metodología de Radon | 37 |
| 5. | Conclusiones y Trabajo Futuro | 39 |
| | Bibliografía | 41 |
| | Anexos | 45 |
| | A. Conjunto de Imágenes OmniSSA | 45 |
| | B. Caracterización del <i>Ground-Truth</i> utilizado | 54 |
| | C. Figuras del Capítulo 4 | 66 |

Índice de Tablas

| | |
|---|----|
| 4.1. Medidas de evaluación de la detección utilizando metodología de Canny más Hough. | 30 |
| 4.2. Medidas de evaluación de la detección utilizando metodología de Radon. . . | 33 |
| 4.3. Medidas de evaluación de la detección sin utilizar la fusión de las imágenes. . | 36 |
| A.1. Información de captura de las imágenes que componen el conjunto disponible. | 46 |
| B.1. Información del <i>ground-truth</i> considerado. | 54 |

Índice de Ilustraciones

| | |
|---|----|
| 2.1. Modelo del dispositivo OmniSSA | 8 |
| 2.2. Ejemplo de una imagen tomada por el OmniSSA. | 9 |
| 3.1. Ejemplo de Filtro Mediano. | 12 |
| 3.2. Método utilizado para la generación del modelo de fondo. | 13 |
| 3.3. Método utilizado para borrar las estrellas. | 14 |
| 3.4. Zonas utilizadas en la Transformada de Radon | 16 |
| 3.5. Ejemplo de objetos espaciales presentes en una imagen | 18 |
| 4.1. Imagen utilizada como ejemplo. | 21 |
| 4.2. Corrección geométrica de la Cámara 1 aplicada a una grilla. En rojo se muestra la grilla original y en negro el resultado de aplicar la corrección geométrica. | 21 |
| 4.3. Modelo de fondo generado con las 23 imágenes del sensor 1 del OmniSSA. | 22 |
| 4.4. Resultado de la sustracción de fondo en una imagen del conjunto de datos. | 22 |
| 4.5. Traslación entre las estrellas más brillantes de las tres capturas | 23 |
| 4.6. Resultado de la fusión de las tres imágenes. | 23 |
| 4.7. Resultado de la Calibración Astrométrica, se muestra la imagen con las coordenadas encontradas. | 23 |
| 4.8. Resultado del borrado de estrellas. | 24 |
| 4.9. Estiramiento de contraste aplicado a la imagen. Se muestra el histograma de la imagen de la Fig. 4.8 en negro, en rojo se marcan los valores de los percentiles 1 y 97 de dicha imagen y en verde la transformación aplicada. El eje horizontal se limita a la zona de interés del histograma. | 25 |
| 4.10. Resultado del mejoramiento de contraste en toda la imagen. | 25 |
| 4.11. Resultado del mejoramiento de contraste adaptivo por zonas. | 25 |
| 4.12. Resultado de aplicar el procesamiento a la captura N° 13 del conjunto de imágenes. | 26 |
| 4.13. Mediciones de I_{SN} para la captura N° 15 | 27 |
| 4.14. Mediciones de I_{SN} para la captura N° 13 | 27 |
| 4.15. Resultado de aplicar el detector de bordes Canny a la imagen procesada. | 28 |
| 4.16. Detecciones obtenidas utilizando la <i>Progressive Probabilistic Hough Transform</i> | 29 |
| 4.17. Segundo ejemplo de aplicar el detector de bordes Canny a la imagen procesada. | 29 |
| 4.18. Resultado de aplicar la Transformada de Radon a una zona de la imagen | 31 |
| 4.19. Segundo ejemplo de aplicar la Transformada de Radon a una zona de la imagen | 31 |
| 4.20. Detecciones obtenidas utilizando la metodología de la Transformada de Radon. | 32 |

| | |
|--|----|
| 4.21. Detección obtenida utilizando la metodología de la Transformada de Radon en la captura N° 13. | 32 |
| 4.22. Detección obtenida utilizando la metodología de la Transformada de Radon en la captura N° 9. | 33 |
| 4.23. Objeto Espacial no detectado por el sistema desarrollado. | 33 |
| 4.24. Diferencia de utilizar la fusión de las imágenes, zona de captura N° 15 procesada. | 34 |
| 4.25. Zoom sobre zona con objeto espacial muy tenue, horizontal al centro. | 35 |
| 4.26. Mediciones de I_{SN} considerando y no considerando la fusión de las imágenes en la captura N° 15 | 35 |
| 4.27. Mediciones de I_{SN} considerando y no considerando la fusión de las imágenes en la captura N° 13 | 36 |
| 4.28. Mediciones de <i>Precision</i> , <i>Recall</i> y <i>f-score</i> en función del parámetro P_U | 37 |
| 4.29. Mediciones de <i>Precision</i> , <i>Recall</i> y <i>f-score</i> en función del factor que pondera a σ_S en la Ecuación 4.1. | 38 |
| | |
| A.1. Captura N° 1 tomada por la cámara 3 del OmniSSA, tiempo de exposición de 1 segundo. | 45 |
| A.2. Captura N° 3 tomada por la cámara 1 del OmniSSA, tiempo de exposición de 15 segundo. | 47 |
| A.3. Captura N° 7 tomada por la cámara 1 del OmniSSA. | 48 |
| A.4. Captura N° 9 tomada por la cámara 1 del OmniSSA. | 49 |
| A.5. Captura N° 10 tomada por la cámara 3 del OmniSSA, que está corrupta. | 50 |
| A.6. Captura N° 15 tomada por la cámara 2 del OmniSSA. | 51 |
| A.7. Captura N° 20 tomada por la cámara 3 del OmniSSA. | 52 |
| A.8. Captura N° 26 tomada por la cámara 2 del OmniSSA. | 53 |
| | |
| B.1. Captura N° 7, se observan dos objetos espaciales en la parte superior y un avión a la izquierda de la imagen. | 55 |
| B.2. Captura N° 8, se observan cuatro objetos espaciales en distintas zonas de la imagen. | 56 |
| B.3. Captura N° 9, aparecen dos objetos espaciales, uno bien definido en la zona inferior derecha de la imagen y otro muy tenue más al centro. | 57 |
| B.4. Captura N° 13, hay un objeto espacial tenue en la zona derecha. | 58 |
| B.5. Captura N° 14, aparecen dos objetos espaciales bien definidos. | 59 |
| B.6. Captura N° 15, los mismos dos objetos espaciales de la Captura N° 14 se cruzan en la parte superior de la imagen. Dos aviones se observan en la zona izquierda. | 60 |
| B.7. Captura N° 16, se observa un objeto espacial en la zona superior derecha. | 61 |
| B.8. Captura N° 17, aparece el mismo objeto de la Captura N° 16. | 62 |
| B.9. Captura N° 20, aparece un avión en la esquina superior derecha. | 63 |
| B.10. Captura N° 25, se observa un objeto espacial tenue en la zona inferior izquierda. | 64 |
| B.11. Captura N° 26, un avión aparece en la zona izquierda de la imagen. | 65 |
| | |
| C.1. Fig. 4.1: Imagen utilizada como ejemplo, se le aplicó un estiramiento de contraste | 67 |
| C.2. Fig. 4.2. Corrección geométrica de la Cámara 1 aplicada a una grilla. | 68 |
| C.3. Fig. 4.3: Modelo de fondo generado con las 23 imágenes del sensor 1 del OmniSSA. | 69 |
| C.4. Fig. 4.4: Resultado de la sustracción de fondo en una imagen del conjunto de datos. | 70 |

| | |
|--|----|
| C.5. Fig. 4.5. Traslación entre las estrellas más brillantes de las tres capturas | 71 |
| C.6. Fig. 4.6. Resultado de la fusión de las tres imágenes. | 72 |
| C.7. Fig. 4.7. Resultado de la Calibración Astrométrica, se muestra la imagen con las coordenadas encontradas. | 73 |
| C.8. Fig. 4.8. Resultado del borrado de estrellas. | 74 |
| C.9. Fig. 4.10. Resultado del mejoramiento de contraste en toda la imagen. | 75 |
| C.10. Fig. 4.11. Resultado del mejoramiento de contraste adaptivo por zonas. | 76 |
| C.11. Fig. 4.12. Resultado de aplicar el procesamiento a la captura N° 13 del conjunto de imágenes. | 77 |
| C.12. Fig. 4.15. Resultado de aplicar el detector de bordes Canny a la imagen procesada. | 78 |
| C.13. Fig. 4.16. Detecciones obtenidas utilizando la <i>Progressive Probabilistic Hough Transform</i> | 79 |
| C.14. Fig. 4.17. Segundo ejemplo de aplicar el detector de bordes Canny a la imagen procesada. | 80 |
| C.15. Fig. 4.20. Detecciones obtenidas utilizando la metodología de la Transformada de Radon. | 81 |
| C.16. Fig. 4.21. Detección obtenida utilizando la metodología de la Transformada de Radon en la captura N° 13. | 82 |
| C.17. Fig. 4.22. Detección obtenida utilizando la metodología de la Transformada de Radon en la captura N° 9. | 83 |
| C.18. Fig. 4.23. Objeto Espacial no detectado por el sistema desarrollado | 84 |
| C.19. Fig. 4.24. Diferencia de utilizar la fusión de las imágenes, zona de captura N° 15 procesada. | 85 |
| C.20. Fig. 4.25. Zoom sobre zona con objeto espacial muy tenue, horizontal al centro. | 86 |

Capítulo 1

Introducción

Expandir los dominios de la humanidad más allá del planeta Tierra ha sido uno de los objetivos más añorados a lo largo de la historia. Dentro de este contexto, el desarrollo de satélites artificiales destaca por sus avances, diferentes usos y por el gran nivel de control y conocimiento que se ha logrado establecer sobre estos. Esto no hubiese sido posible sin el aporte de grandes científicos, como Isaac Newton, que en el siglo XVII ya establecía ciertas condiciones físicas que debía cumplir un cuerpo para mantener una órbita estable en torno a la Tierra [33]. Por otra parte, en el siglo XIX, los escritores Edward Everett Hale y el afamado Julio Verne describían en sus novelas objetos con características muy similares a lo que hoy conocemos como satélites artificiales.

Posteriormente, a comienzos del siglo XX, el científico ruso Konstantín Tsiolkovski, que dedicó su vida al desarrollo de ideas de exploración espacial, plantea el uso de cohetes de propulsión en naves espaciales y realizó cálculos sobre las velocidades orbitales necesarias para que un cuerpo orbite alrededor de la Tierra [42]. En 1928, el ingeniero esloveno Herman Potočnik publica en su libro [36] el concepto de una estación espacial con órbita geoestacionaria, además de especular los usos que se le podrían dar a los satélites artificiales. Dichas ideas fueron tomadas por el escritor de ciencia ficción Arthur C. Clarke, que en octubre del año 1945 publica en la revista *Wireless World* el artículo “Extra Terrestrial Relays” [8], en el que elabora la idea de una red de comunicación utilizando satélites artificiales.

Las teorías descritas anteriormente, y en plena guerra fría, llamaron la atención de las fuerzas armadas de Estados Unidos y la Unión Soviética, quienes comenzaron a realizar una serie de experimentos con el fin de poner en órbita un satélite artificial. Tales experimentos dieron sus primeros frutos el 4 de octubre de 1957, cuando la Unión Soviética logró cumplir el objetivo al lanzar de manera exitosa el satélite Sputnik 1 [29]. A casi un mes del lanzamiento del Sputnik 1, el 3 de noviembre, se envía una segunda nave espacial, Sputnik 2 [31], que llevaba en su interior una perra, logrando así poner en órbita a un ser vivo por primera vez en la historia de la humanidad. A comienzos del siguiente año, el 31 de enero de 1958, Estados Unidos logra poner en la órbita terrestre su primer satélite, el Explorer 1 [29]. De ahí en adelante, se ha logrado enviar miles de satélites de forma exitosa, siendo la Estación Espacial Internacional [22] el de mayor tamaño y el único habitado.

Estos desarrollos han generado grandes avances en temas como telecomunicaciones, análisis meteorológicos y de navegación, donde destaca el sistema de GPS (Global Positioning System) [20]. Pese a estos avances, el lanzamiento de satélites ha traído consecuencias negativas principalmente debido a la gran cantidad de desperdicios que quedan en el espacio, donde se consideran tanto los satélites inactivos como los restos de los cohetes utilizados para enviar los satélites; esta es la llamada basura espacial [23]. En noviembre del 2017, las estimaciones de la UCS (Union of Concerned Scientists) señalan que hay 1738 satélites operativos¹, lo que representa menos del 10% de los objetos mayores a 10 cm que orbitan la Tierra.

Dadas las condiciones anteriormente descritas, el estudio de Objetos Espaciales (OE) es un campo de investigación activo en el cual distintos equipos alrededor del mundo han diseñado y construido hardware especializado [39], además de desarrollar algoritmos para la detección, clasificación y caracterización de estos objetos. La importancia de esta área radica en su contribución a la predicción de colisiones en el espacio y en el análisis de sus consecuencias [35]. Se debe tomar en cuenta que las misiones espaciales y satélites generan basura espacial que aumenta la probabilidad de fallas en nuevas misiones debido a impactos [24], [26], [21], haciendo la detección de OE muy importante [23]. También cabe destacar que la población de OE aumenta constantemente [21], lo que hace necesaria una actualización continua de los catálogos y bases de datos que almacenan la información de dicha población.

1.1. Motivación

La importancia que tiene esta problemática para el futuro de la exploración espacial y poder aportar en la resolución de esta, ha motivado al desarrollo del proyecto de investigación en el cual que enmarca la presente tesis. Por una parte, investigadores del Instituto de Tecnología de Georgia diseñaron y construyeron el Omnidirectional Space Situational Awareness (OmniSSA) Array [13], dispositivo de bajo costo que captura tres imágenes de forma simultánea mediante las cuales se pretende detectar OE; mientras por el otro lado, este trabajo de tesis se centra en el análisis de dichas imágenes y en cómo las técnicas del área de procesamiento de imágenes y visión computacional pueden ser de gran utilidad para la detección de los OE.

El OmniSSA está equipado con tres cámaras que toman imágenes que cuentan con un campo de visión muy amplio y una gran resolución. Tomando en cuenta estas características, sacar el máximo provecho de las capturas de este dispositivo representa un desafío motivante, pues es necesario aplicar distintos procesamientos con el objetivo de mejorar la calidad de las imágenes, para luego aplicar otros métodos que permitan la detección automática de los objetos de interés.

Pese a que la presente investigación está sujeta a las imágenes obtenidas mediante el OmniSSA, proponer una metodología que sea capaz de adaptarse a imágenes provenientes de distintos dispositivos es más valorable. Dado esto, en este trabajo se presenta una metodología flexible para la detección automática de OE, la cual se compone de dos etapas principales: la primera consiste en un mejoramiento de la imagen con el objetivo de resaltar la visibilidad

¹www.ucsusa.org/nuclear-weapons/space-weapons/satellite-database

de los objetos de interés con respecto al fondo de cada imagen. En la segunda etapa se realiza la detección automática de OE, para lo cual se desarrollaron dos metodologías diferentes.

1.2. Estado del Arte

Como fue señalado anteriormente, en el área de investigación que se estudian los OE, donde consideramos tanto a satélites activos como inactivos y también la basura espacial, se ha trabajado en primer lugar en el desarrollo de dispositivos que permitan observar de buena manera el cielo y los objetos que circulan alrededor de la Tierra [39]. Esto se debe principalmente a las diferencias existentes en los requerimientos de los sensores que deben ser utilizados, pues dada la cercanía de los objetos de interés, estos se desplazan rápidamente dentro del campo de visión. Dado lo anterior, es necesario contar con dispositivos que capturen un amplio campo de visión y con una tasa de muestreo más alta que los telescopios usados en las tareas más clásicas de la astronomía [9].

Equipos de investigadores europeos han desarrollado redes de observación destinadas a detectar meteoros, que si bien no es el objetivo del presente estudio, reúnen características comunes que pueden ser útiles para la detección y estudio de los OE. Entre estos grupos, se destaca el de Josep M. Trigo-Rodriguez et al. [41] que desde el año 2004 ha monitoreado meteoroides y meteoros con la *Spanish Meteor Network* (SPMN), red de 4 estaciones de monitoreo ubicadas en España equipadas con cámaras del tipo *All-Sky* que capturan imágenes de alta resolución (4096×4096 pixels) y campo de visión prácticamente completo dado su lente tipo “ojo de pez”. Utilizando las distintas cámaras de forma alternada son capaces de tener observaciones en todo momento y cubren además una gran parte del cielo visible.

También en Europa, más específicamente en Croacia, se ha desarrollado la *Croatian Meteor Network* (CMN) [14] que desde el año 2006 opera utilizando cámaras de video de bajo costo que permite capturar a una tasa de muestreo de 25 imágenes por segundo en una baja resolución. En el año 2006 la red se componía de 15 cámaras y para fines del 2009 se esperaba contar con 25 cámaras operativas. Esta red de monitoreo genera imágenes considerando los valores máximos de cada pixel en secuencias de 1500 cuadros (60 segundos) y almacenando a su vez el número de cuadro en el que el máximo de cada pixel fue obtenido para tener información temporal de la captura.

Tomando como referencia los exitosos casos europeos, un grupo de investigadores liderado por R.J. Weryk desarrolla el año 2007 la *Southern Ontario All-Sky Meteor Camera Network* [46], ubicada en Canadá y compuesta por 5 estaciones equipadas con cámaras de video de baja resolución (640×480 pixeles). Además, proponen combinar distintos tipos de sensores (en particular radar, infrasonicos y ópticos) para mejorar los resultados. R.J. Weryk también participó en el desarrollo del *Canadian Automated Meteor Observatory* (CAMO) [47] el que se compone de dos estaciones equipadas con cámaras de video, una de las cuales se ubica junto al *Canadian Meteor Orbit Radar* (CMOR) [19] precisamente para analizar la combinación video-radar.

Por otra parte, telescopios de más alto costo, como es el caso del TAROT (*Télescope à*

Action Rapide pour les Objets Transitoires), el cual si bien tenía como objetivo principal el estudio de las explosiones de rayos gamma [2], también ha sido utilizado para la detección de satélites y basura espacial [38] [25]. Además, es importante notar que el pese a que en un comienzo el TAROT era un telescopio aislado, posteriormente se fueron agregando más telescopios al sistema creando una red de observación enfocada a la vigilancia espacial [3], similar a las descritas anteriormente. Uno de los telescopios de TAROT se encuentra en Chile, específicamente en el Observatorio La Silla y opera desde el año 2006.

En cuanto al desarrollo de hardware dedicado más directamente al problema de detección de basura espacial, destaca el *Omnidirectional Space Situational Awareness (OmniSSA) Array* [13], el cual posee tres cámaras que capturan de forma simultánea la misma zona del cielo, con lo que se busca mejorar la calidad de las imágenes obtenidas y, a su vez, mejorar las detecciones. En la presente investigación se utilizaron imágenes tomadas por este dispositivo, el que se describirá con mayor detalle en el siguiente capítulo.

Para poder sacar provecho de todo el desarrollo de hardware especializado, es de vital importancia tener algoritmos y métodos que sean capaces de procesar los datos adquiridos y detectar los OE de forma eficiente. Bajo este contexto, Peter S. Gural en [15] desarrolla una serie de algoritmos para la detección de meteoros, entre los cuales destaca el que implementó para trabajar con las imágenes de la SPMN, las que fueron tomadas considerando un tiempo de exposición de 90 segundos. El mencionado algoritmo toma dos imágenes consecutivas y calcula su diferencia, es decir, las resta. Luego, aplica una variante de la Transformada de Hough para detectar los objetos móviles, que en su caso son meteoros.

En cuanto a las imágenes generadas por la CMN, en un comienzo el software utilizado para su procesamiento también fue desarrollado por Peter S. Gural [14] y se compone de una serie de procesamientos secuenciales que incluyen etapas de estimación de fondo, sustracción de fondo, reconstrucción de cada cuadro a partir de la imagen comprimida, uso de una variante de la Transformada de Hough y un detector del tipo Matched-Filter. Posteriormente, distintas mejoras y actualizaciones han sido implementadas al sistema de la CMN [43][44] y nuevos métodos de detección de meteoros han sido estudiados, como el propuesto por Filip Novoselnik en [34] que mediante la aplicación de un filtro espacial horizontal genera una imagen binaria, luego genera clusters en los píxeles de la imagen binaria que son considerados como candidatos a ser un meteoro. Después, dichos candidatos pasan por una etapa de verificación que aplica de un filtro espacial vertical con el fin de determinar que los clusters encontrados por ambos filtros son consistentes. Asimismo, candidatos que tienen una forma circular son descartados. Finalmente, se aplica un algoritmo que determina el segmento que caracteriza a cada meteoro en la imagen.

La metodología con la que las imágenes obtenidas por TAROT son procesadas [25] consiste en la aplicación de operaciones morfológicas con el fin de eliminar los elementos que no son de interés, tales como estrellas, luego se aplica la Transformada de Hough para detectar los objetos móviles, como satélites no geoestacionarios. Para disminuir los falsos positivos se aplica un método que permite eliminar los eventos producidos por rayos cósmicos. Para finalizar, se extraen los puntos que quedan en la imagen, los cuales representan detecciones de satélites geoestacionarios.

Otra de las estrategias que han sido propuestas para la detección de objetos que orbitan

en torno a la Tierra es la presentada por Peter C. Zimmer et al. en [48] la cual hace uso de una variante de la Transformada de Radon. El sistema que desarrollaron hace uso intensivo de la GPU, logrando ejecutar este algoritmo que es bastante costoso computacionalmente en tiempos acotados. Junto con lo anterior, es importante notar que en el trabajo presentado solo muestran una prueba de concepto y las imágenes con las que realizaron las pruebas fueron simuladas. En trabajos posteriores [49] se han presentado resultados usando capturas reales obtenidas con un sistema de captura de alta resolución, campo de visión pequeño y tasa de muestreo de 1 segundo, diseñado especialmente para detectar objetos que circulan en las órbitas terrestres bajas y medias (LEO y MEO, respectivamente por sus siglas en inglés).

Sistemas basados en métodos de Matched-Filter también han sido desarrollados [32], sin embargo, para su aplicación es necesario tener información previa sobre los objetos buscados.

Finalmente, en los últimos años algunos grupos de investigadores han incorporado técnicas de Machine Learning en los sistemas de detección de OE. En [45] se desarrolló una metodología compuesta por una etapa de procesamiento de imágenes para detectar presuntos OE los que posteriormente son analizados por un clasificador entrenado que determina si realmente forman parte de los objetos de interés.

1.3. Hipótesis y Objetivos

1.3.1. Hipótesis

Tomando en cuenta los factores que sirven como motivación, junto con los desarrollos del área de los distintos grupos de investigadores expuestos en el estudio del estado del arte, las hipótesis de trabajo son las siguientes:

- Los métodos de corrección de distorsiones geométricas del sistema óptico de las cámaras *All-Sky* permitirá hacer el registro de las imágenes capturadas en paralelo.
- La reducción de ruido y artefactos en las imágenes provenientes de las cámaras *All-Sky* mejorará la razón señal a ruido para la detección de objetos espaciales.
- Mediante la fusión de imágenes capturadas por cámaras en paralelo es posible mejorar la razón señal a ruido del sistema para detectar objetos espaciales.
- Las mejoras de contraste utilizando métodos de sustracción de fondo, eliminación de puntos brillantes como estrellas y estiramiento local adaptivo, mejoran la razón señal a ruido para la detección de objetos espaciales.
- Los métodos que permiten realizar detección de líneas en imágenes digitales como la transformada de Hough y de Radon son aplicables a la detección de objetos espaciales móviles que dejan una trayectoria recta en imágenes del OmniSSA.

1.3.2. Objetivos

El objetivo general de esta tesis es desarrollar un sistema de detección automática de objetos espaciales con una tasa de detección alta minimizando falsos positivos utilizando cámaras gran angular tipo *All-Sky*. Para lograr lo anterior, se definen los siguientes objetivos específicos:

- Evaluar si la corrección de distorsiones geométricas que generan en los lentes de las cámaras *All-Sky* del OmniSSA permite hacer el registro de las imágenes capturadas en paralelo.
- Estudiar si las técnicas para reducción de ruido y eliminación de artefactos mejora la razón señal a ruido en la detección de objetos espaciales.
- Estudiar si la fusión de imágenes provenientes de las tres cámaras del dispositivo OmniSSA permite mejorar la razón señal a ruido para la detección de objetos espaciales.
- Estudiar la aplicación de métodos de mejora de contraste utilizando sustracción de fondo, eliminación de puntos brillantes y estiramiento local adaptivo para la detección de objetos espaciales.
- Estudiar el uso de la transformada Hough y de Radon en la detección de objetos espaciales móviles.

1.4. Estructura de la Tesis

El presente trabajo de tesis está estructurado de la siguiente manera. En el Capítulo 2 se desarrolla una descripción detallada del problema a resolver en la presente investigación, considerando características tanto del dispositivo de captura de las imágenes como información obtenida de otras partes para contrastar los resultados.

A continuación, en el Capítulo 3, se describe la metodología diseñada para la resolución del problema propuesto, ahondando en cada módulo y etapas que componen el sistema que se presenta. Junto con ello, se describen las métricas de evaluación con las que se analizará dicho sistema, lo que incluye la definición de la métrica que permite evaluar el mejoramiento de las imágenes, I_{SN} , y la descripción del *ground-truth* contemplado para evaluar las detecciones obtenidas.

Posteriormente, en el Capítulo 4, se presentan los resultados de cada etapa del sistema desarrollado, junto con ejemplos que permiten observar las mejoras obtenidas de forma cualitativa, para luego mostrar las mediciones que entregan información cuantitativa de la metodología propuesta.

Finalmente, en el Capítulo 5 se presentan las conclusiones obtenidas en este trabajo y se plantean las proyecciones para un trabajo futuro.

Capítulo 2

Definición del Problema

Tal como se indicó en la Sección 1.2, para la detección de satélites y basura espacial se han desarrollado distintos dispositivos que no necesariamente poseen las mismas características. Lo anterior hace que los algoritmos y métodos utilizados para procesar las imágenes obtenidas también sean muy variados y dependan directamente de las especificaciones de los dispositivos con los que se trabaja.

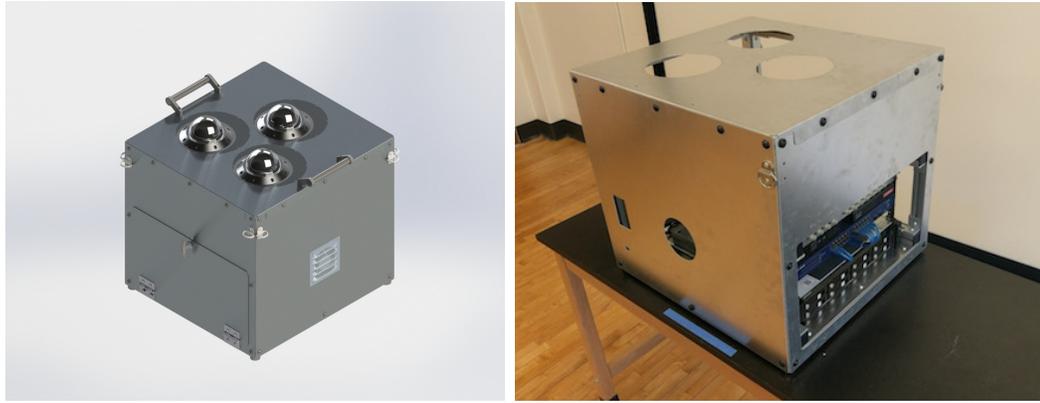
En el presente capítulo se describe en detalle los datos que se utilizaron para el desarrollo de la investigación, esto considera la caracterización del dispositivo con el que se capturaron las imágenes y las especificaciones de estas. Además, se describirá la información que se extrajo desde otras fuentes para contrastar los resultados, como es la base de datos de objetos espaciales Space-Track. Finalmente, considerando todos estos factores, se explica el problema que se busca resolver de forma más detallada.

2.1. Datos Disponibles

2.1.1. Omnidirectional Space Situational Awareness (OmniSSA) Array

El Omnidirectional Space Situational Awareness (OmniSSA) Array es un dispositivo diseñado y construido por un equipo de la Escuela de Ingeniería Aeroespacial del Instituto de Tecnología de Georgia liderado por Marcus J. Holzinger. El OmniSSA es un dispositivo de relativo bajo costo utilizado para investigar sobre la generación de imágenes All-Sky sintéticas mediante el uso de técnicas de *super-resolution* y *frame-stacking* con el fin de detectar, hacer seguimiento, y estimar estados de objetos espaciales, como pueden ser satélites o basura espacial que orbita en torno a la Tierra. El OmniSSA cuenta con tres cámaras de gran campo de visión que capturan imágenes de forma simultánea.

Las cámaras que componen al OmniSSA poseen un sensor CCD SBIG STF-8300M que toma imágenes de alta resolución (3352×2532 píxeles) con una profundidad de 16 bits. Además cuentan con un lente Rokinon 10mm F/2.8 ED AS IF NCS que permite capturar



(a) Modelo Renderizado del OmniSSA (b) Fotografía del OmniSSA parcialmente construido

Figura 2.1: Modelo del dispositivo OmniSSA [Fuente: las imágenes fueron extraídas de [13]].

imágenes con un gran campo de visión, de 102° en la diagonal ($66^\circ \times 82^\circ$), y una rueda de filtro SBIG FW5-8300 de 5 posiciones. Las primeras pruebas realizadas con el OmniSSA fueron publicadas por el equipo de investigación en [13]. En la Figura 2.1 se muestra el modelo renderizado del dispositivo y una fotografía del dispositivo parcialmente construido.

2.1.2. Conjunto de Imágenes

El conjunto de imágenes que fue utilizado a lo largo de esta investigación está compuesto por 27 capturas las cuales consisten en 3 imágenes tomadas de forma simultánea, una por cada sensor, generando un total de 81 imágenes, las cuales fueron tomadas el día 30 de agosto del año 2016, entre las 01:11:05 UT y las 02:32:34 UT en el centro de Atlanta, específicamente en 33.777468° N, 84.398969° O. Dentro del conjunto de imágenes existe una captura con tiempo de exposición de 1 segundo, 3 capturas con tiempo de exposición de 15 segundos y 23 capturas con 30 segundos de tiempo de exposición. Además, es importante notar que la frecuencia de captura no fue regular. En la Figura 2.2 se muestra una de las imágenes pertenecientes al conjunto disponible, mientras que en el Anexo A se muestra la información de captura detallada del conjunto de imágenes y más ejemplos de estas.

2.1.3. Información sobre Objetos Espaciales

Es conocida la existencia de miles de objetos que orbitan en torno a la Tierra y las consecuencias que estos pueden generar, tal como se mostró en la Sección 1.1. Por este motivo, existen distintas organizaciones que se preocupan de registrar y mantener actualizada la información sobre este tipo de objetos, como su nombre, código identificador, tamaño y la órbita que rige su movimiento. Una de estas organizaciones es Space-Track¹ la cual dispone de información de objetos mayores a 10 cm y puede ser obtenida de forma gratuita para fines

¹www.space-track.org



Figura 2.2: Ejemplo de una imagen tomada por el OmniSSA.

académicos.

La base de datos de Space-Track almacena la información en formato TLE (acrónimo de Two-Line Element), el que concentra de manera sencilla todos los parámetros que definen el movimiento que rige al objeto en particular y, usando dicha información, es posible estimar la posición del objeto en un tiempo dado, es decir, sus coordenadas en ascensión recta, declinación y altitud con respecto a la superficie terrestre.

2.2. Caracterización del Problema

A continuación, se detalla el problema particular que se busca resolver, tomando en cuenta un breve análisis de los datos disponibles. Esto implica la determinación del conjunto de imágenes que finalmente será utilizado y la caracterización de los objetos espaciales en las imágenes.

En primer lugar, luego de inspeccionar todo el conjunto de imágenes disponible, se determina trabajar solo con las capturas con tiempo de exposición de 30 segundos con el fin de homogeneizar los datos utilizados. Junto con ello, se observa que una de las imágenes está corrupta, por lo que se descarta dicha captura obteniendo un conjunto final de 22 capturas simultáneas, es decir, 66 imágenes.

Por otra parte, debido a las limitaciones del hardware y a que las condiciones de captura de las imágenes no fueron óptimas principalmente por el ruido lumínico de la ciudad de Atlanta, los objetos espaciales más lejanos con respecto a la superficie terrestre no son visibles y se restringe el estudio a objetos que estén a menos de 900 km de altura, lo que forma parte de la órbita baja terrestre (LEO, por su sigla en inglés).

Ahora bien, como las imágenes en estudio poseen un tiempo de exposición relativamente grande (30 segundos), y un amplio campo de visión (102° en la diagonal), sumado a que la velocidad de desplazamiento de los objetos espaciales de interés es entre $0.4^\circ/\text{s}$ y $0.9^\circ/\text{s}$, estos se observan como segmentos de línea en las imágenes y no alcanzan a cruzar el campo de visión por completo.

Tomando en cuenta todos estos factores, el problema se puede dividir en dos partes fundamentales: la primera consiste en un mejoramiento de la imagen con el objetivo de resaltar la visibilidad de los objetos espaciales con respecto al fondo de cada imagen, y la segunda en la detección automática de los segmentos de línea que caracterizan a los objetos espaciales de interés.

Capítulo 3

Metodología Propuesta

Para resolver el problema descrito en el Capítulo 2, se propone una metodología modular, la cual se compone de dos módulos principales: el primero de estos considera el mejoramiento de la imagen, y el segundo se centra en la detección automática de objetos espaciales. A su vez, dichos módulos están compuestos por una serie de etapas, o submódulos, que se aplican de manera secuencial. De esta forma, el módulo de mejoramiento de imagen incluye las siguientes etapas: corrección de la distorsión geométrica, filtrado mediano para reducir el ruido, generación de un modelo de fondo por cámara y sustracción de este a las imágenes filtradas, fusión de las imágenes obtenidas por cada sensor, calibración astrométrica, eliminación de estrellas a partir de un catálogo, y mejoramiento de contraste local. Para el módulo de detección automática de los objetos espaciales se desarrollaron dos metodologías: la primera incluye un detector de bordes Canny y un detector de segmentos *Progressive Probabilistic Hough Transform*. La otra metodología hace uso de la Transformada de Radon para detectar segmentos de líneas.

3.1. Mejoramiento de la Imagen

Para facilitar la visibilidad de los objetos espaciales, se aplican distintos procesamientos a las imágenes, los que como consecuencia facilitan la detección de dichos objetos. A continuación se describen todos los procesamientos considerados en la metodología propuesta.

3.1.1. Corrección de la Distorsión

Con el fin de obtener un campo de visión amplio, los sensores están equipados con lentes que generan una distorsión geométrica en las imágenes capturadas, lo que presenta una dificultad a la hora de realizar la calibración astrométrica de cada imagen. Sin embargo, utilizando el modelo propuesto por Fryer y Brown en [11] es posible corregir esta distorsión geométrica. En este caso, los parámetros de calibración de cada cámara fueron obtenidos y publicados por Grøtte y sus colaboradores en [13]. Este procesamiento es comúnmente usado

| | | | | | |
|-----|-----|-----|-----|-----|---------|
| 184 | 32 | 245 | 240 | 237 | |
| 38 | 56 | 192 | 201 | 174 | |
| 64 | 133 | 168 | 210 | 189 | Mediana |
| 132 | 147 | 94 | 105 | 76 | 147 |
| 107 | 232 | 183 | 252 | 18 | |

Figura 3.1: Ejemplo de Filtro Mediano.

en problemas de visión computacional y, en este caso, simplifica la calibración astrométrica al hacer la imagen procesada más cercana al catálogo de estrellas utilizado, además de permitir registrar las imágenes de las tres cámaras del OmniSSA más fácilmente.

3.1.2. Filtrado de la Imagen

Comúnmente, los sensores de las cámaras poseen pixeles dañados, llamados pixeles calientes, lo que genera ruido que puede ser caracterizado como sal y pimienta. Con el propósito de disminuir ese tipo de ruido, se aplica un filtro mediano de tamaño 3×3 a cada imagen. El filtro mediano fue propuesto por Huang en [18] y es ampliamente utilizado en procesamiento de imágenes y astronomía [30]. En la Figura 3.1 se muestra cómo opera este filtro, el cual permite una reducción del ruido impulsivo, reduciendo la desviación estándar de la distribución de intensidad en las imágenes.

3.1.3. Sustracción del Fondo

Las condiciones lumínicas presentes en el lugar que fueron capturadas las imágenes generan ruido no deseado, pues perjudican la visibilidad de los objetos de interés. También, en este caso particular, el gran campo de visión causa una distorsión sustancial, haciendo que los pixeles en el centro del campo de visión reciban una cantidad mayor de luz de fondo que en los bordes, principalmente por los efectos de la atmósfera. Suponiendo que las condiciones de iluminación presentes durante la captura de todas las imágenes no varía mayormente es posible generar un modelo de fondo para cada sensor que caracterice el ruido lumínico; dichos modelos fueron generados mediante el cálculo de la imagen mediana de todo el conjunto de imágenes filtradas [7], [10], lo que se muestra en la Figura 3.2. Posteriormente, los modelos de fondo fueron sustraídos a cada imagen filtrada. La sustracción de fondo es usada generalmente para mejorar la fotometría y detección [1] al eliminar tanto el ruido del CCD como el que es provocado por las condiciones de iluminación en el lente, y además permite eliminar los pixeles calientes que pueden persistir luego de la aplicación del filtro mediano. Aplicar este procedimiento en las imágenes del cielo genera una reducción tanto de la media como de la desviación estándar de la distribución de intensidad de las imágenes.

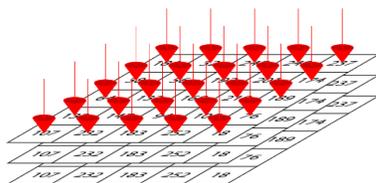


Figura 3.2: Método utilizado para la generación del modelo de fondo.

De esta forma, la sustracción de fondo se puede caracterizar por la siguiente ecuación

$$I_{BS} = I - I_{BM} \quad (3.1)$$

Donde I_{BS} es la imagen con el fondo sustraído, I es la imagen de entrada e I_{BM} es el modelo de fondo que se generó.

3.1.4. Fusión de las Imágenes

Tal como se describió en la Sección 2.1.1, el arreglo de cámaras OmniSSA captura tres imágenes de forma simultánea, lo que hace posible fusionar dichas imágenes para así generar una nueva imagen con menor ruido. Para este propósito, es necesario hacer la alineación de las tres imágenes utilizando como referencia las estrellas más brillantes que aparecen en el campo de visión capturado. La alineación entre las tres imágenes se realizó usando las 100 estrellas más brillantes y mediante sus coordenadas se pudo encontrar la Transformación Proyectiva [16] que las relaciona. Cabe destacar que de no aplicar la corrección de la distorsión de cada cámara (3.1.1) la Transformación Proyectiva no sería suficiente para alinearlas. Posterior a la alineación, las imágenes fueron sumadas, obteniendo una nueva imagen que se recortó para utilizar solo el campo de visión que es común a las tres imágenes individuales. La generación de una imagen fusionada teóricamente debería reducir el ruido en un factor de \sqrt{n} , donde n es el número de imágenes utilizadas en la fusión, en este caso 3.

3.1.5. Calibración Astrométrica

Conocer el área del cielo que cubre cada imagen es de gran utilidad, pues permite transformar las coordenadas en píxeles a coordenadas estelares, ascensión recta y declinación, lo que a su vez posibilita la caracterización los objetos detectados. Para realizar la calibración astrométrica, se hizo uso del software Astrometry.net [27], el cual encuentra las estrellas presentes en cada imagen y las compara con un catálogo hasta encontrar las coordenadas correspondientes al campo de visión capturado. Se utilizó el catálogo Tycho-2 [17] el cual contiene más de 2.5 millones de estrellas registradas.

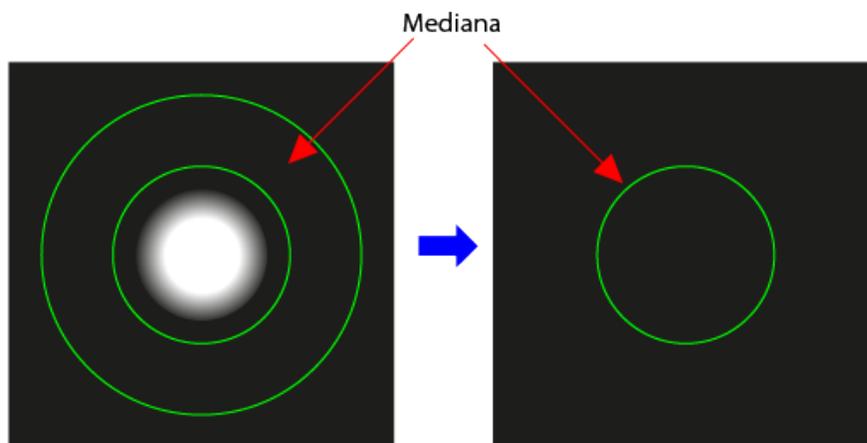


Figura 3.3: Método utilizado para borrar las estrellas. Se calcula la mediana en el anillo que rodea a la estrella, luego se reemplaza el círculo que contiene a la estrella por el valor calculado.

3.1.6. Borrado de Estrellas

Los objetos que buscan ser detectados poseen un brillo superior al del fondo, pero inferior al de las estrellas, por lo que estas últimas perjudican un estiramiento de contraste apropiado y es ideal hacer un borrado de estrellas. Para lograr el borrado, las estrellas presentes en cada imagen se comparan con la misma área en el catálogo Tycho-2 usando los resultados obtenidos en la Calibración Astrométrica 3.1.5. Luego, los píxeles correspondientes a cada estrella son reemplazados por el valor mediano de la vecindad en forma de anillo que los rodee, como se muestra gráficamente en la Figura 3.3. Al reemplazar los píxeles pertenecientes a estrellas, que poseen una intensidad muy alta, por los de su contorno se espera lograr una disminución considerable en la desviación estándar de la distribución de intensidades.

3.1.7. División de la Imagen en Zonas

Como el campo de visión de las imágenes es amplio, las condiciones de brillo en los distintos sectores de la imagen varían significativamente, lo que no permite realizar una mejora de contraste efectiva en toda la imagen. Es por esto que es necesario adaptar la mejora de contraste a los diferentes sectores de la imagen, para lo cual esta fue dividida en zonas. Además, para evitar problemas en los bordes y fronteras de las zonas vecinas, se permite una superposición del 20% entre estas.

3.1.8. Mejoramiento de Contraste Adaptivo por Zonas

Para que los objetos de interés destaquen por sobre el fondo de las imágenes, se requiere aplicar un mejoramiento de contraste. Para este propósito, se usa el método de estiramiento de contraste propuesto por Lim en [28], el cual es aplicado localmente a cada zona considerando entre los percentiles 1 y 97 de los valores de intensidad de la imagen, produciendo la

saturación de los píxeles más oscuros y más brillantes. De esta forma, el estiramiento de contraste se adapta al contenido de la imagen en las diferentes zonas. Si bien este procesamiento genera un aumento en la desviación estándar de la distribución de intensidad en la imagen debido a la saturación de los píxeles, es útil para resaltar los objetos buscados.

El estiramiento de contraste lineal aplicado se rige por la siguiente ecuación

$$I_{CS}(x, y) = \begin{cases} 0 & \text{si } I(x, y) < P_L \\ 1 & \text{si } I(x, y) > P_U \\ \frac{I(x,y)-P_L}{P_U-P_L} & \text{si } P_L \leq I(x, y) \leq P_U \end{cases} \quad (3.2)$$

Donde P_L es el valor del percentil inferior, en este caso percentil 1, y P_U el valor del percentil superior, en este caso percentil 97.

3.2. Detección de Objetos Espaciales

Como fue descrito en la Sección 2.2, dado el tiempo de exposición de las imágenes capturadas por el OmniSSA, los objetos espaciales son observados como un segmento de línea. Es por esto que se proponen dos metodologías de detección de segmentos con el fin de encontrar los objetos espaciales presentes en las distintas imágenes del conjunto de datos utilizado.

3.2.1. Detector de Bordes y Detector de Segmentos

El primer método desarrollado, considera el uso de un detector de bordes Canny [5], el que genera una imagen binaria que muestra los píxeles donde la variación en intensidad es considerable y permite encontrar los bordes de cada objeto espacial. Este método fue aplicado a cada zona para evitar la detección de bordes artificiales generados y no perder información relevante en las intersecciones entre zonas vecinas [4], [40]. Para generar la imagen binaria final las áreas superpuestas se fusionan utilizando un operador OR. También se aplican operaciones morfológicas para reducir el ruido luego de la detección de bordes.

Posteriormente, se aplica un detector de segmentos *Progressive Probabilistic Hough Transform* [12], [4], [6] sobre la imagen de bordes detectados, la cual también es dividida en zonas para mejorar su desempeño. Este método es una variante de la Transformada de Hough, la que trabaja sobre imágenes binarias y es ampliamente usada para detectar figuras geométricas conocidas de forma eficiente.

3.2.2. Transformada de Radon

Otro método que se utiliza para detectar segmentos de línea es la Transformada de Radon, la cual propuso Radon en [37] y ha sido utilizada en este problema por Zimmer en [48], como

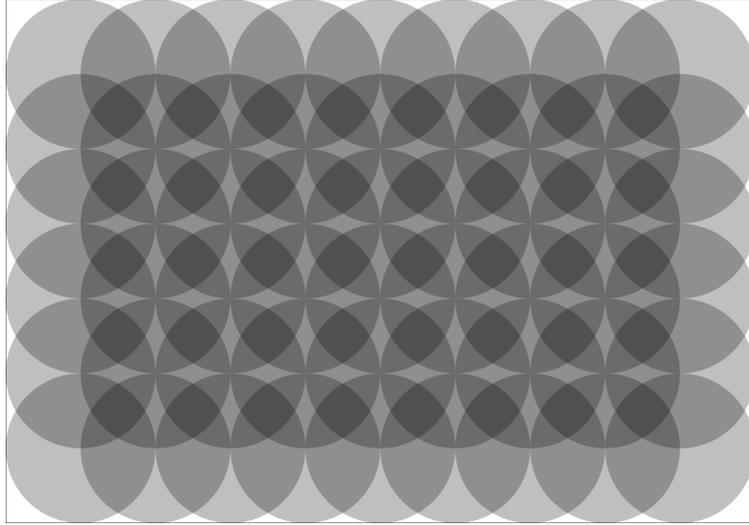


Figura 3.4: Zonas utilizadas en la Transformada de Radon, la imagen mostrada es cuatro veces menor a las imágenes del conjunto de datos.

se mostró en la Sección 1.2. Este algoritmo funciona de manera similar a la Transformada de Hough, pero utiliza los valores reales de cada pixel sin tener que binarizar la imagen de entrada, lo que permite detectar segmentos más tenues y se define de la siguiente manera

$$R_I(\alpha, s) = \int_{-\infty}^{\infty} I((z \sin \alpha + s \cos \alpha), (-z \cos \alpha + s \sin \alpha)) dz \quad (3.3)$$

Donde R_I es el senograma obtenido mediante la transformada, I es la imagen de entrada, mientras que α y s son los parámetros que definen una recta en coordenadas polares. De esta forma, la Transformada de Radon suma todos los valores que se tienen en las distintas rectas que cruzan la imagen de entrada.

La Transformada de Radon fue aplicada por zonas y encontrando los máximos locales en el espacio de la transformada (senograma) los segmentos pueden ser determinados y visualizados mediante la Transformada Inversa de Radon. Es importante notar que para poder calcular la Transformada Inversa de Radon se debe calcular la Transformada de Radon solo en áreas circulares, por lo que fue permitida una superposición del 50% entre zonas vecinas con el objetivo de considerar todas las zonas de la imagen y, además, generar detecciones redundantes que permiten descartar con mayor facilidad los falsos positivos que podrían aparecer debido al ruido. En la Figura 3.4 se muestra un ejemplo de cómo se distribuyen las zonas en la imagen, se puede observar que en las zonas cercanas a los bordes de la imagen existe superposición de a lo más 2 zonas. Se muestra un tamaño menor a la imagen real para simplificar la visualización.

3.3. Métricas de Evaluación

Con el objetivo de realizar un análisis cuantitativo de los resultados obtenidos por el sistema propuesto es necesario definir métricas de evaluación para cada una de las etapas principales. En la presente sección se define la Intensidad Escalada por el Ruido la cual es una medida útil para evaluar las mejoras en la imagen dada cada etapa del procesamiento. Por otra parte, utilizando la información conocida de objetos espaciales que se describió en la Sección 2.1.3, se utilizan métricas comunes en problemas de detección, las cuales son *Precision* (P), *Recall* (R) y *f-score* (f).

3.3.1. Mejoramiento de la Imagen

Para evaluar el mejoramiento de la imagen, se define la Intensidad Escalada por el Ruido (I_{SN}) como

$$I_{SN} = \frac{S}{\sigma_n} \quad (3.4)$$

donde S es la intensidad de un grupo de pixeles y σ_n es la desviación estándar del ruido. Dado que hay pocos objetos en relación al fondo, la desviación estándar del ruido puede ser aproximada por la desviación estándar de toda la imagen (σ), es decir, $\sigma_n \approx \sigma$.

Sin embargo, esta definición hace difícil la comparación entre mediciones de I_{SN} de las distintas etapas del sistema dado que los procesamientos aplicados generan diferencias muy grandes en los promedios y las desviaciones estándar de cada imagen obtenida. Para contrarrestar dicha dificultad se le resta la media a la medida anteriormente definida, es decir, se calcula $I_{SN} - \overline{I_{SN}}$, donde $\overline{I_{SN}}$ es la media del I_{SN} medido, lo que permite centrar las mediciones en torno a cero.

De esta forma, seleccionando un grupo de filas de pixeles en una imagen, por ejemplo, cinco filas, la I_{SN} puede ser calculada y graficada. Lo que se espera es que los valores más altos de la I_{SN} se obtengan en las áreas que exista un Objeto Espacial.

3.3.2. Detección de Objetos Espaciales

Para evaluar la tasa de detección del sistema desarrollado es necesario conocer los objetos espaciales que aparecen en las imágenes disponibles. Esto se puede conocer utilizando la información de la base de datos de objetos espaciales Space-Track, sin embargo, tal como se señaló en la Sección 2.2, existen limitaciones que no permiten observar objetos que se encuentren a más de 900 km de altura con respecto a la superficie terrestre. Además de esto, tampoco es posible observar objetos muy pequeños, por lo que fue necesario realizar una inspección visual de todas las imágenes para determinar cuáles objetos son detectables, lo que dio como resultado un *ground-truth* de 16 instancias de objetos espaciales, esto quiere

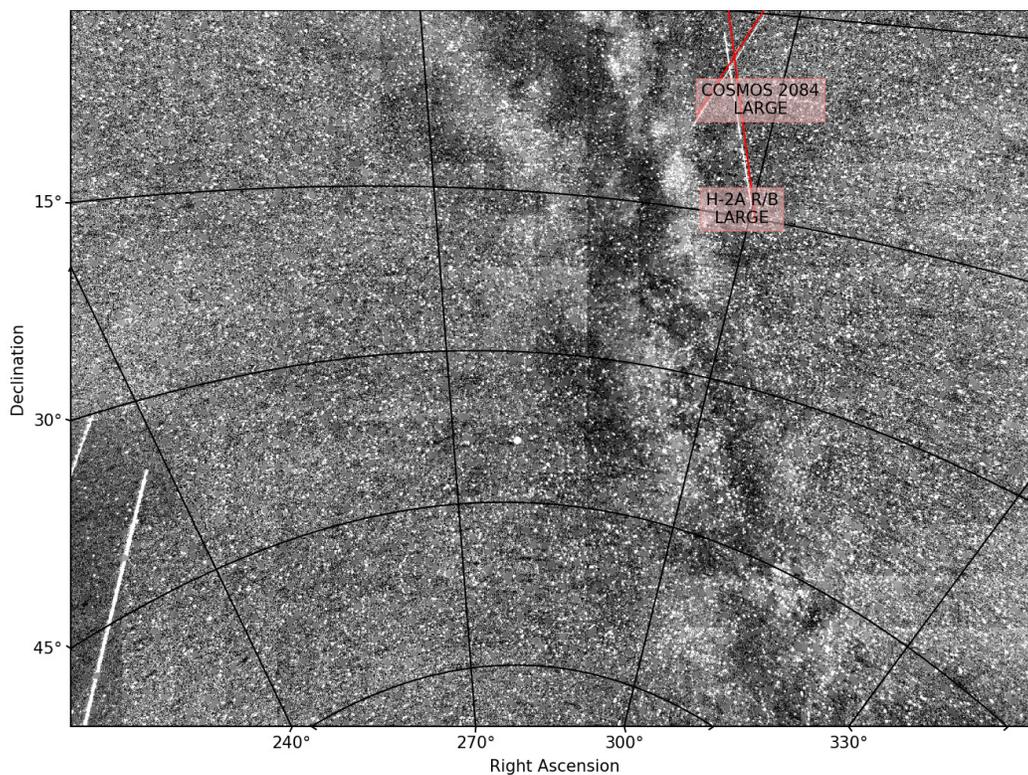


Figura 3.5: Ejemplo de objetos espaciales extraídos de Space-Track y presentes en una imagen del conjunto de datos disponible. Se muestra la imagen procesada para que los objetos espaciales sean visibles claramente.

decir que si un OE aparece en más de una imagen, estas se consideran independientes. También es necesario señalar que en algunas imágenes aparecen segmentos de líneas que no corresponden a objetos espaciales sino que a aviones y, por lo mismo, estos no fueron considerados como falsos positivos en caso de ser detectados. Se puede determinar que son aviones debido a su mayor brillo y longitud, provocada por su cercanía con respecto a la superficie terrestre, además, en algunos casos, se pueden observar las luces propias de sus alas. En la Figura 3.5 se muestra un ejemplo de objetos espaciales presentes en la captura N° 15 del conjunto de imágenes, para poder observar los objetos espaciales de forma más clara, se muestra la imagen procesada. En la parte superior derecha de la imagen se observan los objetos espaciales *Cosmos 2084* y *H-2A R/B*, los que orbitan entre 600 y 700 km de altitud con respecto a la superficie terrestre. Además, en la parte inferior izquierda de la imagen se observan dos aviones. Se puede notar que las anotaciones extraídas de la base de datos no coincide exactamente con lo que se puede observar en la imagen, esto puede ser debido a que la información presente en el catálogo de Space-Track no sea tan precisa, o a errores en la calibración astrométrica proporcionada por el software Astrometry.net. En el Anexo B se detalla la caracterización del *ground-truth* considerado.

Como medidas de evaluación se utilizarán tres métricas comunes en problemas de detección, las cuales son *Precision* (P), *Recall* (R) y *f-score* (f). Estas medidas se definen de la siguiente manera:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3.5)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3.6)$$

$$f = 2 \cdot \frac{P \cdot R}{P + R} \quad (3.7)$$

Donde TP son las detecciones correctas, FN son los objetos presentes en el *ground-truth* que no fueron detectados por el sistema y FP son las detecciones que no están en el *ground-truth*, es decir, falsas alarmas.

Capítulo 4

Resultados Experimentales

En el presente capítulo se presentan los resultados de las distintas etapas del sistema propuesto. Para las pruebas se utilizó una validación cruzada, utilizando una captura que contenga Objetos Espaciales para ajustar los parámetros, mientras que las demás capturas se utilizaron para evaluar la capacidad de generalización de la metodología propuesta. Como se tienen 9 capturas con presencia de OE, se tienen 9 pruebas diferentes.

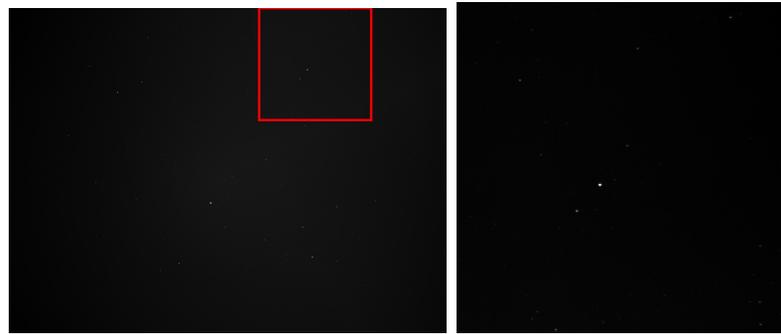
Tomando una imagen del conjunto de prueba como ejemplo, se muestran los procesamientos más importantes lo que permite un análisis cualitativo de las mejoras obtenidas. Posteriormente, se grafican las mediciones definidas en la Sección 3.3.1, I_{SN} e $I_{SN} - \overline{I_{SN}}$, para un análisis cuantitativo de los procesamientos aplicados. Finalmente, se muestran algunos de los resultados de la etapa de detección automática de Objetos Espaciales y las métricas de detección para ambas metodologías estudiadas. 1

4.1. Resultados del Mejoramiento de la Imagen

En la presente sección las figuras se grafican en un tamaño reducido para facilitar la lectura; en el Anexo C se adjuntan en una escala mayor donde se pueden observar los detalles de mejor manera. En la Figura 4.1 se muestra la imagen que se utilizará como ejemplo a lo largo de esta sección, es importante notar que en dicha imagen aparecen dos aviones en la parte inferior izquierda y dos OE que se cruzan en la parte superior derecha, la cual se mostrará ampliada.

4.1.1. Corrección de la Distorsión

Dado que los parámetros de calibración están disponibles, es posible realizar la corrección de la distorsión generada por los lentes con que está equipada cada cámara. De esta forma, en la Figura 4.2 se muestra cómo se deforma una grilla de líneas rectas y perpendiculares entre sí al aplicar la corrección geométrica propia de la Cámara 1, en color rojo se muestra la grilla original y sobrepuesto en color negro la grilla deformada.



(a) Imagen completa. (b) Zoom en zona de interés.

Figura 4.1: Imagen utilizada como ejemplo.

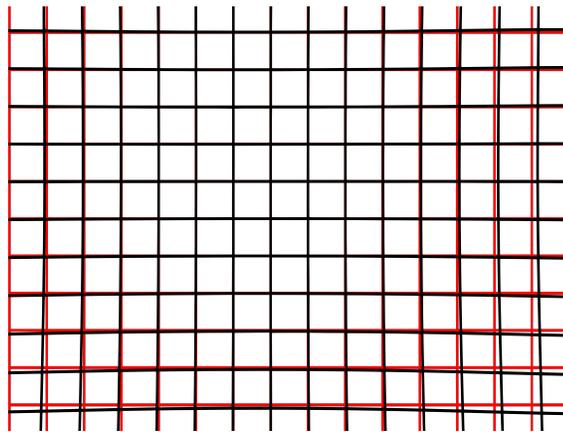


Figura 4.2: Corrección geométrica de la Cámara 1 aplicada a una grilla. En rojo se muestra la grilla original y en negro el resultado de aplicar la corrección geométrica.

4.1.2. Sustracción de Fondo

Utilizando las imágenes del conjunto de datos, se generó un modelo de fondo para cada sensor, en la Figura 4.3 se muestra el modelo del sensor 1 en el cual es posible notar la existencia de un brillo mayor al centro de la imagen con respecto a los bordes. El modelo de fondo fue sustraído para cada imagen, logrando reducir la media de estas de 12652.93 a 50.73, mientras que su desviación estándar se redujo en un factor de 3.78, pasando de 1151.49 a 304.12 en promedio. La Figura 4.4 muestra la imagen con el fondo sustraído. Como se puede observar, luego de aplicar este procedimiento, el contraste mejora significativamente haciendo más visibles los objetos tales como las estrellas y se obtiene una imagen con intensidad más uniforme.

4.1.3. Fusión de las Imágenes

Para la fusión de las imágenes de los tres sensores se utilizaron las estrellas más brillantes que aparecen en las imágenes de cada sensor y considerando el sensor 1 como referencia se buscó la transformación proyectiva que relaciona las coordenadas de las otras dos cámaras

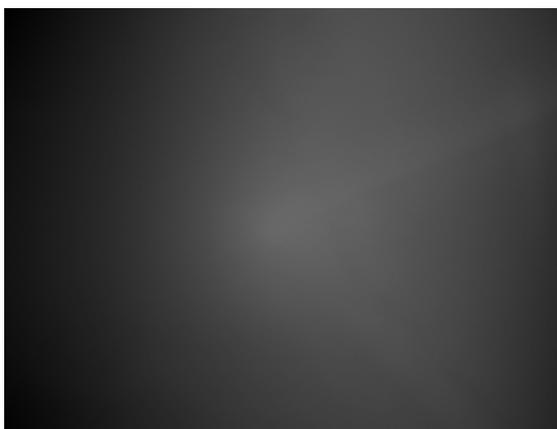
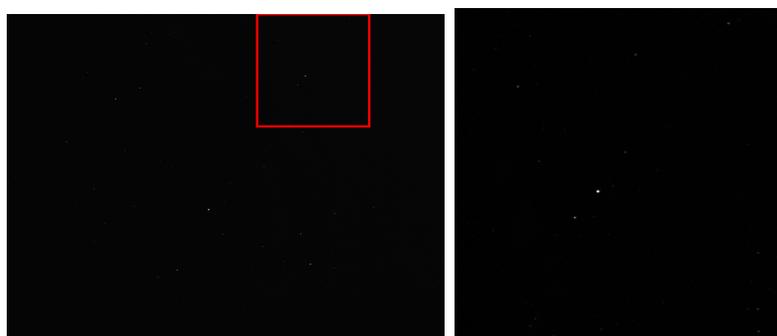


Figura 4.3: Modelo de fondo generado con las 23 imágenes del sensor 1 del OmniSSA.



(a) Imagen completa.

(b) Zoom en zona de interés.

Figura 4.4: Resultado de la sustracción de fondo en una imagen del conjunto de datos.

con las de la primera. En la Figura 4.5 se muestran las correspondencias entre las estrellas más brillantes de las tres imágenes superpuestas donde se puede notar que la traslación no es uniforme a lo largo de la imagen. A partir de dichas correspondencias se encontró la transformación proyectiva para luego sumar las tres imágenes obteniendo la imagen que se muestra en la Figura 4.6.

4.1.4. Calibración Astrométrica

Utilizando el software Astrometry.net y una parte del catálogo Tycho-2 se logra encontrar las coordenadas correspondientes a la imagen procesada. En la Figura 4.7 se muestra la imagen graficada con las coordenadas en ascensión recta y declinación las cuales son lo suficientemente precisas para las subsiguientes etapas del sistema.

4.1.5. Borrado de Estrellas

Debido a que las estrellas poseen un brillo muy alto con respecto al fondo, al borrarlas la desviación estándar de las imágenes se reduce aún más. Esto a su vez permite que los objetos



Figura 4.5: Traslación entre las estrellas más brillantes de las tres capturas. En rojo se muestra la traslación entre la Cámara 1 y 2, en amarillo se muestra la traslación entre la Cámara 1 y 3.

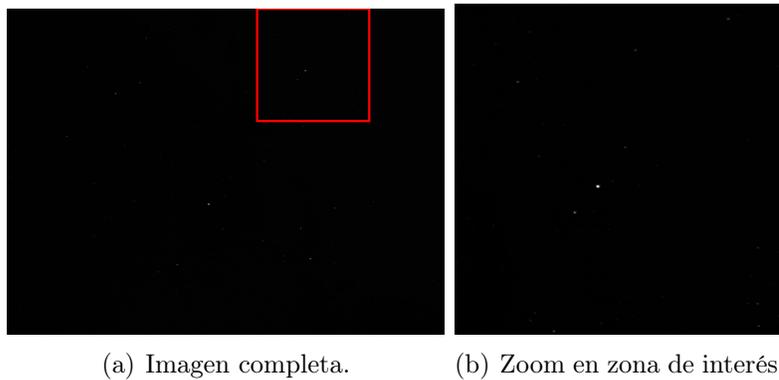


Figura 4.6: Resultado de la fusión de las tres imágenes.

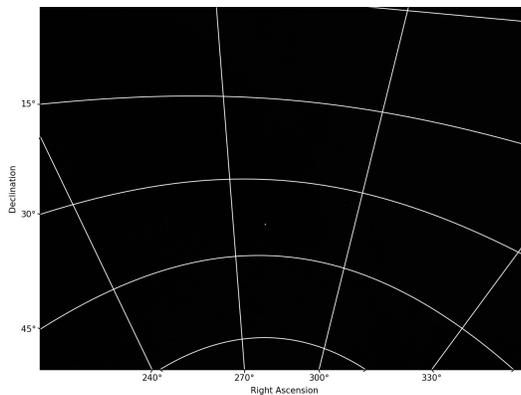
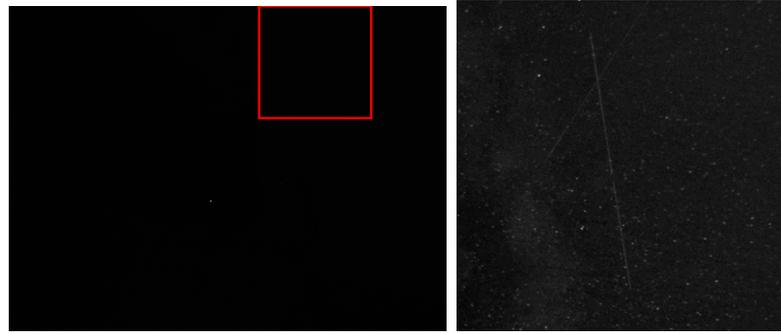


Figura 4.7: Resultado de la Calibración Astrométrica, se muestra la imagen con las coordenadas encontradas.

buscados logren destacar con respecto al fondo. En la Figura 4.8 se muestra el resultado de borrar las estrellas de la imagen de la Figura 4.6. Si bien la mayor cantidad de estrellas presentes en el campo de visión fueron borradas, existen algunas que no aparecen en los catálogos utilizados, por lo que siguen apareciendo en las imágenes. El anillo utilizado para



(a) Imagen completa. (b) Zoom en zona de interés.

Figura 4.8: Resultado del borrado de estrellas.

borrar las estrellas tiene un radio interior de 10 px y un radio exterior de 20 px.

4.1.6. Mejoramiento de Contraste Adaptivo por Zonas

Tal como se explicó en la Sección 3.1.8, se aplica un estiramiento de contraste lineal en la imagen entre los percentiles 1 y 97, saturando los pixeles que se encuentran fuera de dicho rango. En la Figura 4.9 se muestra gráficamente la transformación aplicada a los pixeles de la imagen de la Figura 4.8.

Aplicar un estiramiento de contraste a toda la imagen permite una mejor visualización de los Objetos Espaciales, tal como muestra la Figura 4.10, pero debido a los altos valores de intensidad en ciertas zonas de la imagen, la mejora no es óptima. En la imagen de ejemplo que se ha utilizado se puede notar claramente que los valores de intensidad aumentan hacia la esquina superior derecha de la imagen perjudicando notoriamente el contraste de los OE. Por otra parte, al aplicar el estiramiento de contraste en zonas la visibilidad de los OE con respecto al fondo mejora considerablemente, lo que a su vez implica una ventaja para su posterior detección. Es importante notar que la intensidad propia de la Nebulosa de Norte América presente en la imagen también se ve atenuada y por ende se reduce la posible interferencia con OE capturados en ese espacio. Lo anterior se puede ver en la Figura 4.11.

Además, en la Figura 4.12 se muestra el resultado de aplicar el procesamiento a la captura N° 13 del conjunto de imágenes. Como se puede notar, en dicha captura se observa un objeto espacial que es mucho más tenue que los presentes en el ejemplo anterior.

4.1.7. Medida de I_{SN}

Para realizar un análisis cuantitativo de las mejoras obtenidas con la metodología propuesta, se hace uso de la métrica definida en la Sección 3.3.1: Intensidad Escalada por el Ruido, I_{SN} .

De esta forma, considerando un grupo de 5 filas contiguas de pixeles en la imagen elegidas

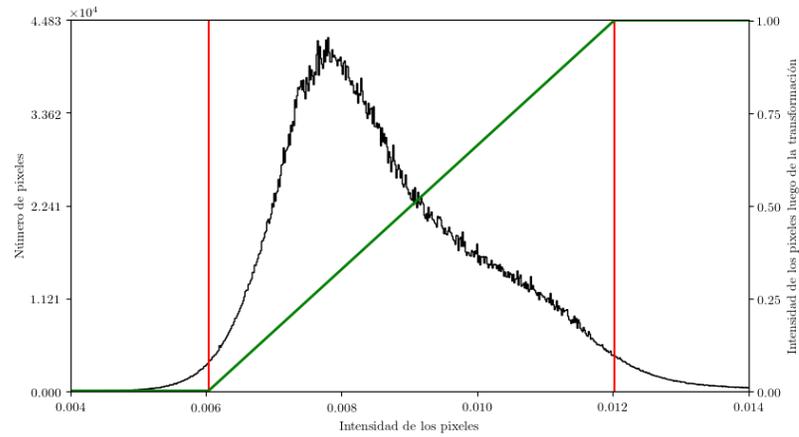
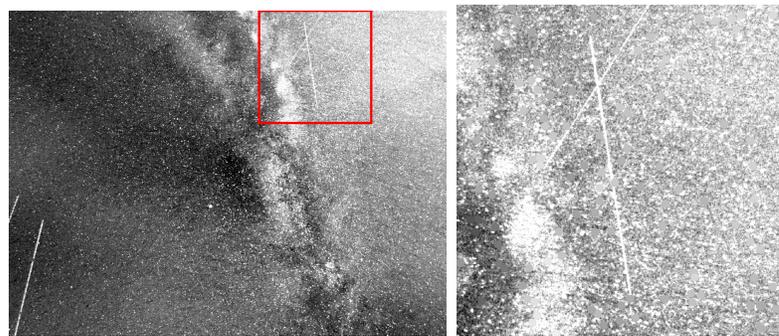
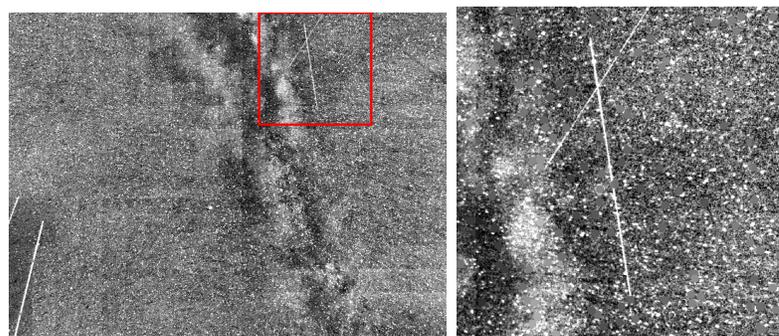


Figura 4.9: Estiramiento de contraste aplicado a la imagen. Se muestra el histograma de la imagen de la Fig. 4.8 en negro, en rojo se marcan los valores de los percentiles 1 y 97 de dicha imagen y en verde la transformación aplicada. El eje horizontal se limita a la zona de interés del histograma.



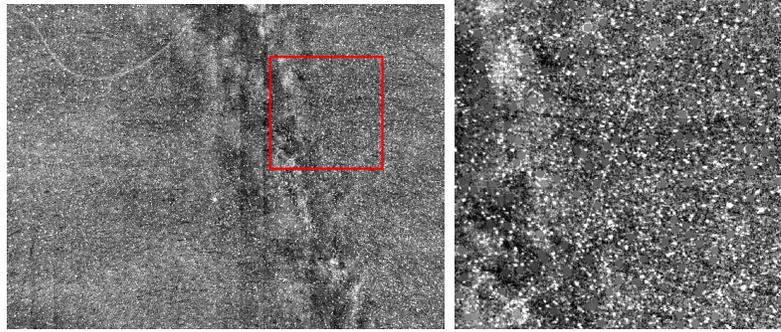
(a) Imagen completa. (b) Zoom en zona de interés.

Figura 4.10: Resultado del mejoramiento de contraste en toda la imagen.



(a) Imagen completa. (b) Zoom en zona de interés.

Figura 4.11: Resultado del mejoramiento de contraste adaptivo por zonas.



(a) Imagen completa. (b) Zoom en zona de interés.

Figura 4.12: Resultado de aplicar el procesamiento a la captura N° 13 del conjunto de imágenes.

de forma aleatoria en la zona en que se encuentran los OE, se calcula la I_{SN} . En la Figura 4.13 se muestra lo anteriormente descrito, teniendo en la esquina superior izquierda la imagen procesada con la zona de interés marcada, en la esquina inferior izquierda la zona de interés ampliada y las filas elegidas para realizar el cálculo de la I_{SN} . Se puede notar que las filas intersectan a los dos OE de la imagen.

En la parte superior derecha se grafica la I_{SN} considerando las distintas etapas del procesamiento, las cuales son: sustracción de fondo (BS), fusión de las imágenes (FU), borrado de estrellas (SR), estiramiento de contraste (CS), y estiramiento de contraste adaptivo por zonas (CSZ). El caso *Raw* indica que la I_{SN} fue calculada utilizando la imagen sin ningún procesamiento. El gráfico ubicado en la parte inferior derecha muestra la $I_{SN} - \overline{I_{SN}}$.

Al observar los gráficos de I_{SN} e $I_{SN} - \overline{I_{SN}}$ se nota claramente los *peaks* provocados por los OE, el primero entre los pixeles 8 y 15, y el segundo, un poco más difuso, entre los pixeles 35 y 40. Además, se observa que el gráfico de $I_{SN} - \overline{I_{SN}}$ permite una mejor visualización de las mejoras producidas en las diferentes etapas de la metodología propuesta, donde la diferencia entre los pixeles de los OE y los del fondo es mayor, y permite notar que la magnitud de los *peaks* individuales de la I_{SN} y la $I_{SN} - \overline{I_{SN}}$ se maximizan para la combinación BS-FU-SR-CSZ.

Un segundo ejemplo de las mediciones de I_{SN} se muestra en la Figura 4.14, las cuales se realizaron usando la zona central de la captura N° 13 del conjunto de imágenes, el mismo expuesto en la Figura 4.12. De manera análoga al ejemplo anterior, Figura 4.13, en la parte superior derecha de la Figura 4.14 se muestra el gráfico de la I_{SN} en el cual se observa un *peak* en torno al pixel 18. En este caso se utilizaron las mismas combinaciones de procesamientos considerados anteriormente, es decir, sustracción de fondo (BS), fusión de las imágenes (FU), borrado de estrellas (SR), estiramiento de contraste (CS), y estiramiento de contraste adaptivo por zonas (CSZ). El caso *Raw* indica que la I_{SN} fue calculada utilizando la imagen sin ningún procesamiento.

Los resultados de este ejemplo son similares a los ya observados en el primer ejemplo, obteniendo el mayor *peak* considerando la combinación BS-FU-SR-CSZ, el cual coincide con la posición del Objeto Espacial. En este caso, el objeto espacial es más tenue e irregular, por lo que es más difícil de observar y detectar.

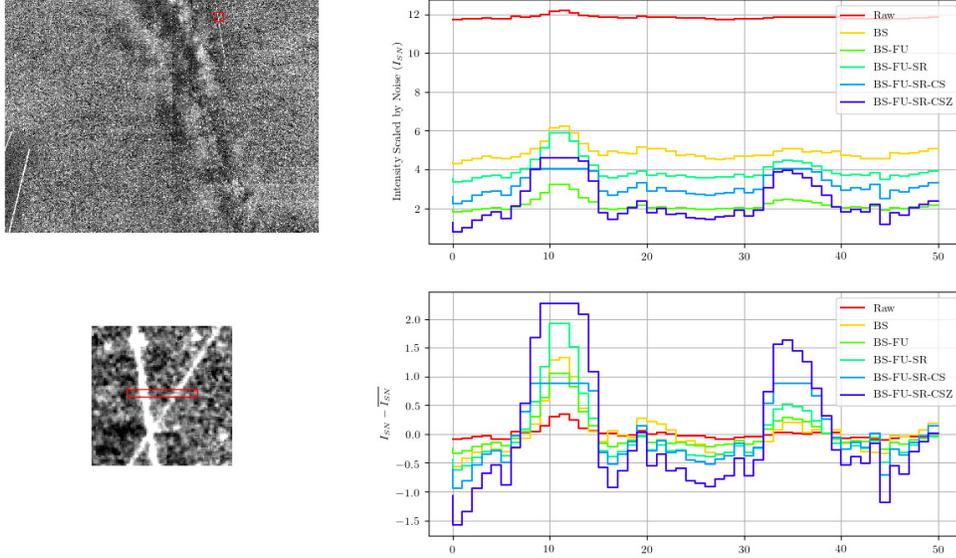


Figura 4.13: (Sup-izq) Imagen de la Fig. 4.11 (a) con el área de interés marcada en rojo. (Inf-izq) Zoom en el área de interés, zona marcada en rojo muestra 5 filas de píxeles donde se mide la I_{SN} y la $I_{SN} - \overline{I_{SN}}$. (Sup-der) Resultados de la I_{SN} . (Inf-der) Resultados de la $I_{SN} - \overline{I_{SN}}$. Se grafican las mediciones para distintas etapas del procesamiento de las capturas: Sustracción de fondo (BS), fusión de las imágenes (FU), borrado de estrellas (SR), estiramiento de contraste (CS), y mejoramiento de contraste adaptivo por zonas (CSZ). El caso *Raw* muestra la medición sin aplicar ningún procesamiento.

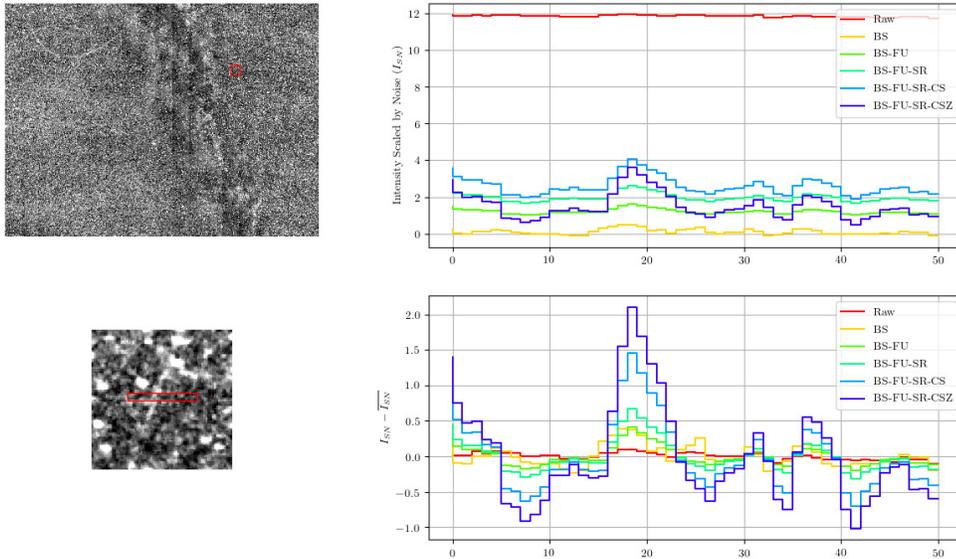
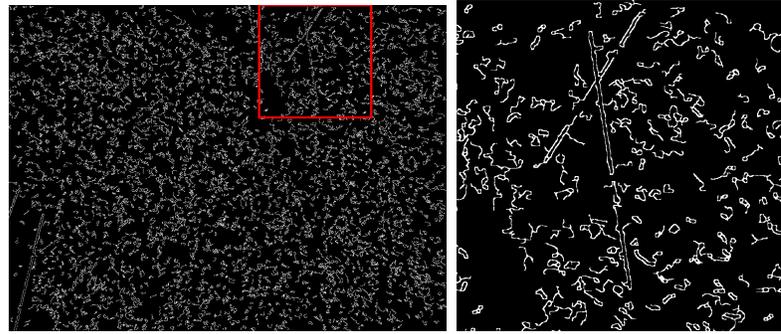


Figura 4.14: (Sup-izq) Imagen de la Fig. 4.12 (a) con el área de interés marcada en rojo. (Inf-izq) Zoom en el área de interés, zona marcada en rojo muestra 5 filas de píxeles donde se mide la I_{SN} y la $I_{SN} - \overline{I_{SN}}$. (Sup-der) Resultados de la I_{SN} . (Inf-der) Resultados de la $I_{SN} - \overline{I_{SN}}$. Se grafican las mediciones para distintas etapas del procesamiento de las capturas: Sustracción de fondo (BS), fusión de las imágenes (FU), borrado de estrellas (SR), estiramiento de contraste (CS), y mejoramiento de contraste adaptivo por zonas (CSZ). El caso *Raw* muestra la medición sin aplicar ningún procesamiento.



(a) Imagen completa. (b) Zoom en zona de interés.

Figura 4.15: Resultado de aplicar el detector de bordes Canny a la imagen procesada.

4.2. Resultados de la Etapa de Detección

Las mediciones de la I_{SN} y la $I_{SN} - \overline{I_{SN}}$ muestran que la combinación BS-FU-SR-CSZ entrega los mejores resultados lo que supone una mayor facilidad a la hora de detectar los OE. La diferencia entre la imagen sin procesamiento (Raw) y la imagen obtenida al aplicar todos los procesamientos de la metodología propuesta es notable. En cuanto a la etapa de detección, se analizarán los resultados de las dos metodologías desarrolladas: la primera que hace uso de un Detector de Bordes Canny y de la *Progressive Probabilistic Hough Transform* para detectar segmentos, y la segunda que se basa en la Transformada de Radon.

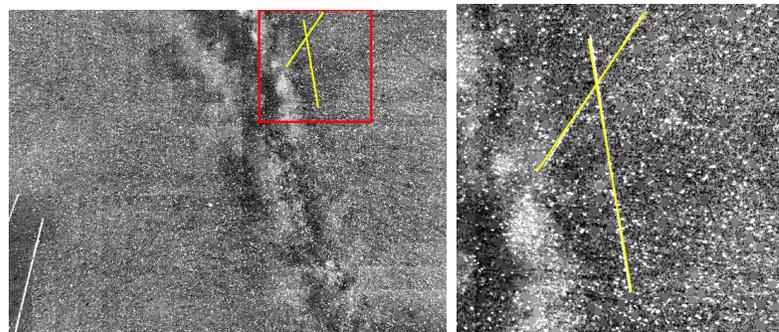
4.2.1. Detector de Bordes y Detector de Segmentos

Como ya se describió en la Sección 3.2.1, esta metodología se compone de dos partes, primero se detectan los bordes de la imagen utilizando un detector de bordes Canny, y luego, utilizando la imagen binaria que genera el detector de bordes, se aplica la *Progressive Probabilistic Hough Transform* para recuperar los segmentos correspondientes a los OE.

De esta forma, en la Figura 4.15 se muestra el resultado de aplicar el detector de bordes Canny a la imagen que se ha usado como referencia luego de aplicar todos los procesamientos de mejoramiento (BS-FU-SR-CSZ). Se puede notar que pese a que la imagen binaria obtenida posee bastante ruido (bordes que no corresponden a OE), los OE generan bordes prácticamente continuos y bien definidos.

Posteriormente, se aplica el detector de segmentos *Progressive Probabilistic Hough Transform*, recuperando los segmentos que se muestran en la Figura 4.16. Como se puede observar, se detectan los OE de forma correcta.

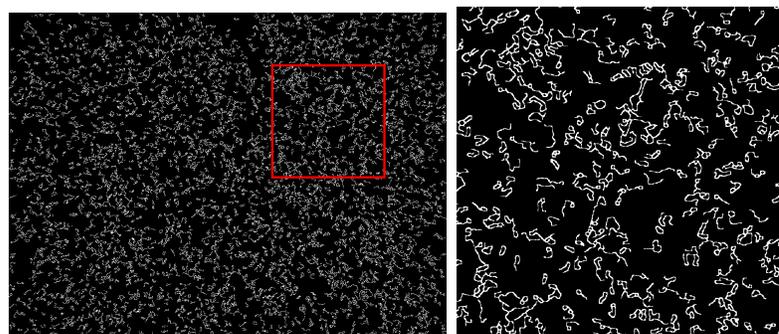
En la Figura 4.17 se muestra otro ejemplo, el mismo que se utilizó en la Figura 4.12, en el que aparece un objeto espacial mucho más tenue e irregular. Dichas características afectan enormemente la detección de bordes, generando discontinuidades y haciendo difícil la caracterización del objeto espacial. Lo anterior genera consecuencias negativas a la hora de aplicar el detector de segmentos, haciendo imposible la detección de dicho objeto espacial.



(a) Imagen completa.

(b) Zoom en zona de interés.

Figura 4.16: Detecciones obtenidas utilizando la *Progressive Probabilistic Hough Transform*.



(a) Imagen completa.

(b) Zoom en zona de interés.

Figura 4.17: Segundo ejemplo de aplicar el detector de bordes Canny a la imagen procesada.

Tabla 4.1: Medidas de evaluación de la detección utilizando metodología de Canny más Hough.

| N° | <i>Precision</i> | <i>Recall</i> | <i>f-score</i> |
|----------|------------------|------------------|------------------|
| 1 | 0.77 | 0.71 | 0.74 |
| 2 | 0.73 | 0.67 | 0.70 |
| 3 | 0.77 | 0.71 | 0.74 |
| 4 | 0.79 | 0.73 | 0.76 |
| 5 | 0.75 | 0.64 | 0.69 |
| 6 | 0.75 | 0.64 | 0.69 |
| 7 | 0.77 | 0.67 | 0.71 |
| 8 | 0.83 | 0.67 | 0.74 |
| 9 | 0.79 | 0.73 | 0.76 |
| Promedio | 0.77 ± 0.028 | 0.69 ± 0.035 | 0.73 ± 0.026 |

Luego realizar la validación cruzada utilizando esta metodología las métricas de evaluación obtenidas son las que se señalan en la Tabla 4.1, los que señalan una tasa de detección poco óptima, además de verse afectados por la aparición de falsas alarmas.

4.2.2. Transformada de Radon

Los resultados obtenidos al utilizar la metodología anterior muestran que existe una pérdida de información considerable al binarizar la imagen mediante el uso del detector de bordes Canny. Dicho inconveniente puede ser evitado al utilizar la Transformada de Radon, la cual, a diferencia de la Transformada de Hough y sus variantes, se puede aplicar directamente sobre la imagen procesada sin necesidad de binarizarla.

De esta forma, la Transformada de Radon fue aplicada a cada zona definida para el estiramiento de contraste (Sección 3.1.8), obteniendo su correspondiente senograma. Es esperable que los *peaks*, o máximos locales, presentes en el senograma representen la presencia de OE, por lo que al aplicar la Transformada Inversa de Radon sobre dichos *peaks* es posible obtener los segmentos propios de cada objeto espacial. Además, para evitar falsas detecciones, solo se consideran los *peaks* que superen un umbral, el cual fue definido como la media del senograma (μ_S) más tres veces su desviación estándar (σ_S), es decir,

$$T_R = \mu_S + 3 \cdot \sigma_S \quad (4.1)$$

En la Figura 4.18 se muestran los resultados de este procedimiento para una zona en particular: a la izquierda se muestra la imagen de entrada, donde además se marca la zona que se utiliza para calcular la Transformada de Radon; recordemos que solo se pueden utilizar los pixeles del círculo central de la imagen para que la transformada sea invertible. Al centro de la Figura 4.18 se muestra el senograma obtenido al aplicar la Transformada de Radon, donde además se marcan los máximos locales. A la derecha de la Figura 4.18 se muestra la imagen que se obtiene al aplicar la Transformada Inversa de Radon a los *peaks* marcados

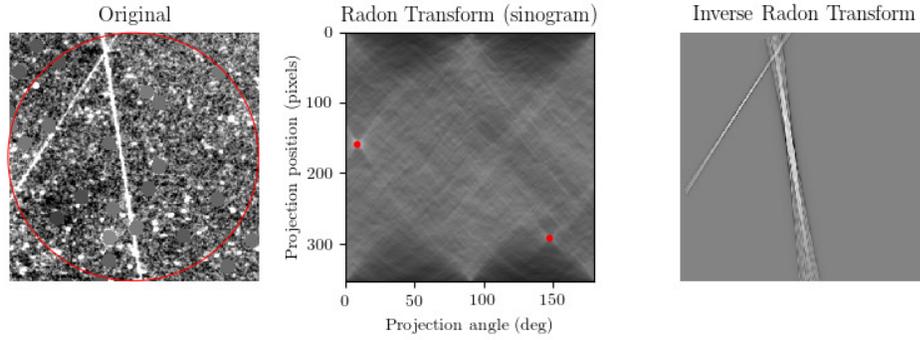


Figura 4.18: Resultado de aplicar la Transformada de Radon a una zona de la imagen. (Izq.) Imagen de entrada al método, se observan dos OE. (Centro) Resultado de la Transformada de Radon (senograma). (Der.) Resultado de aplicar la Transformada Inversa de Radon a las vecindades de los *peaks*.

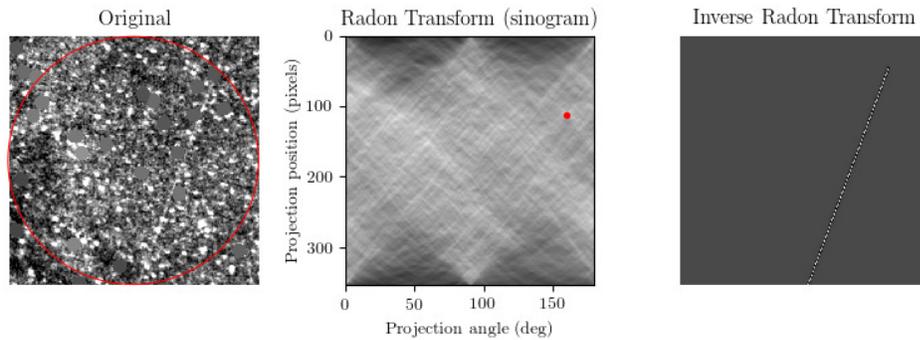
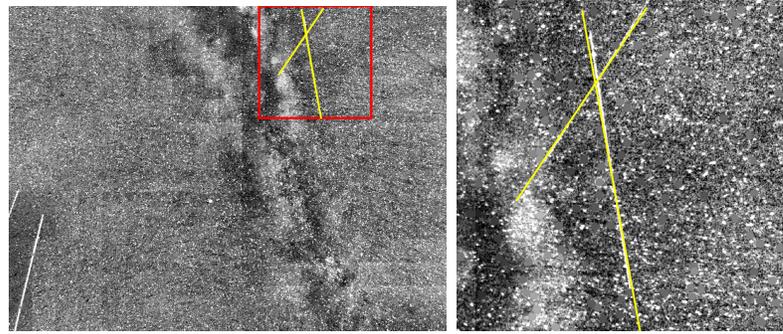


Figura 4.19: Segundo ejemplo de aplicar la Transformada de Radon a una zona de la imagen. (Izq.) Imagen de entrada al método, se observa un objeto espacial tenue e irregular. (Centro) Resultado de la Transformada de Radon (senograma). (Der.) Resultado de aplicar la Transformada Inversa de Radon a la vecindad del *peak*.

anteriormente, donde se puede notar que se recuperan los segmentos correspondientes a los OE.

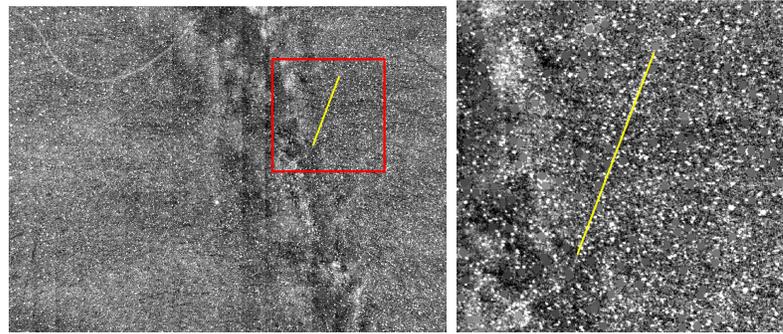
Al igual que en la sección anterior, se muestra un segundo ejemplo correspondiente al que se utilizó en la Figura 4.12. De forma análoga a la Figura 4.18, la Figura 4.19 muestra la aplicación de la metodología a una zona en particular, a la izquierda se encuentra la imagen de entrada, al centro su respectivo senograma y a la derecha la aplicación de la Transformada Inversa de Radon a los valores que superan el umbral. Es importante notar que en este caso el segmento correspondiente al objeto espacial es recuperado de forma correcta, pese a las características de este, que es más tenue e irregular.

Aplicando el procedimiento descrito a todas las zonas de la imagen y eliminando las detecciones aisladas, como se describió en la Sección 3.2.2, se obtienen las detecciones pertenecientes a OE. En la Figura 4.20 se muestran las detecciones obtenidas en la imagen de referencia, donde se tienen los dos OE presentes en la imagen.



(a) Imagen completa. (b) Zoom en zona de interés.

Figura 4.20: Detecciones obtenidas utilizando la metodología de la Transformada de Radon.



(a) Imagen completa. (b) Zoom en zona de interés.

Figura 4.21: Detección obtenida utilizando la metodología de la Transformada de Radon en la captura N° 13.

En la Figura 4.21 se muestra la detección obtenida utilizando esta metodología sobre la captura N° 13, la cual no pudo ser detectada utilizando la metodología de Canny y la *Progressive Probabilistic Hough Transform*.

También cabe destacar que usando este método de detección es posible capturar OE realmente tenues, que incluso representan una gran dificultad para ser visualizados por expertos. Un ejemplo de lo anterior se muestra en la Figura 4.22, donde se observa un segmento horizontal muy tenue que corresponde al objeto espacial “Atlas Centaur R/B” y que se pudo detectar correctamente.

Luego realizar la validación cruzada utilizando esta metodología las métricas de evaluación obtenidas son las que se señalan en la Tabla 4.2, las cuales mejoran bastante con respecto a los resultados obtenidos con la otra metodología de detección desarrollada. En la Figura 4.23 se muestra el único objeto espacial que no pudo ser detectado, el que es bastante tenue e incluso es difícil de observar mediante inspección visual. Además de lo anterior, el segmento propio de dicho objeto espacial está localizado en el borde superior de la imagen, lo que representa otra dificultad para la metodología propuesta, pues no es posible detectarlo de forma redundante en distintas zonas y, por ende, en caso de ser detectado en solo una zona se consideraría como un falso positivo y se descartaría.

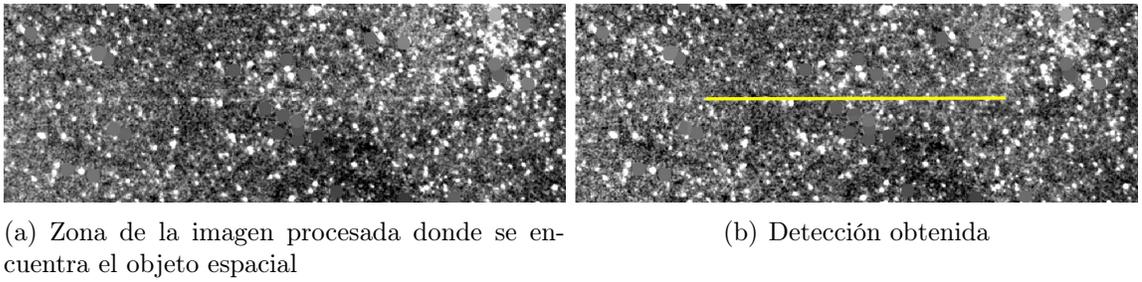


Figura 4.22: Detección obtenida utilizando la metodología de la Transformada de Radon en la captura N° 9.

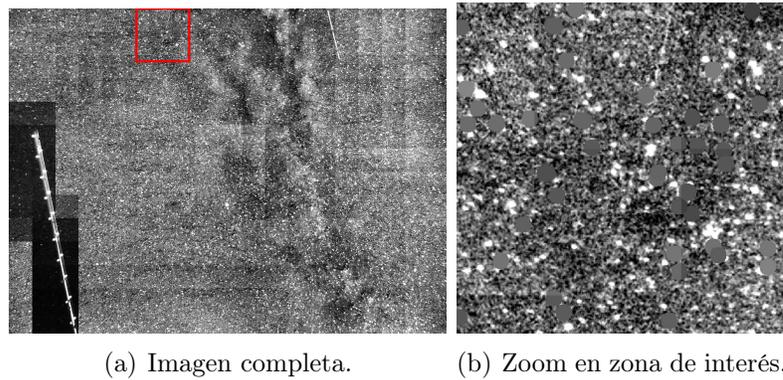


Figura 4.23: Objeto Espacial no detectado por el sistema desarrollado.

Tabla 4.2: Medidas de evaluación de la detección utilizando metodología de Radon.

| N° | <i>Precision</i> | <i>Recall</i> | <i>f-score</i> |
|----------|------------------|------------------|------------------|
| 1 | 1.00 | 1.00 | 1.00 |
| 2 | 1.00 | 0.92 | 0.96 |
| 3 | 1.00 | 0.93 | 0.96 |
| 4 | 1.00 | 0.93 | 0.97 |
| 5 | 1.00 | 0.93 | 0.96 |
| 6 | 1.00 | 0.93 | 0.96 |
| 7 | 1.00 | 0.93 | 0.97 |
| 8 | 1.00 | 0.93 | 0.97 |
| 9 | 1.00 | 0.93 | 0.97 |
| Promedio | 1.00 ± 0.000 | 0.94 ± 0.022 | 0.97 ± 0.012 |

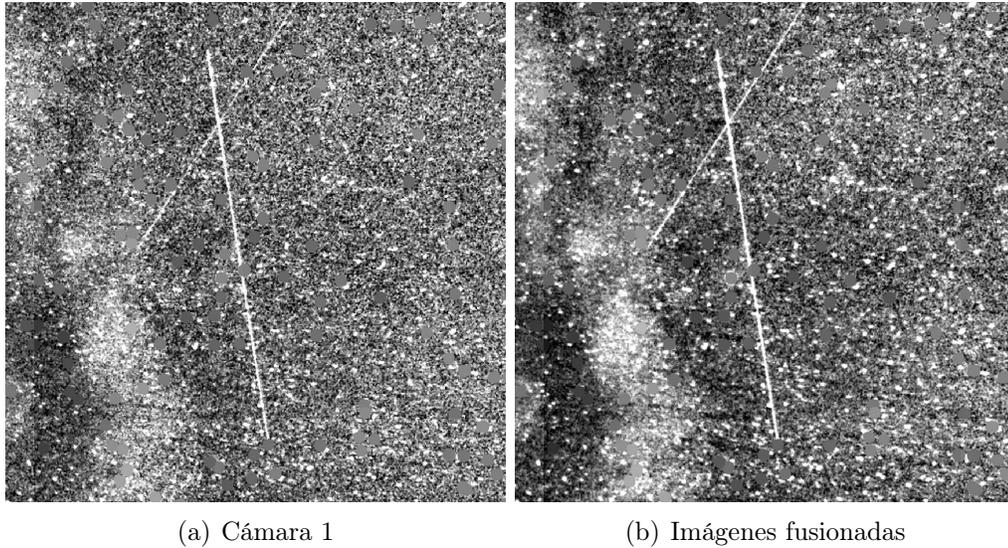


Figura 4.24: Diferencia de utilizar la fusión de las imágenes, zona de captura N° 15 procesada.

4.3. Análisis de Sensibilidad

En la presente sección se mostrarán los cambios provocados al modificar ciertos parámetros del sistema desarrollado. En particular, se mostrará el efecto de no aplicar la fusión de las imágenes, además de la variación de un parámetro para la etapa del mejoramiento de la imagen y otro en la etapa de detección automática de objetos utilizando la metodología de Radon.

4.3.1. Resultados sin Considerar la Fusión de Imágenes

Para demostrar las ventajas de usar la información proveniente de los tres sensores del OmniSSA, se analizarán los resultados de aplicar la metodología sin considerar la etapa de fusión de las imágenes, es decir, solo sobre la imagen capturada por una de las cámaras del dispositivo.

En la Figura 4.24 se muestran los resultados en ambos casos, a la izquierda usando solo la imagen de la cámara 1 y a la derecha usando las tres imágenes fusionadas. Como se puede observar, al utilizar la imagen fusionada el ruido se reduce considerablemente, mientras que los objetos tales como las estrellas y los OE aparecen más brillantes y bien definidos. Además, en la Figura 4.25 se compara una zona de otra imagen donde aparece un objeto espacial muy tenue y se puede notar que la fusión de las imágenes genera una mejora en el contraste de dicho objeto, el cual es prácticamente imposible de ver sin considerar la fusión, lo que muestra la utilidad de aplicar este procesamiento.

El análisis cuantitativo facilitado por el cálculo de la I_{SN} y la $I_{SN} - \overline{I_{SN}}$ en la Figura 4.26 muestra que el uso de la fusión de las imágenes repercute positivamente en los *peaks* propios de los OE y, a su vez, disminuye el ruido existente en las zonas más bajas de las

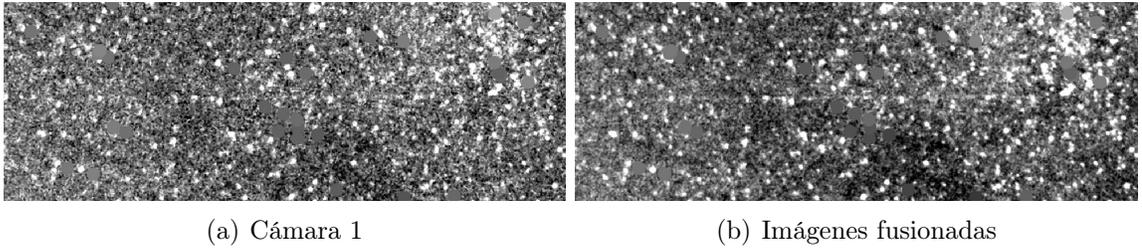


Figura 4.25: Zoom sobre zona con objeto espacial muy tenue, horizontal al centro.

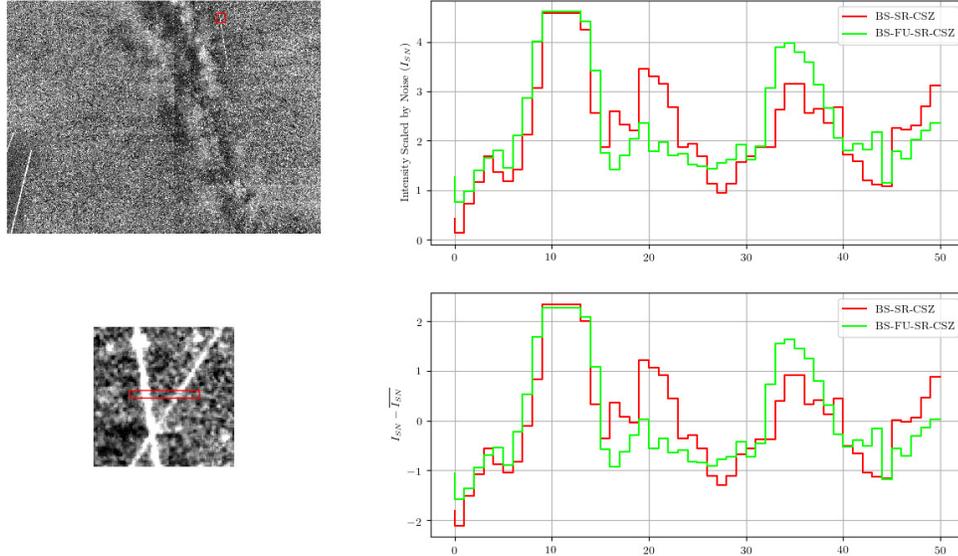


Figura 4.26: (Sup-izq) Captura N° 15 procesada usando la fusión de las imágenes con el área de interés marcada en rojo. (Inf-izq) área de interés, zona marcada en rojo muestra 5 filas de pixeles donde se mide la I_{SN} y la $I_{SN} - \overline{I_{SN}}$. (Sup-der) Resultados de la I_{SN} . (Inf-der) Resultados de la $I_{SN} - \overline{I_{SN}}$. Las mediciones se hacen para la captura procesada usando la fusión de las imágenes (verde) y sin usar la fusión de las imágenes (rojo).

mediciones, propias del fondo. Al analizar los valores medidos en los pixeles pertenecientes a los OE se observa un aumento en un factor de 1.26 en promedio, lo que es menor a lo esperado teóricamente ($\sqrt{3}$) que puede deberse a pequeños errores en la alineación de las imágenes como también a los cambios en la distribución que provoca la fusión, haciendo mayor la desviación estándar de las imágenes.

Si se considera el otro ejemplo que se ha mostrado a lo largo de este documento, se puede notar que en este caso la mejora obtenida usando la fusión de las imágenes es mucho mayor, como muestra la Figura 4.27. Esto se debe a que el objeto es mucho más tenue y, a diferencia del primer ejemplo, los pixeles correspondientes al objeto espacial no logran ser saturados al aplicar el estiramiento de contraste.

Cabe destacar que la fusión de las imágenes permite detectar OE que no son visibles usando solo una imagen. Luego realizar la validación cruzada utilizando esta metodología las métricas de evaluación obtenidas son las que se señalan en la Tabla 4.3. Se puede notar

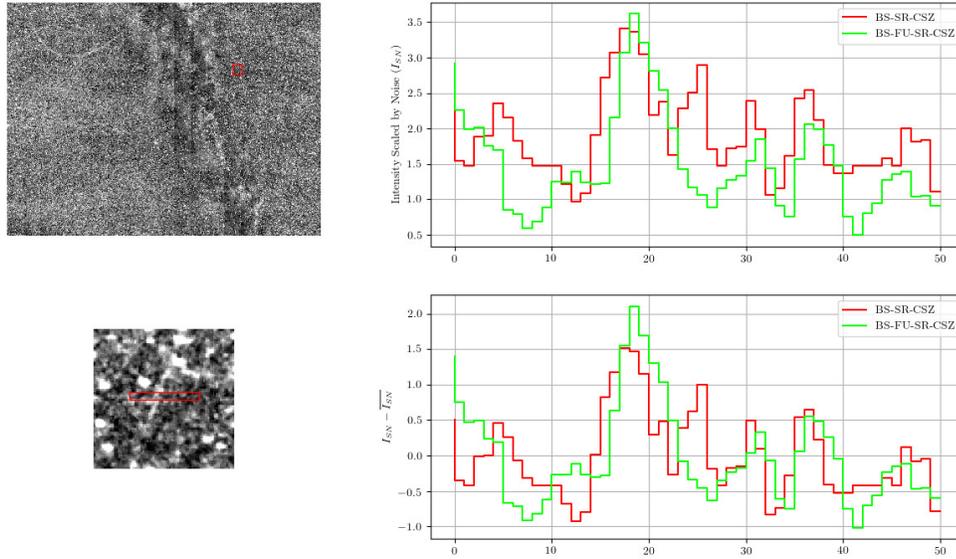


Figura 4.27: (Sup-izq) Captura N° 13 procesada usando la fusión de las imágenes con el área de interés marcada en rojo. (Inf-izq) área de interés, zona marcada en rojo muestra 5 filas de píxeles donde se mide la I_{SN} y la $I_{SN} - \overline{I_{SN}}$. (Sup-der) Resultados de la I_{SN} . (Inf-der) Resultados de la $I_{SN} - \overline{I_{SN}}$. Las mediciones se hacen para la captura procesada usando la fusión de las imágenes (verde) y sin usar la fusión de las imágenes (rojo).

una disminución notoria en el *Recall* y *f-score*, provocados por la baja en la cantidad de detecciones correctas.

4.3.2. Modificación en Estiramiento de Contraste

Se realizaron cambios en el parámetro del percentil mayor del estiramiento de contraste, P_U en la Ecuación 3.2, para mostrar su relación con las métricas de detección.

En la Figura 4.28 se muestra cómo varían las mediciones de *Precision*, *Recall* y *f-score*

Tabla 4.3: Medidas de evaluación de la detección sin utilizar la fusión de las imágenes.

| N° | <i>Precision</i> | <i>Recall</i> | <i>f-score</i> |
|----------|------------------|------------------|------------------|
| 1 | 1.00 | 0.64 | 0.78 |
| 2 | 1.00 | 0.67 | 0.80 |
| 3 | 1.00 | 0.64 | 0.78 |
| 4 | 1.00 | 0.67 | 0.80 |
| 5 | 1.00 | 0.57 | 0.73 |
| 6 | 1.00 | 0.57 | 0.73 |
| 7 | 1.00 | 0.60 | 0.75 |
| 8 | 1.00 | 0.60 | 0.75 |
| 9 | 1.00 | 0.67 | 0.80 |
| Promedio | 1.00 ± 0.000 | 0.63 ± 0.038 | 0.77 ± 0.029 |

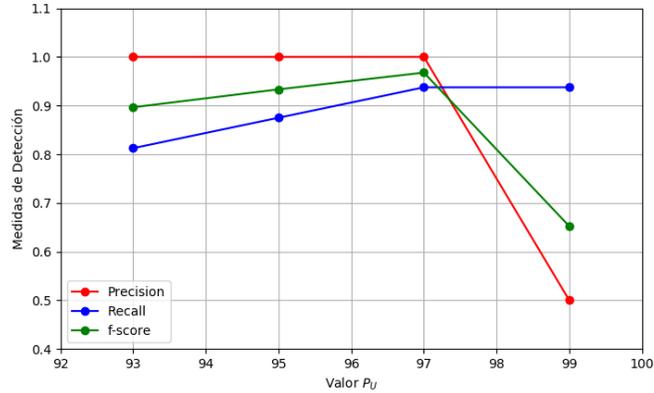


Figura 4.28: Mediciones de *Precision*, *Recall* y *f-score* en función del parámetro P_U .

en función del parámetro P_U . Tal como es de esperar, al aumentar el valor de P_U se tiene un descenso en los valores de *Precision*, debido a la mayor cantidad de falsos positivos, y un aumento en las mediciones de *Recall*, debido al incremento en detecciones correctas. Usando como referencia las mediciones del *f-score* se puede determinar que el valor óptimo para P_U es 97.

4.3.3. Modificación en Umbral de Metodología de Radon

En este caso, se mostrará la relación entre el umbral utilizado en la metodología de Radon, T_R definido en la Ecuación 4.1, para lo cual se modificará la constante que multiplica a la desviación estándar del senograma, σ_S en la Ecuación 4.1.

En la Figura 4.29 se muestra cómo varían las mediciones de *Precision*, *Recall* y *f-score* en función del factor que pondera a σ_S en la Ecuación 4.1. En este caso, al aumentar el factor en cuestión, se obtiene un incremento en la *Precision* y una disminución en los valores del *Recall*. El valor del *f-score* se maximiza cuando el valor del factor es 3.0, por lo que se considera como óptimo en ese punto de operación.

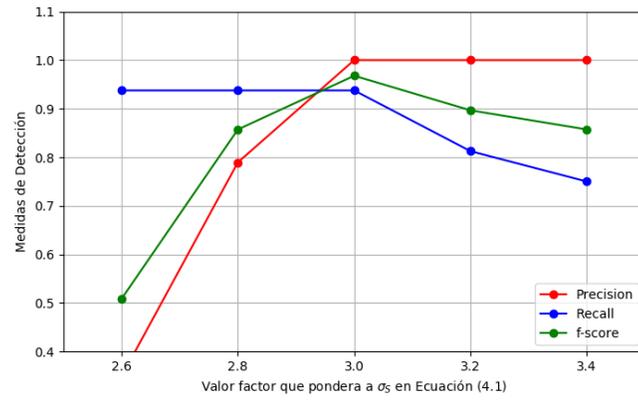


Figura 4.29: Mediciones de *Precision*, *Recall* y *f-score* en función del factor que pondera a σ_S en la Ecuación 4.1.

Capítulo 5

Conclusiones y Trabajo Futuro

La detección de objetos espaciales tiene aplicaciones de suma relevancia, tales como detectar basura espacial en la órbita baja terrestre (LEO, por sus siglas en inglés) que eventualmente pueden representar un peligro real de colisión para los satélites o distintas misiones espaciales.

En la presente tesis se desarrolló un sistema capaz de detectar objetos espaciales de forma automática utilizando imágenes capturadas con el dispositivo OmniSSA, desarrollado en el Instituto de Tecnología de Georgia.

El sistema desarrollado tiene un diseño modular por estar compuesto de diferentes bloques para el procesamiento de cada imagen, lo que implica que puede ser modificado de manera sencilla en caso de querer incorporar o eliminar procesamientos con el fin de mejorar el proceso de detección.

Además, es importante notar que dichos bloques permitieron cumplir de manera cabal los objetivos específicos propuestos en la Sección 1.3, generando imágenes que entregan información mucho más rica para la etapa de detección.

Más específicamente, las etapas de sustracción de fondo y eliminación de estrellas aportan significativamente a la disminución de ruido y contribuyen que los objetos de interés resalten de mejor manera con respecto al fondo.

Junto con lo anterior, se destaca la fusión de las imágenes provenientes de las tres cámaras, lo que permitió aumentar notablemente la visibilidad de los objetos espaciales, tal como muestran los resultados expuestos en la Sección 4.3.1, donde se comparó el sistema sin utilizar dicho procesamiento y se notó una merma importante en los resultados obtenidos.

Asimismo, la idea de estirar el contraste de la imagen de manera local, es decir, usando zonas, resultó de gran utilidad, pues generó relevantes mejoras en la visibilidad de los objetos espaciales. Un estiramiento de contraste aplicado a toda la imagen no entregó buenos resultados, especialmente por el amplio campo de visión propio de las imágenes capturadas por el OmniSSA.

Considerando el análisis cuálitativo, la métrica definida en la Sección 3.3.1 fue de gran

ayuda y logra sintetizar de manera correcta lo que se buscaba medir: la mejoras generadas por cada etapa del procesamiento. De esta manera, los gráficos de la I_{SN} y la $I_{SN} - \overline{I_{SN}}$ muestran que los bloques definidos en el sistema de procesamiento son coherentes y van mejorando de forma sucesiva la imagen.

En cuanto a la etapa de detección, se puede concluir que la metodología propuesta en la Sección 3.2.1 no fue capaz de entregar los resultados esperados, especialmente por la gran cantidad de ruido propio de este tipo de imágenes.

Sin embargo, utilizando la metodología propuesta en la Sección 3.2.2 se obtuvo una tasa de detección alta, pese a que las condiciones de captura de las imágenes no fueron las óptimas, tal como muestran las mediciones de *Precision*, *Recall* y *f-score* presentados en la Sección 4.2.2. Aunque esta metodología posee falencias a la hora de detectar objetos espaciales localizados en los bordes de la imagen, esto no representaría un gran problema si las imágenes fueran capturadas de forma más regular y con mayor frecuencia, por ejemplo, una captura por minuto, pues se podría recuperar el objeto espacial en las imágenes contiguas en el tiempo.

En síntesis, los mejores resultados se obtuvieron utilizando la combinación BS-FU-SR-CSZ para la etapa de mejoramiento de imagen y la metodología de la Transformada de Radon para la etapa de detección. Dichos resultados implican que la presente investigación pudo cumplir con el objetivo general que se propuso, el cual era desarrollar un sistema de detección automática de objetos espaciales con una tasa de detección alta y cantidad mínima de falsos positivos, y por consiguiente, también se comprueba la hipótesis en la que se enmarcó este trabajo.

Finalmente, con el fin de mejorar aún más el sistema presentado en este trabajo, se proponen los siguientes trabajos futuros:

- Aplicar un postprocesamiento a las detecciones con el fin de mejorar la astrometría de los objetos espaciales y entregar una detección más precisa
- Implementar el sistema en lenguajes de programación que permitan una mejor paralelización, tales como C++, con el fin de disminuir los tiempos de procesamiento

Bibliografía

- [1] Michael R Blanton, Eyal Kazin, Demitri Muna, Benjamin A Weaver, and Adrian Price-Whelan. Improved background subtraction for the sloan digital sky survey images. *The Astronomical Journal*, 142(1):31, 2011.
- [2] M Boër, M Bringer, A Klotz, AM Moly, D Toublanc, G Calvet, J Eysseric, A Leroy, M Meissonnier, R Malina, et al. Tarot: Observing gamma-ray bursts in progress”. *Astronomy and Astrophysics Supplement Series*, 138(3):579–580, 1999.
- [3] Michel Boër, Alain Klotz, Romain Laugier, Pascal Richard, Juan Carlos Dolado Pérez, Laurent Lapasset, Agnès Verzeni, Sébastien Théron, David Coward, and JA Kennell. Tarot: a network for space surveillance and tracking operations. In *7th European Conference on Space Debris ESA/ESOC, Darmstadt/Germany*, 2017.
- [4] Leonardo A Cament, Francisco J Galdames, Kevin W Bowyer, and Claudio A Perez. Face recognition under pose variation with local gabor features enhanced by active shape and statistical models. *Pattern Recognition*, 48(11):3371–3384, 2015.
- [5] John Canny. A computational approach to edge detection. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 8(6):679–698, 1986.
- [6] LE Castillo, LA Cament, FJ Galdames, and CA Perez. Illumination normalisation method using kolmogorov-nagumo-based statistics for face recognition. *Electronics Letters*, 50(13):940–942, 2014.
- [7] Sen-Ching S Cheung and Chandrika Kamath. Robust background subtraction with foreground validation for urban traffic video. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2005(14):726261, 2005.
- [8] Arthur C Clarke. Extra-terrestrial relays. *Wireless World*, 1945.
- [9] Ryan Daniel Coder. *Multi-objective design of small telescopes and their application to space object characterization*. PhD thesis, Georgia Institute of Technology, 2016.
- [10] Rita Cucchiara, Costantino Grana, Massimo Piccardi, and Andrea Prati. Detecting moving objects, ghosts, and shadows in video streams. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 25(10):1337–1342, 2003.
- [11] John G Fryer and Duane C Brown. Lens distortion for close-range photogrammetry.

- Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 52(1):51–58, 1986.
- [12] C Galamhos, Jose Matas, and Josef Kittler. Progressive probabilistic hough transform for line detection. In *Computer Vision and Pattern Recognition, 1999. IEEE Computer Society Conference on.*, volume 1, pages 554–560. IEEE, 1999.
- [13] M Grøtte, S Virani, M Holzinger, A Register, C Perez, and J Tapia. All-sky image fusion for a synoptic survey telescope in arctic and antarctic domains. In *Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies Conference*, 2016.
- [14] Peter Gural and Damir Segon. A new meteor detection processing approach for observations collected by the croatian meteor network (cmn). *WGN, Journal of the International Meteor Organization*, 37:28–32, 2009.
- [15] Peter S Gural. Algorithms and software for meteor detection. *Earth, Moon, and Planets*, 102(1-4):269–275, 2008.
- [16] Richard Hartley and Andrew Zisserman. *Multiple view geometry in computer vision*. Cambridge University Press, 2003.
- [17] Erik Høg, Claus Fabricius, Valeri V Makarov, S Urban, T Corbin, G Wycoff, Ulrich Bastian, Peter Schwekendiek, and A Wicenc. The tycho-2 catalogue of the 2.5 million brightest stars. *Astronomy and Astrophysics*, 355:L27–L30, 2000.
- [18] T Huang, GJTG Y Yang, and G Tang. A fast two-dimensional median filtering algorithm. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 27(1):13–18, 1979.
- [19] J Jones, P Brown, KJ Ellis, AR Webster, M Campbell-Brown, Z Krzemenski, and RJ Weryk. The canadian meteor orbit radar: system overview and preliminary results. *Planetary and Space Science*, 53(4):413–421, 2005.
- [20] Elliott Kaplan and Christopher Hegarty. *Understanding GPS: principles and applications*. Artech house, 2005.
- [21] Donald J Kessler, Nicholas L Johnson, JC Liou, and Mark Matney. The kessler syndrome: implications to future space operations. *Advances in the Astronautical Sciences*, 137(8):2010, 2010.
- [22] Gary H Kitmacher. *Reference guide to the international space station*. 2006.
- [23] Heiner Klinkrad. *Space debris*. Wiley Online Library, 2010.
- [24] H Krag, M Serrano, V Braun, P Kuchynka, M Catania, Jan Siminski, M Schimmerohn, X Marc, D Kuijper, Ian Shurmer, et al. A 1 cm space debris impact onto the sentinel-1a solar array. *Acta Astronautica*, 137:434–443, 2017.
- [25] Myrtille Laas-Bourez, Gwendoline Blanchet, Michel Boër, Etienne Ducrotté, and Alain Klotz. A new algorithm for optical observations of space debris with the tarot telescopes. *Advances in Space Research*, 44(11):1270–1278, 2009.

- [26] M Landgraf, R Jehn, W Flury, and Valery Dikarev. Hazards by meteoroid impacts onto operational spacecraft. *Advances in Space Research*, 33(9):1507–1510, 2004.
- [27] Dustin Lang, David W Hogg, Keir Mierle, Michael Blanton, and Sam Roweis. Astrometry.net: Blind astrometric calibration of arbitrary astronomical images. *The Astronomical Journal*, 139(5):1782, 2010.
- [28] Jae S Lim. Two-dimensional signal and image processing. *Englewood Cliffs, NJ, Prentice Hall, 1990, 710 p.*, 1990.
- [29] Anil K Maini and Varsha Agrawal. *Satellite technology: principles and applications*. John Wiley & Sons, 2011.
- [30] Axel Mellinger. A color all-sky panorama image of the milky way. *Publications of the Astronomical Society of the Pacific*, 121(885):1180, 2009.
- [31] RH Merson and DG King-Hele. Use of artificial satellites to explore the earth’s gravitational field: results from sputnik 2 (1957 β). 1958.
- [32] Timothy S Murphy, Marcus J Holzinger, and Brien Flewelling. Space object detection in images using matched filter bank and bayesian update. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 40(3):497–509, 2016.
- [33] Isaac Newton. *A Treatise of the System of the World*. F. Fayram, 1728.
- [34] Filip Novoselnik, Ratko Grbić, and Dražen Slišković. Image based meteor detection and path estimation. In *Smart Systems and Technologies (SST), International Conference on*, pages 307–312. IEEE, 2016.
- [35] Carmen Pardini and Luciano Anselmo. Physical properties and long-term evolution of the debris clouds produced by two catastrophic collisions in earth orbit. *Advances in Space Research*, 48(3):557–569, 2011.
- [36] H Potocnik. Das problem der befahrung des weltraums–der raketten-motor. *Richard Carl Schmidt*, 1928.
- [37] Johann Radon. On the determination of functions from their integral values along certain manifolds. *IEEE transactions on medical imaging*, 5(4):170–176, 1986.
- [38] S Ríos Bergantiños, B Deguine, A Klotz, C Thiebaut, J Foliard, and M Boër. Improvement of the tarot system used for space debris optical observations and observation campaign results. In *4th European Conference on Space Debris*, volume 587, page 125, 2005.
- [39] Thomas Schildknecht. Optical surveys for space debris. *The Astronomy and Astrophysics Review*, 14(1):41–111, 2007.
- [40] Juan E Tapia, Claudio A Perez, and Kevin W Bowyer. Gender classification from the same iris code used for recognition. *IEEE Transactions on Information Forensics and*

Security, 11(8):1760–1770, 2016.

- [41] JM Trigo-Rodríguez, AJ Castro-Tirado, J Llorca, J Fabregat, VJ Martínez, V Reglero, M Jelínek, P Kubánek, T Mateo, and A de Ugarte Postigo. The development of the spanish fireball network using a new all-sky ccd system. In *Modern Meteor Science An Interdisciplinary View*, pages 553–567. Springer, 2005.
- [42] Konstantin Eduardovich Tsiolkovsky. Exploration of the universe with reaction machines. *The Science Review*, 5, 1903.
- [43] Denis Vida and Filip Novoselnik. Croatian meteor network: data reduction and analysis. In *Proceedings of the International Meteor Conference, Armagh, Northern Ireland*, pages 16–19, 2010.
- [44] Denis Vida, Damir Šegon, Peter S Gural, Goran Martinović, and Ivica Skokić. Cmn_adapt and cmn_binviewer software. In *Proceedings of the International Meteor Conference, Giron, France*, pages 18–21, 2014.
- [45] Jenni Virtanen, Jonne Poikonen, Tero Sääntti, Tuomo Komulainen, Johanna Torppa, Mikael Granvik, Karri Muinonen, Hanna Pentikäinen, Julia Martikainen, Jyri Näränen, et al. Streak detection and analysis pipeline for space-debris optical images. *Advances in Space Research*, 57(8):1607–1623, 2016.
- [46] RJ Weryk, PG Brown, A Domokos, WN Edwards, Z Krzeminski, SH Nudds, and DL Welch. The southern ontario all-sky meteor camera network. *Earth, Moon, and Planets*, 102(1-4):241–246, 2008.
- [47] RJ Weryk, MD Campbell-Brown, PA Wiegert, PG Brown, Z Krzeminski, and R Musci. The canadian automated meteor observatory (camo): system overview. *Icarus*, 225(1):614–622, 2013.
- [48] P Zimmer, M Ackermann, and JT McGraw. Gpu-accelerated faint streak detection for uncued surveillance of leo. In *Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies Conference*, 2013.
- [49] Peter Zimmer, John T McGraw, and Mark R Ackermann. Real-time surveillance of leo and meo with small optical telescopes.

Anexo A

Conjunto de Imágenes OmniSSA

Se muestran algunas imágenes del conjunto de datos disponible y en la Tabla A.1 se especifican los detalles de cada captura.



Figura A.1: Captura N° 1 tomada por la cámara 3 del OmniSSA, tiempo de exposición de 1 segundo.

Tabla A.1: Información de captura de las imágenes que componen el conjunto disponible.

| N° | Cámara 1 | Cámara 2 | Cámara 3 | T. Exposición |
|----|----------|----------|----------|---------------|
| 1 | 00:50:29 | 00:50:31 | 00:50:24 | 1 [s] |
| 2 | 00:56:05 | 00:56:06 | 00:56:02 | 15 [s] |
| 3 | 00:59:07 | 00:59:09 | 00:58:48 | 15 [s] |
| 4 | 01:00:35 | 01:00:36 | 01:00:16 | 15 [s] |
| 5 | 01:11:05 | 01:11:07 | 01:11:03 | 30 [s] |
| 6 | 01:12:23 | 01:12:24 | 01:12:20 | 30 [s] |
| 7 | 01:23:16 | 01:23:18 | 01:23:14 | 30 [s] |
| 8 | 01:24:28 | 01:24:29 | 01:24:25 | 30 [s] |
| 9 | 01:25:35 | 01:25:36 | 01:25:33 | 30 [s] |
| 10 | 01:27:19 | 01:27:20 | 01:27:17 | 30 [s] |
| 11 | 01:28:31 | 01:28:32 | 01:28:28 | 30 [s] |
| 12 | 01:33:37 | 01:33:34 | 01:33:35 | 30 [s] |
| 13 | 01:34:43 | 01:34:44 | 01:34:41 | 30 [s] |
| 14 | 01:40:52 | 01:40:53 | 01:40:50 | 30 [s] |
| 15 | 01:41:57 | 01:41:59 | 01:41:55 | 30 [s] |
| 16 | 01:45:53 | 01:45:54 | 01:45:51 | 30 [s] |
| 17 | 01:47:15 | 01:47:18 | 01:47:13 | 30 [s] |
| 18 | 02:19:43 | 02:19:45 | 02:19:41 | 30 [s] |
| 19 | 02:20:50 | 02:20:51 | 02:20:48 | 30 [s] |
| 20 | 02:21:54 | 02:21:55 | 02:21:52 | 30 [s] |
| 21 | 02:22:57 | 02:22:58 | 02:22:55 | 30 [s] |
| 22 | 02:24:01 | 02:24:02 | 02:23:58 | 30 [s] |
| 23 | 02:25:08 | 02:25:10 | 02:25:06 | 30 [s] |
| 24 | 02:26:11 | 02:26:12 | 02:26:09 | 30 [s] |
| 25 | 02:27:12 | 02:27:13 | 02:27:10 | 30 [s] |
| 26 | 02:31:33 | 02:31:34 | 02:31:31 | 30 [s] |
| 27 | 02:32:34 | 02:32:35 | 02:32:31 | 30 [s] |



Figura A.2: Captura N° 3 tomada por la cámara 1 del OmniSSA, tiempo de exposición de 15 segundo.



Figura A.3: Captura N° 7 tomada por la cámara 1 del OmniSSA.

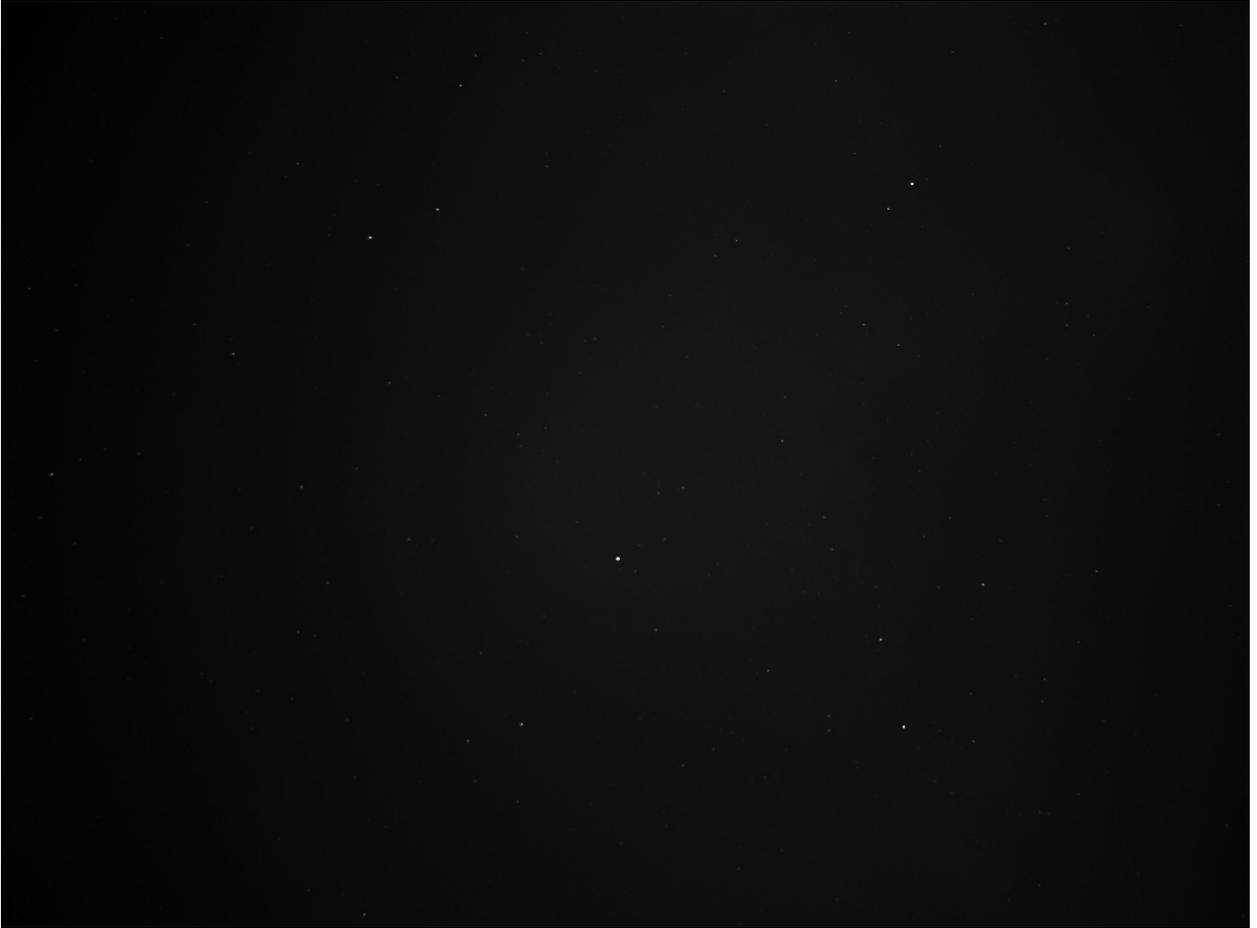


Figura A.4: Captura N° 9 tomada por la cámara 1 del OmniSSA.



Figura A.5: Captura N° 10 tomada por la cámara 3 del OmniSSA, que está corrupta.



Figura A.6: Captura N° 15 tomada por la cámara 2 del OmniSSA.



Figura A.7: Captura N° 20 tomada por la cámara 3 del OmniSSA.



Figura A.8: Captura N° 26 tomada por la cámara 2 del OmniSSA.

Anexo B

Caracterización del *Ground-Truth* utilizado

En el presente anexo se especifica el *ground-truth* utilizado en el desarrollo del proyecto de tesis. Es importante notar que pese a que existen Objetos Espaciales que aparecen en más de una imagen, cada instancia de estos será considerada como un OE independiente. De esta manera, se pueden identificar 16 instancias de OE detectables, lo que se señala en la Tabla B.1 y se muestran en las distintas figuras a lo largo de este anexo. Además, en ciertas imágenes aparecen objetos que no deben ser considerados como OE, como es el caso de los aviones. Ejemplos de esto se pueden ver en las Figuras B.1, B.6, B.9 y B.11.

Tabla B.1: Información del *ground-truth* considerado.

| Nombre | Hora Captura | Nombre | Hora Captura |
|-------------------|--------------|-------------|--------------|
| Alos | 01:23:16 | SL-8 R/B | 01:34:43 |
| SL-16 R/B | 01:23:16 | Cosmos 2084 | 01:40:52 |
| Atlas Centaur R/B | 01:24:28 | H-2A R/B | 01:40:52 |
| Alos | 01:24:28 | Cosmos 2084 | 01:41:57 |
| Fengyun 1C Deb | 01:24:28 | H-2A R/B | 01:41:57 |
| SL-16 R/B | 01:24:28 | SL-8 R/B | 01:45:53 |
| Atlas Centaur R/B | 01:25:35 | SL-8 R/B | 01:47:15 |
| SL-16 R/B | 01:25:35 | Envisat | 02:27:12 |

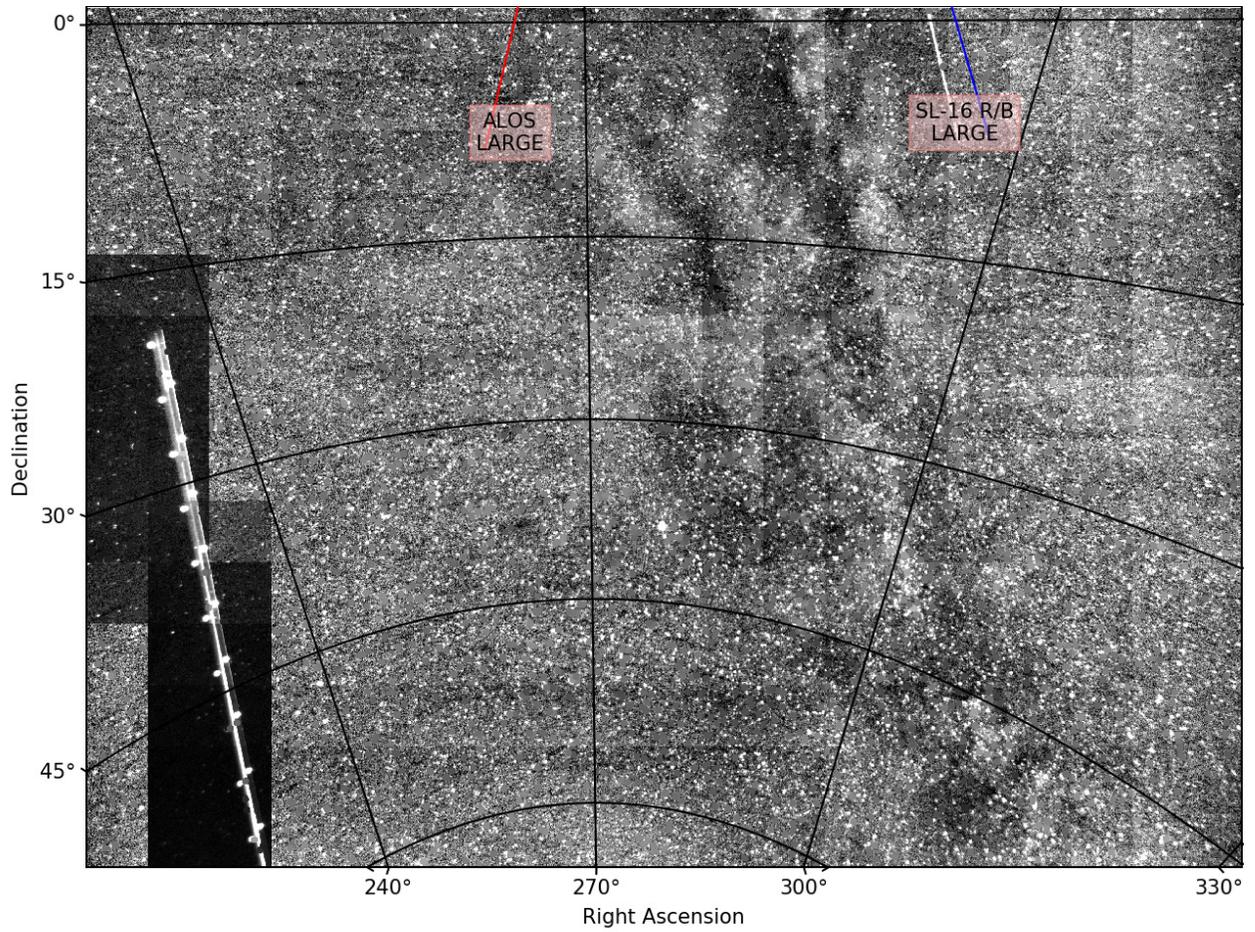


Figura B.1: Captura N° 7, se observan dos objetos espaciales en la parte superior y un avión a la izquierda de la imagen.

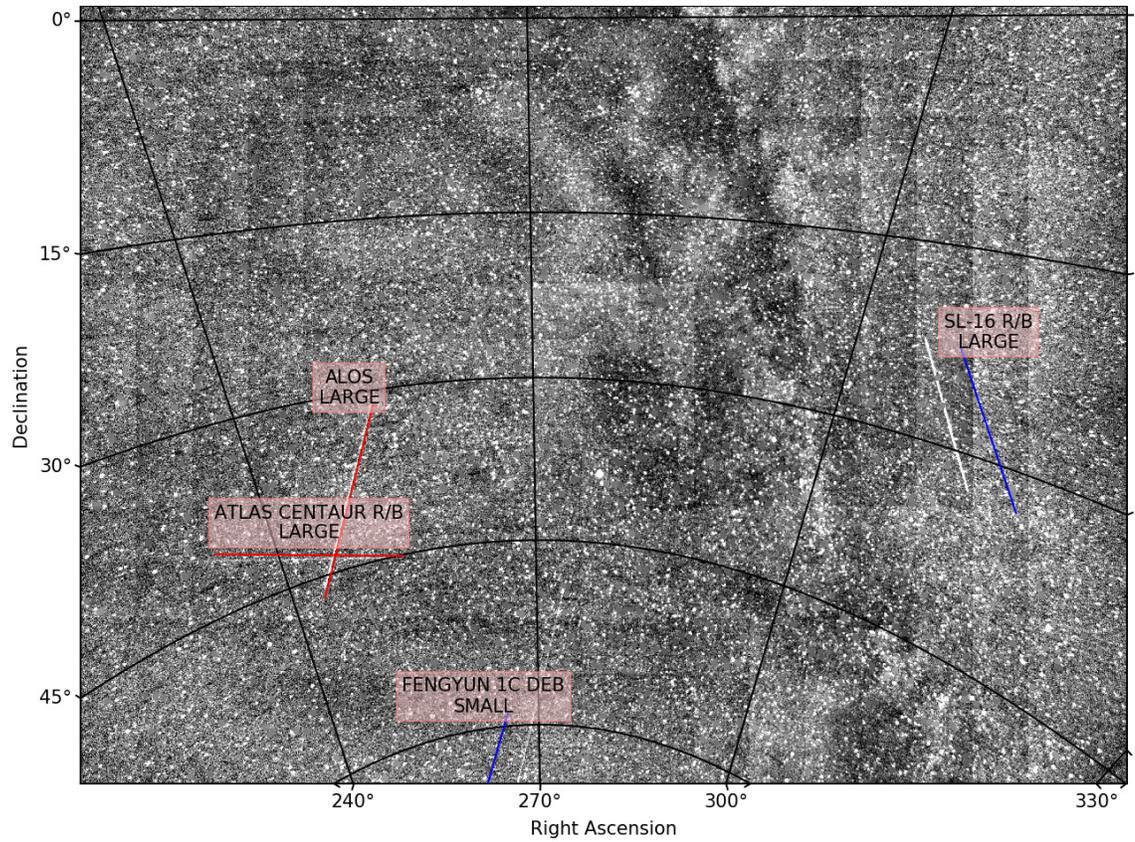


Figura B.2: Captura N° 8, se observan cuatro objetos espaciales en distintas zonas de la imagen.

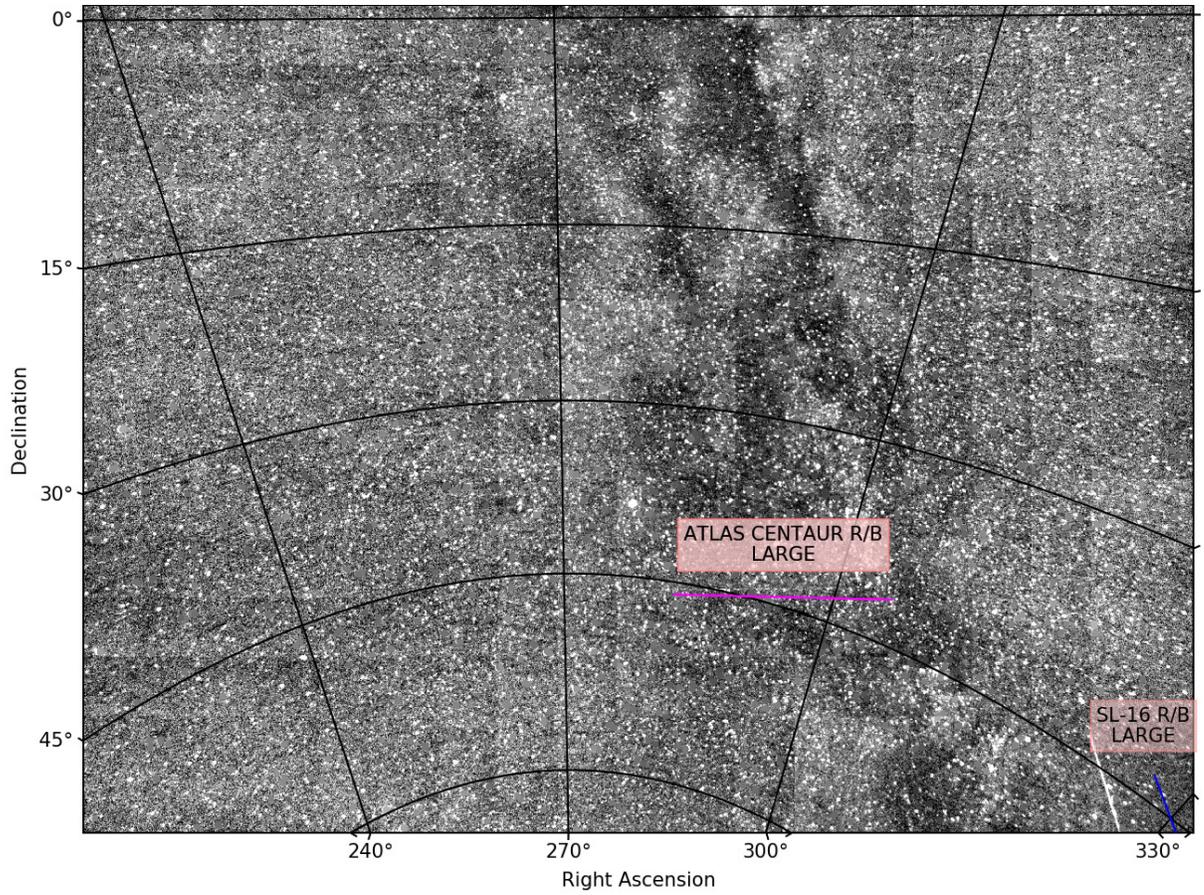


Figura B.3: Captura N° 9, aparecen dos objetos espaciales, uno bien definido en la zona inferior derecha de la imagen y otro muy tenue más al centro.

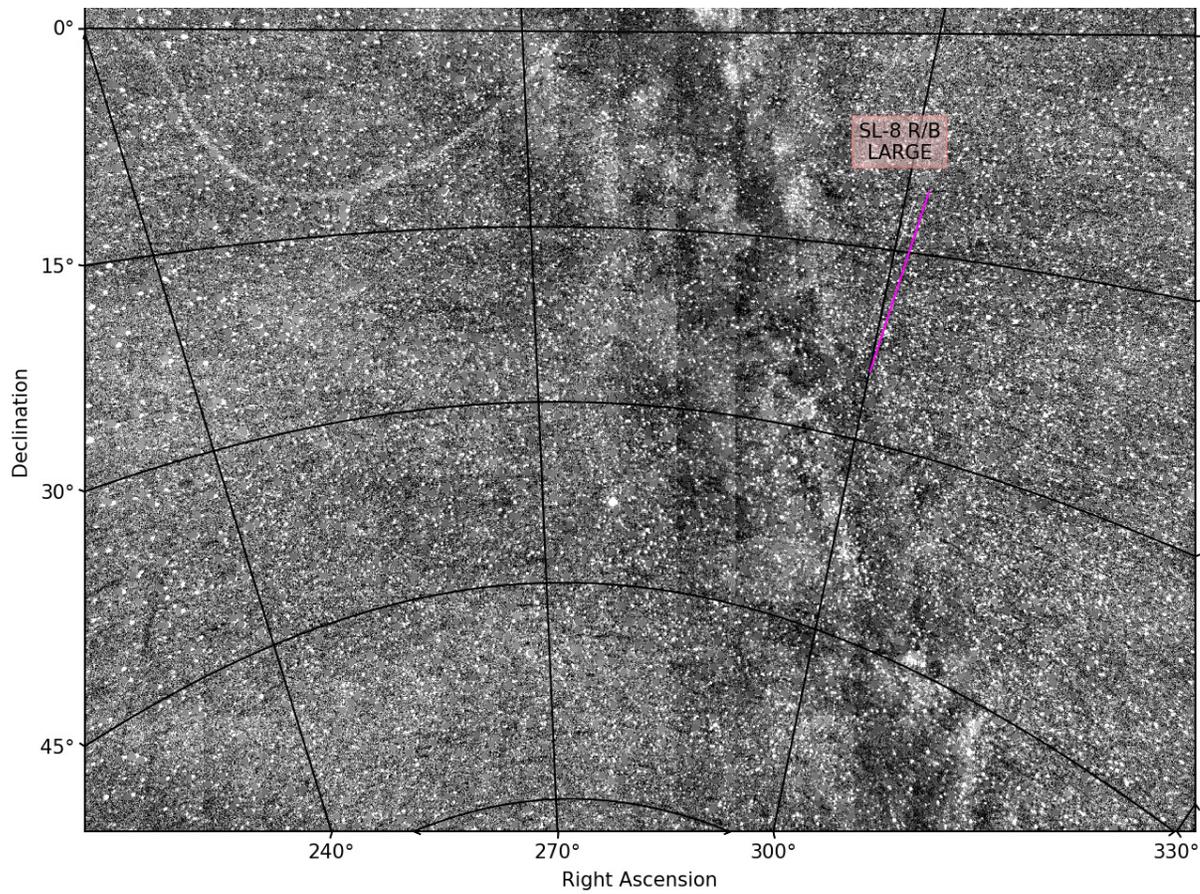


Figura B.4: Captura N° 13, hay un objeto espacial tenue en la zona derecha.

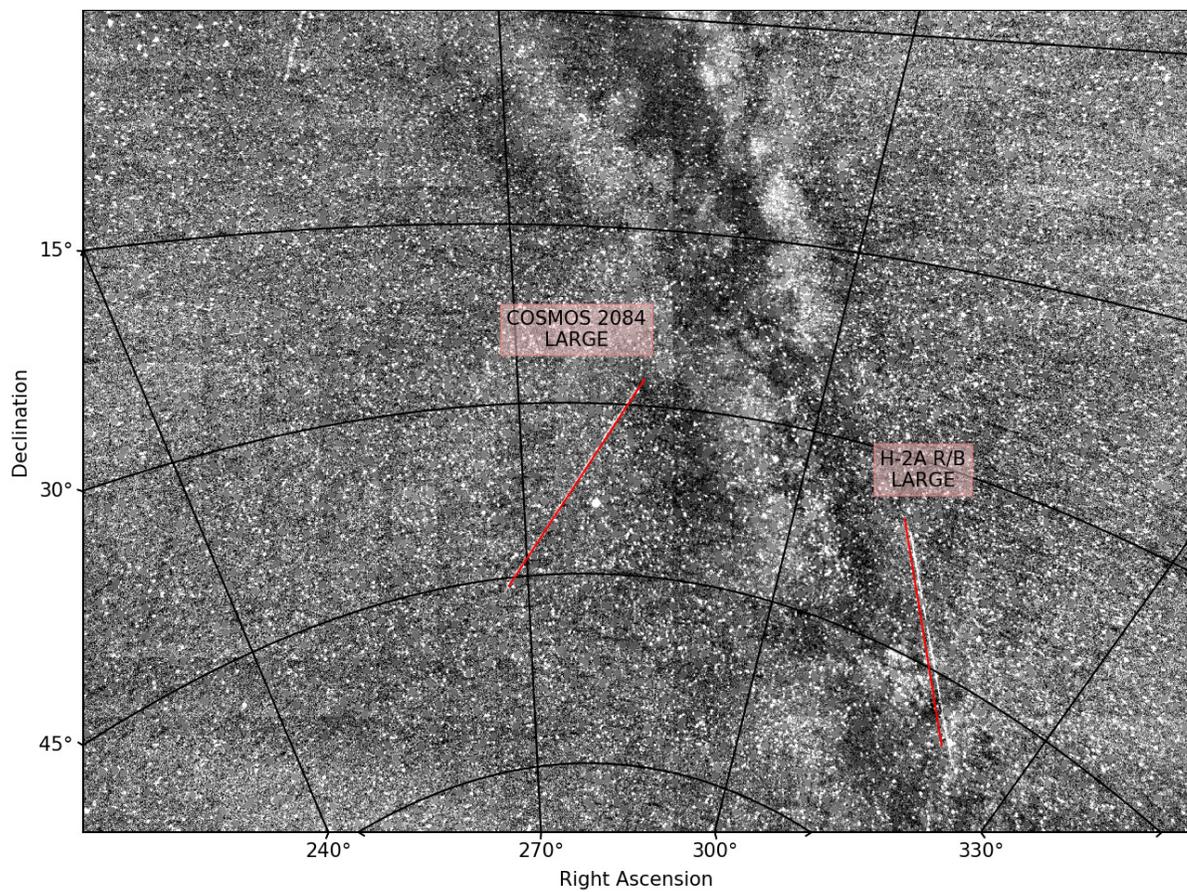


Figura B.5: Captura N° 14, aparecen dos objetos espaciales bien definidos.

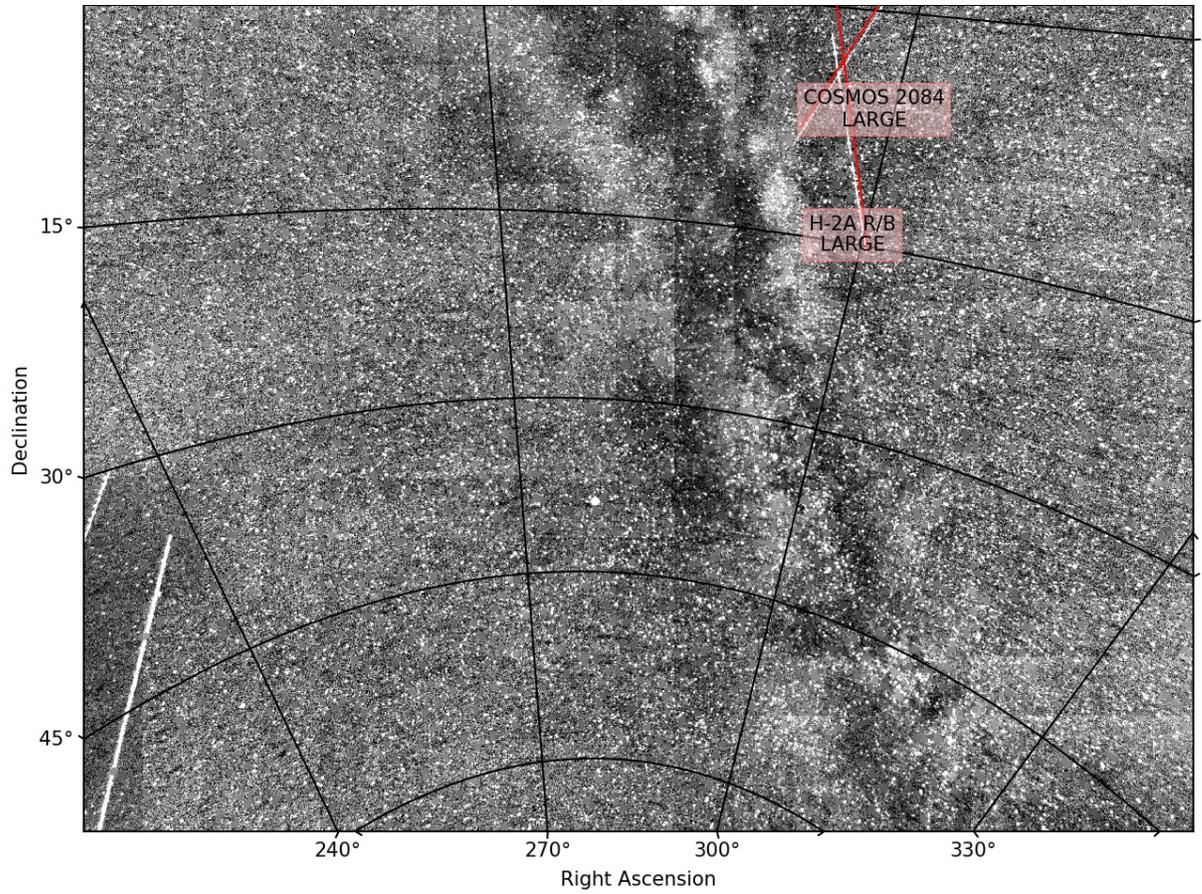


Figura B.6: Captura N° 15, los mismos dos objetos espaciales de la Captura N° 14 se cruzan en la parte superior de la imagen. Dos aviones se observan en la zona izquierda.

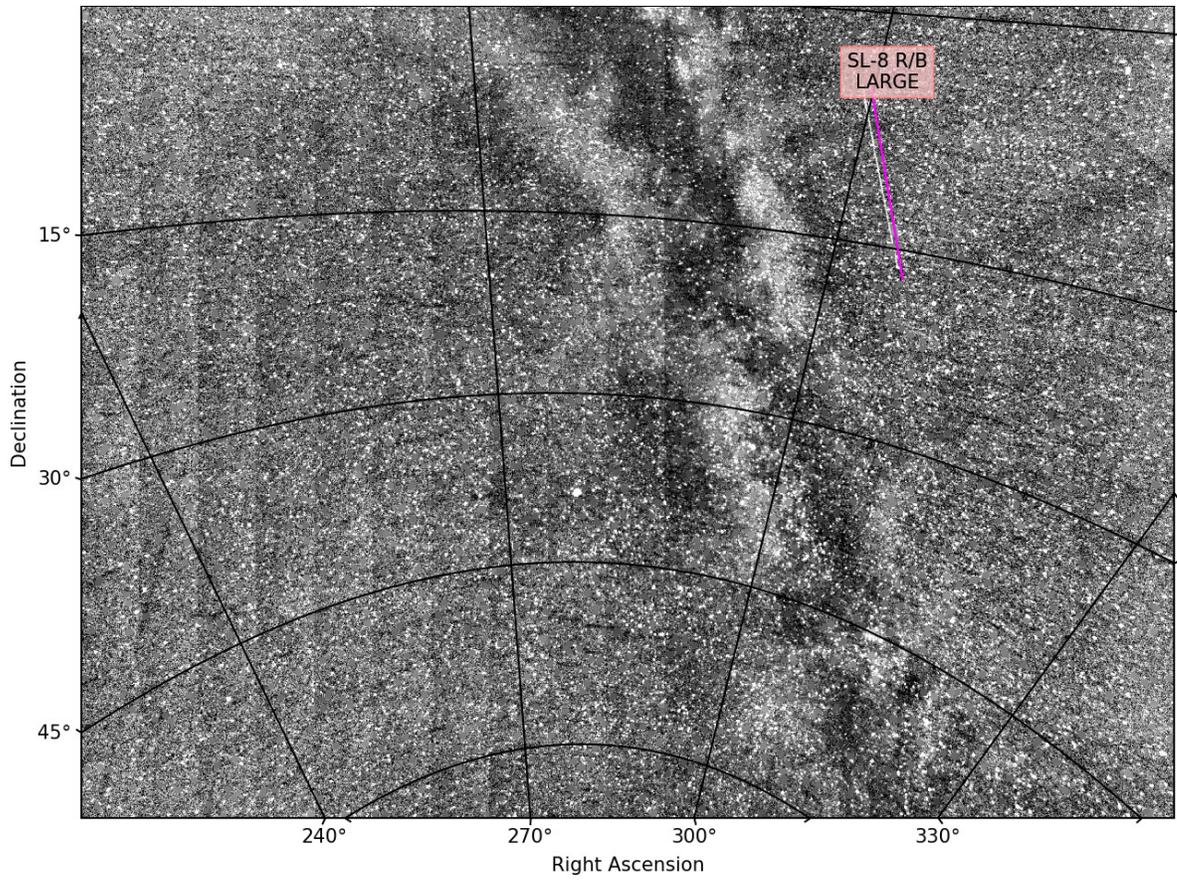


Figura B.7: Captura N° 16, se observa un objeto espacial en la zona superior derecha.

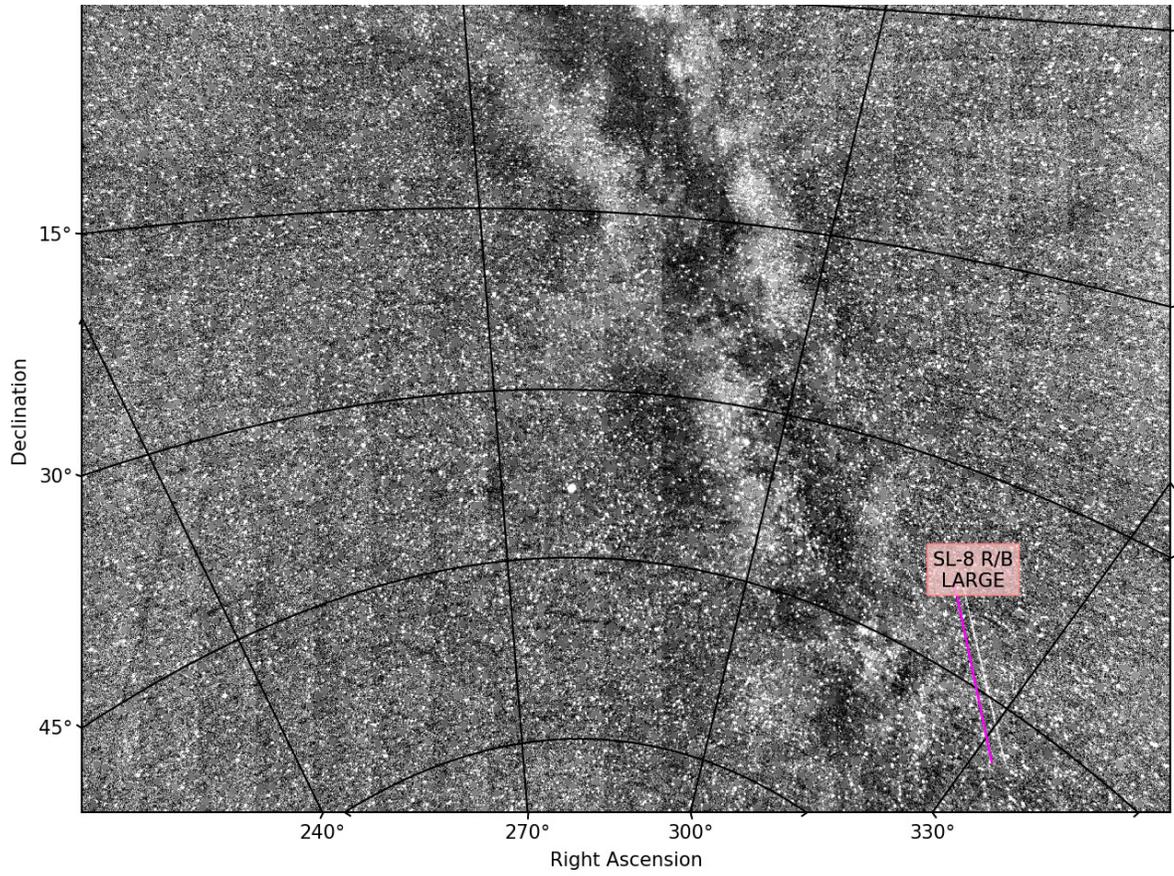


Figura B.8: Captura N° 17, aparece el mismo objeto de la Captura N° 16.

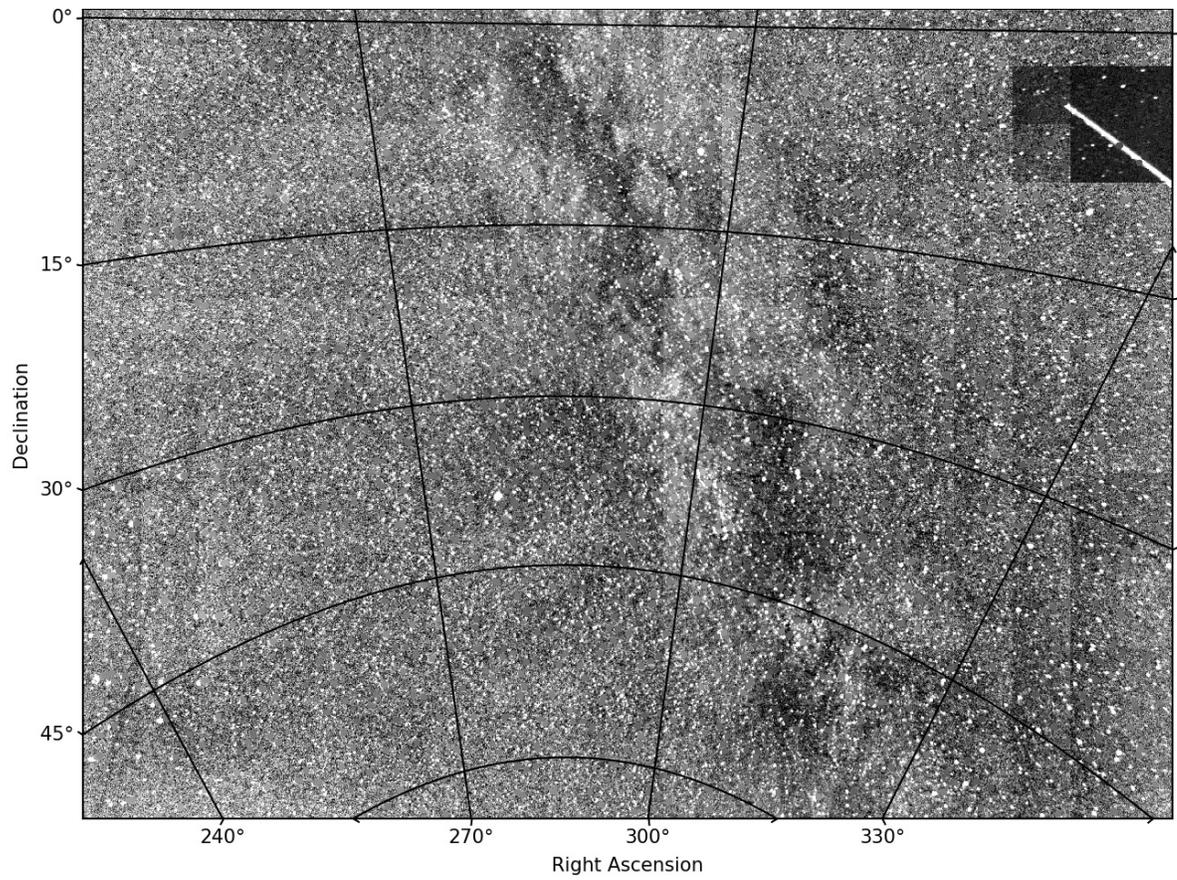


Figura B.9: Captura N° 20, aparece un avión en la esquina superior derecha.

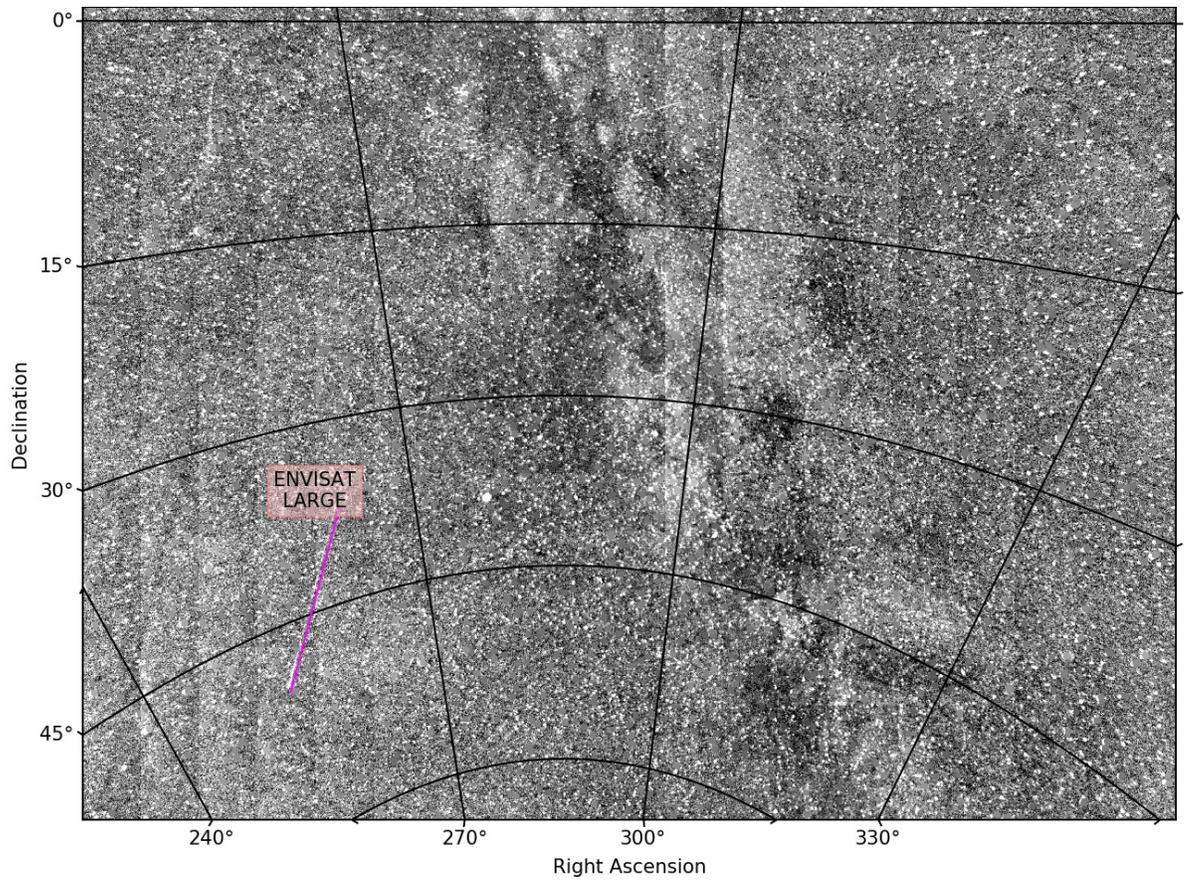


Figura B.10: Captura N° 25, se observa un objeto espacial tenue en la zona inferior izquierda.

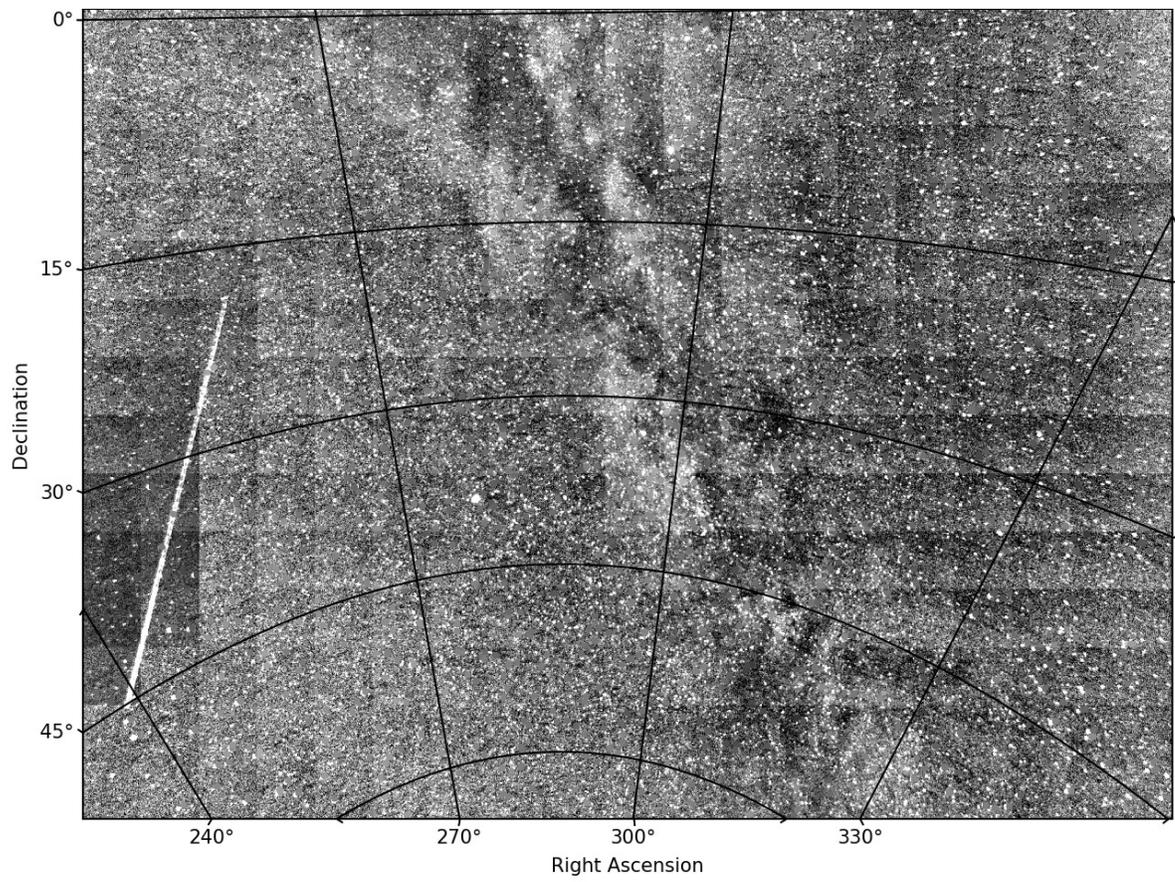
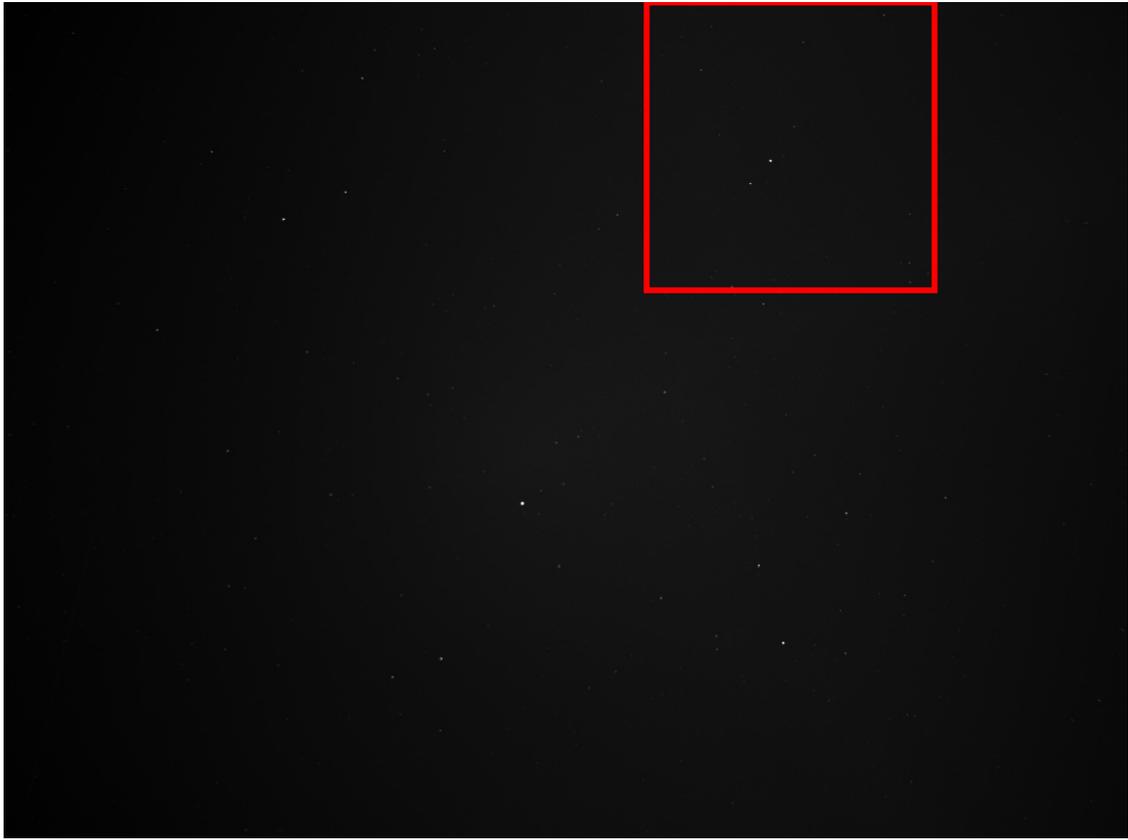


Figura B.11: Captura N° 26, un avión aparece en la zona izquierda de la imagen.

Anexo C

Figuras del Capítulo 4

En el presente Anexo se muestran las Figuras del Capítulo 4 a mayor tamaño para facilitar la visualización de los detalles.



(a) Imagen completa



(b) Zoom en zona de interés

Figura C.1: Fig. 4.1: Imagen utilizada como ejemplo, se le aplicó un estiramiento de contraste

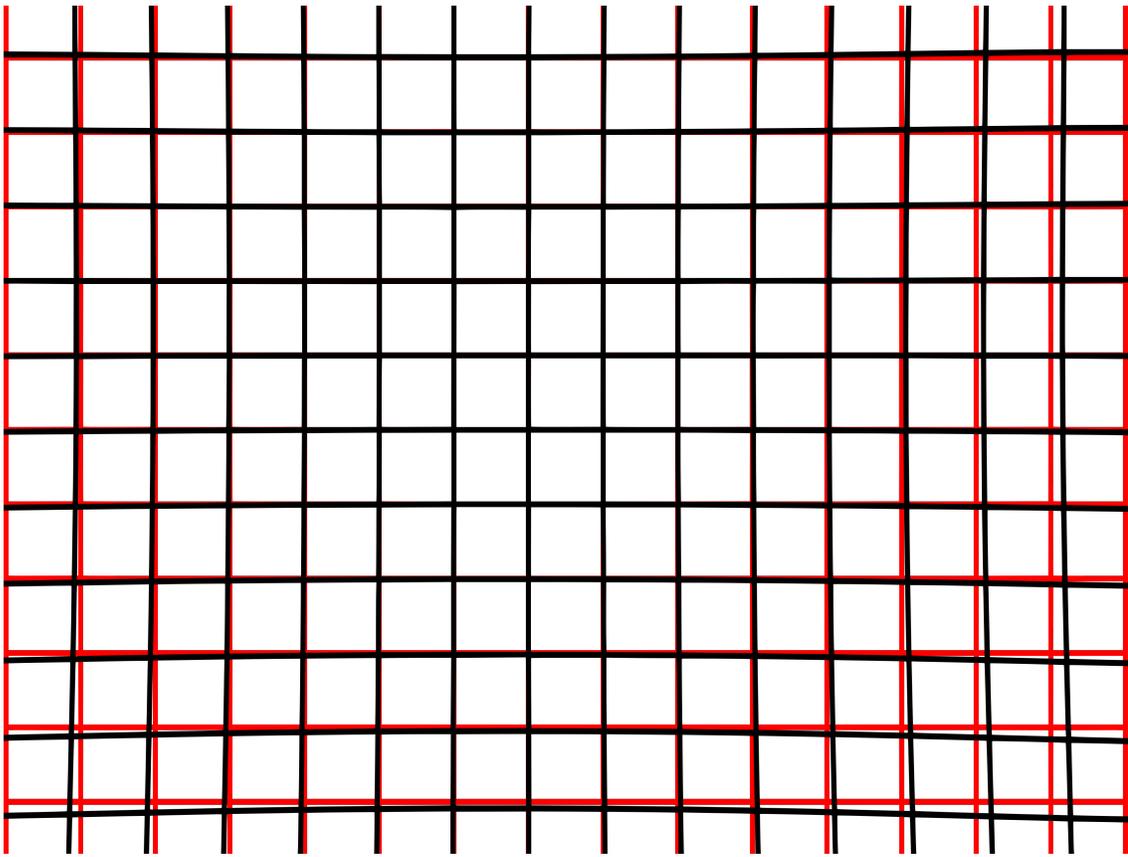


Figura C.2: Fig. 4.2. Corrección geométrica de la Cámara 1 aplicada a una grilla.



Figura C.3: Fig. 4.3:Modelo de fondo generado con las 23 imágenes del sensor 1 del OmniSSA.



(a) Imagen completa



(b) Zoom en zona de interés

Figura C.4: Fig. 4.4: Resultado de la sustracción de fondo en una imagen del conjunto de datos.

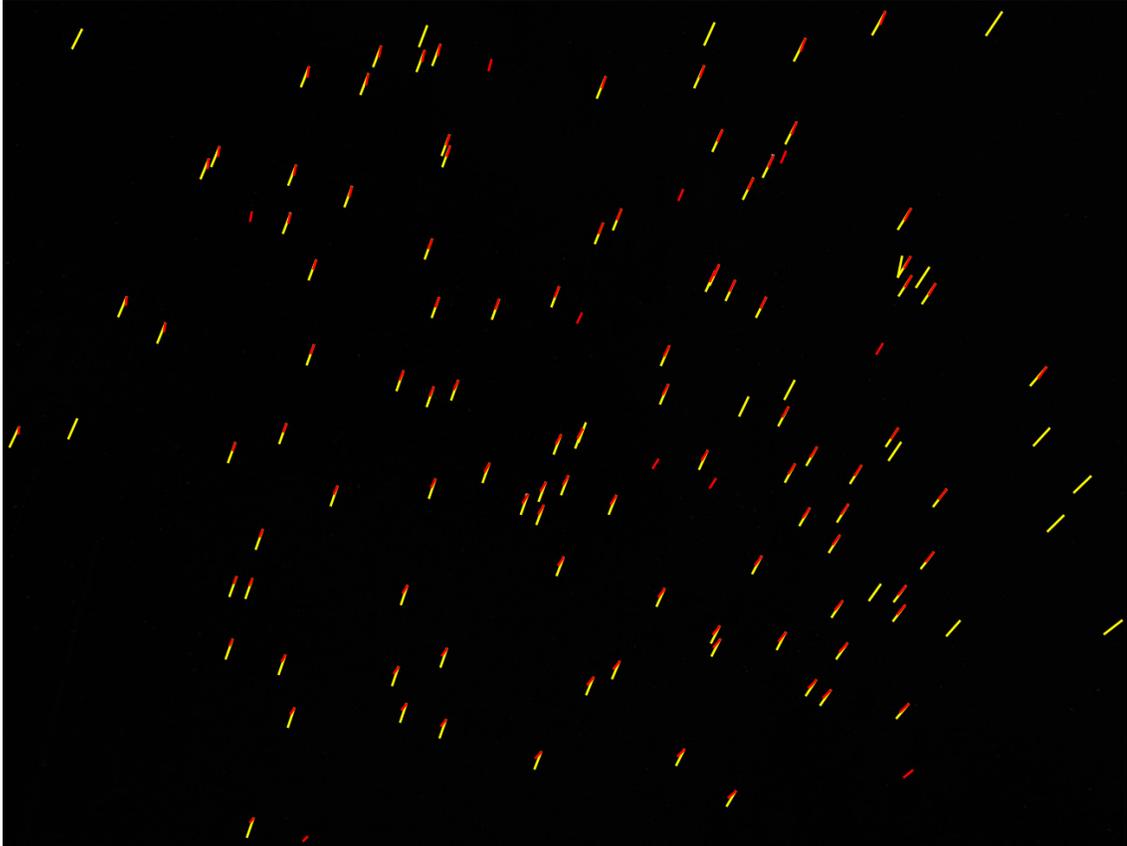


Figura C.5: Fig. C.5. Traslación entre las estrellas más brillantes de las tres capturas. En rojo se muestra la traslación entre la Cámara 1 y 2, en amarillo se muestra la traslación entre la Cámara 1 y 3.



(a) Imagen completa



(b) Zoom en zona de interés

Figura C.6: Fig. 4.6. Resultado de la fusión de las tres imágenes.

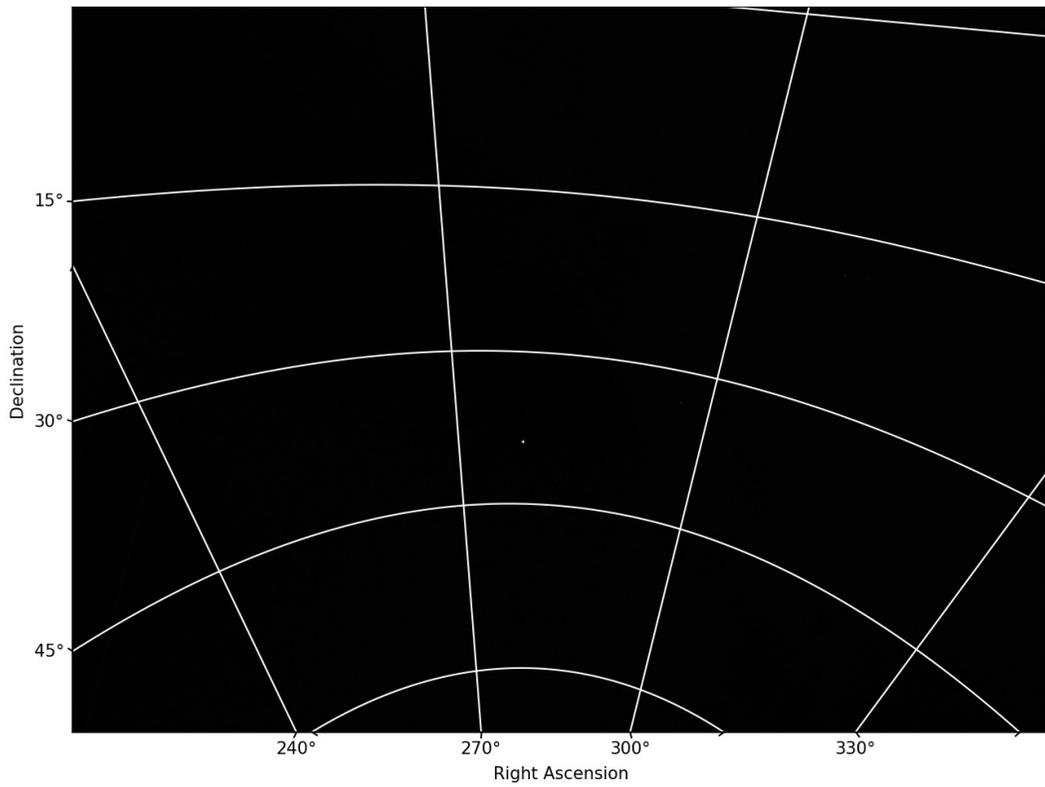
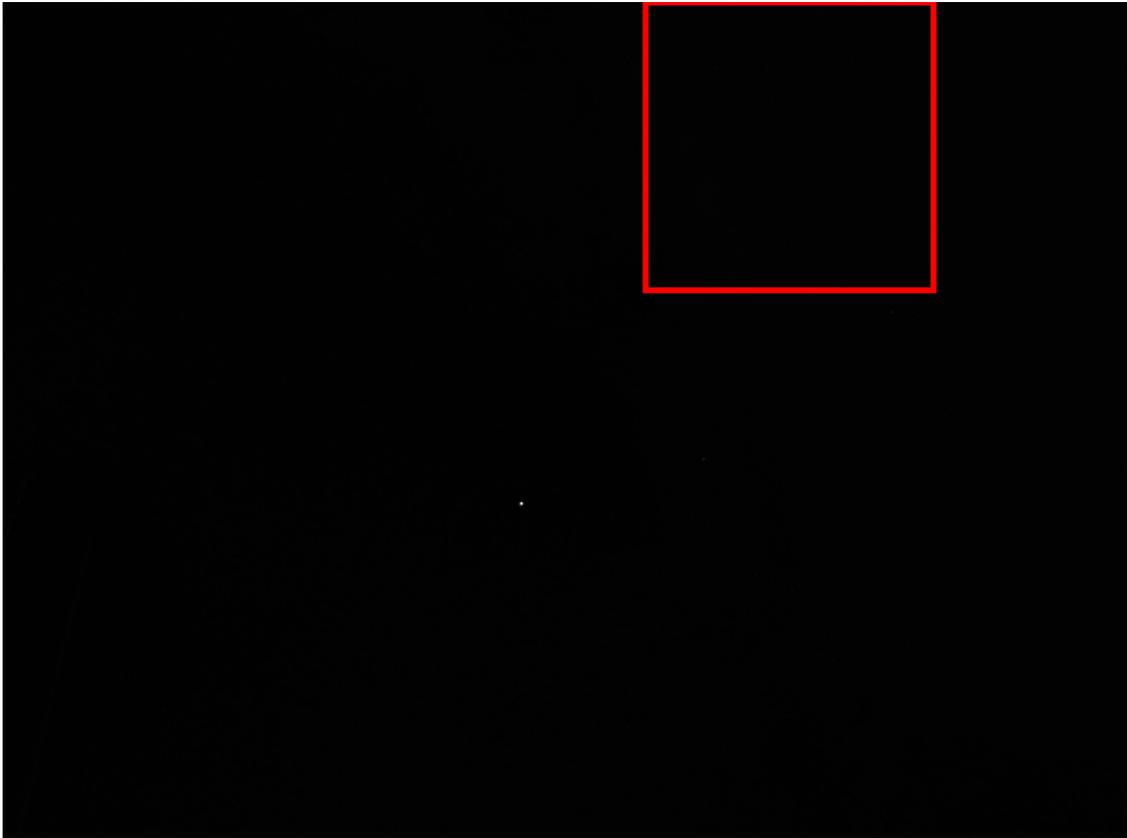


Figura C.7: Fig. 4.7. Resultado de la Calibración Astrométrica, se muestra la imagen con las coordenadas encontradas.

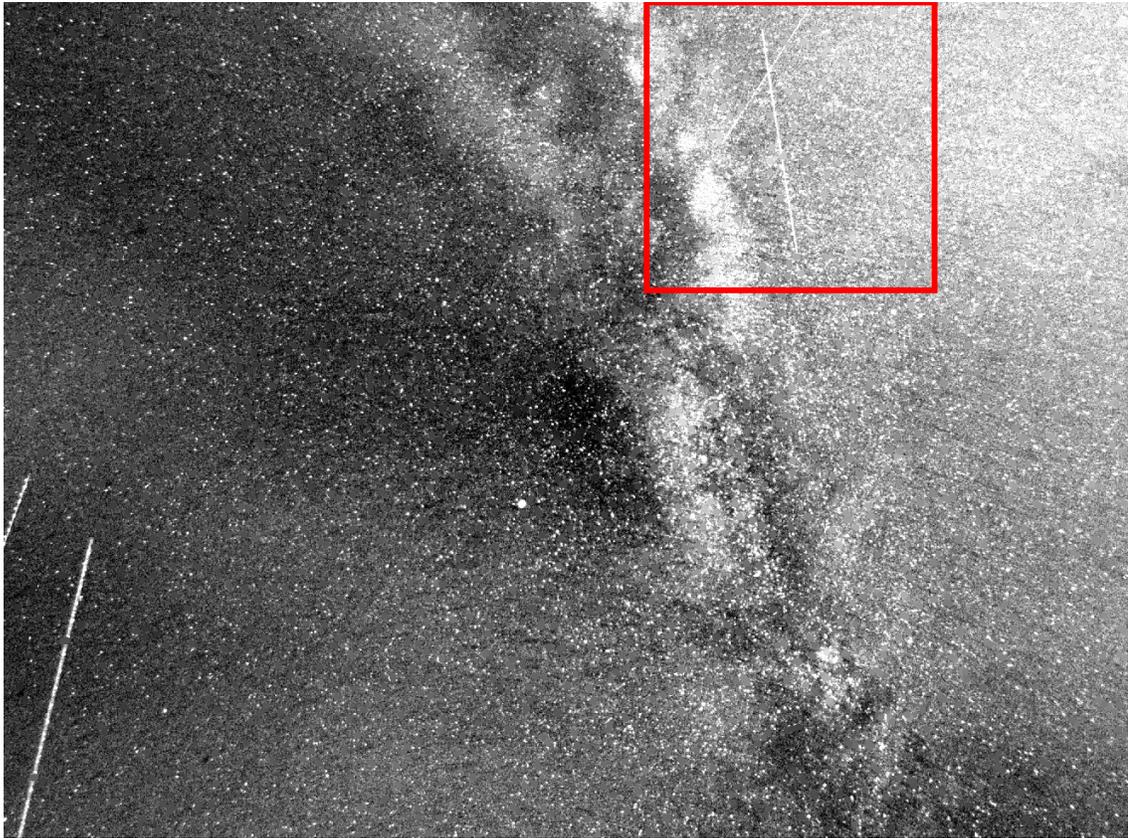


(a) Imagen completa

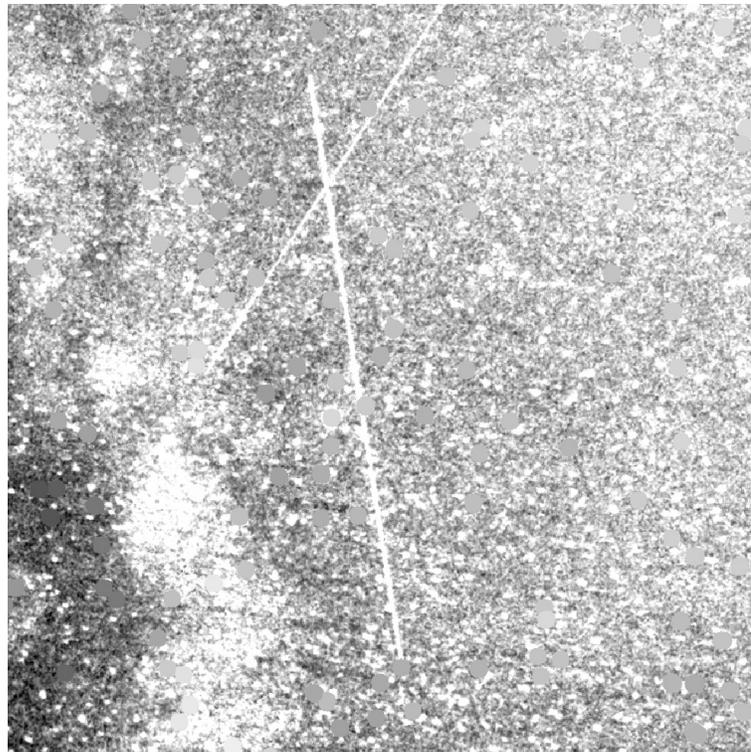


(b) Zoom en zona de interés

Figura C.8: Fig. 4.8. Resultado del borrado de estrellas.

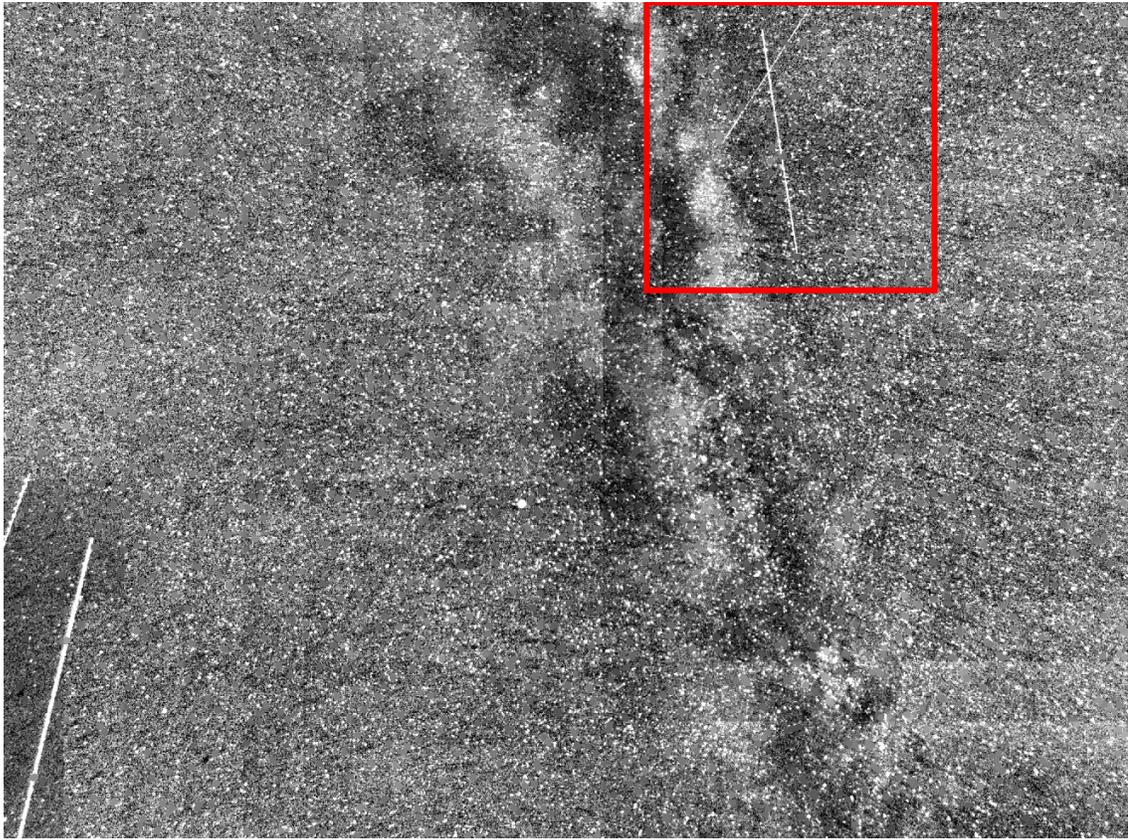


(a) Imagen completa

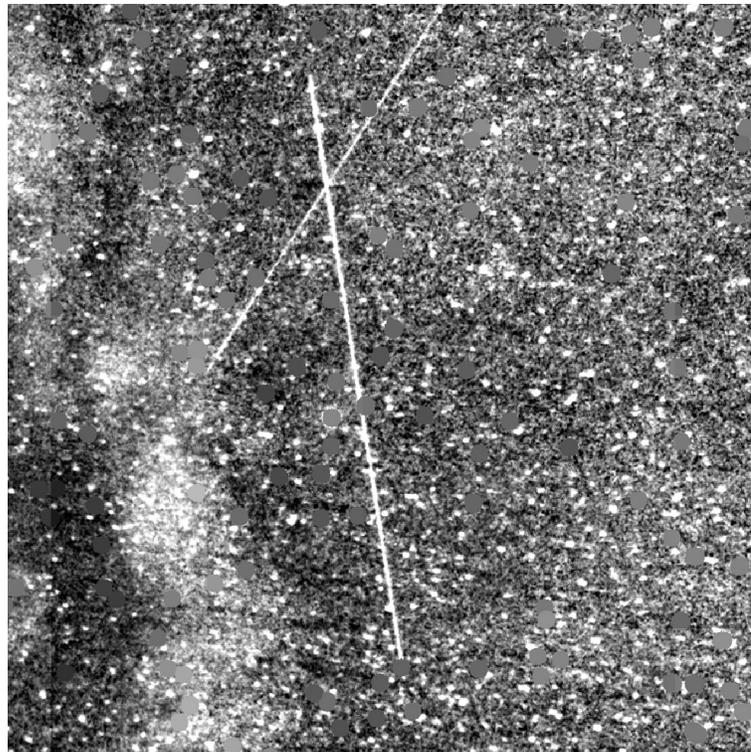


(b) Zoom en zona de interés

Figura C.9: Fig. 4.10. Resultado del mejoramiento de contraste en toda la imagen.

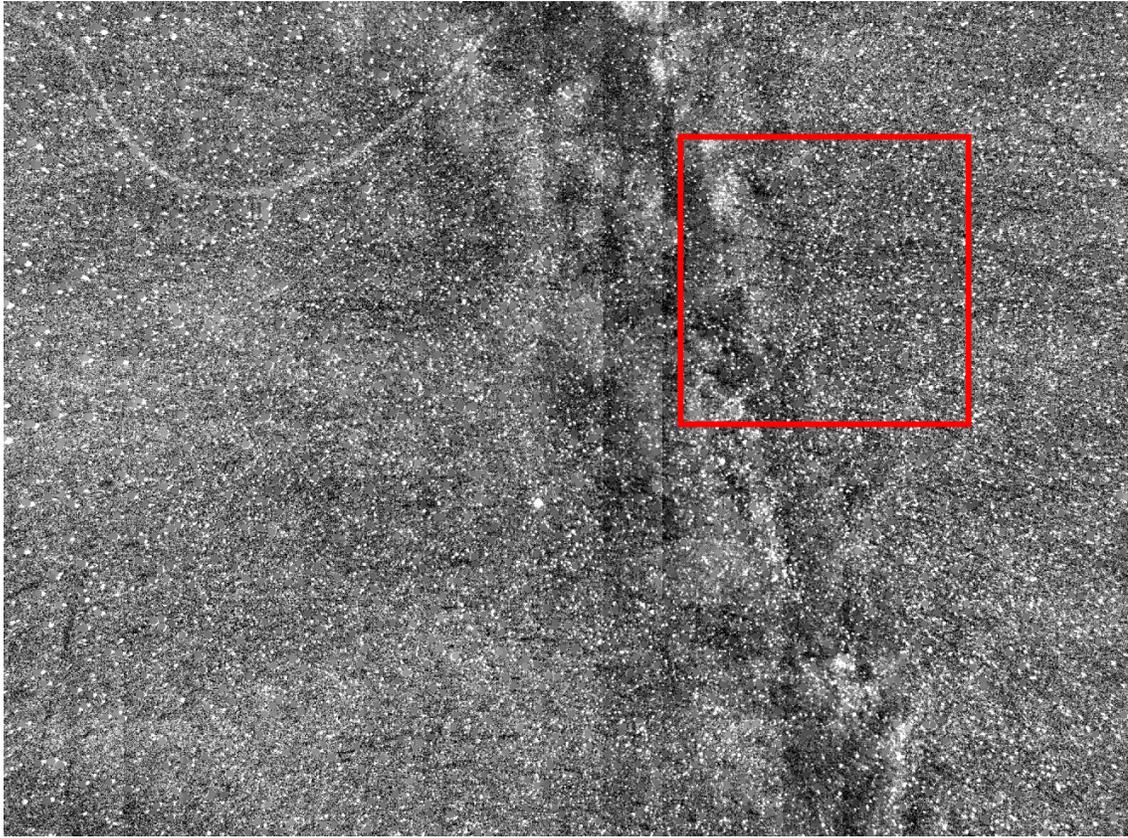


(a) Imagen completa

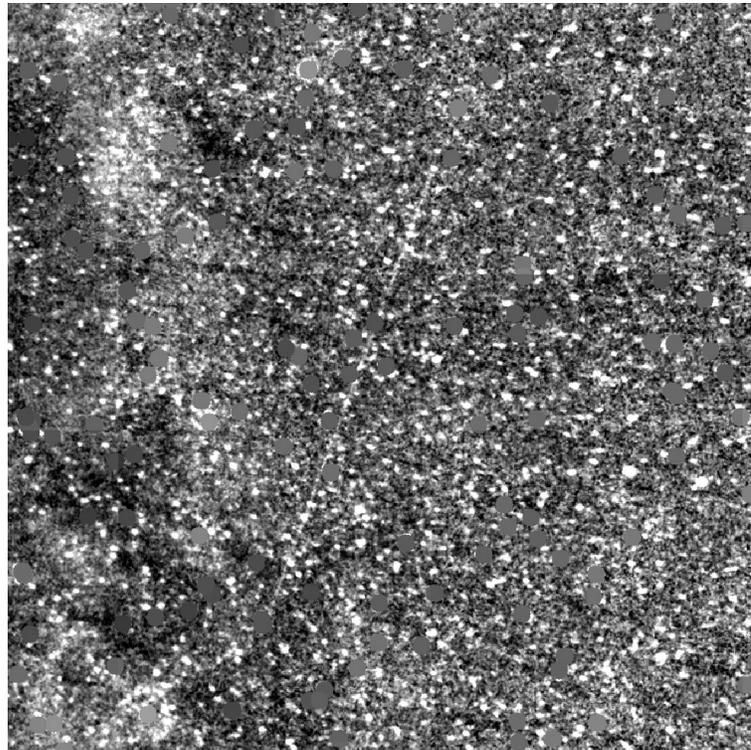


(b) Zoom en zona de interés

Figura C.10: Fig. 4.11. Resultado del mejoramiento de contraste adaptivo por zonas.

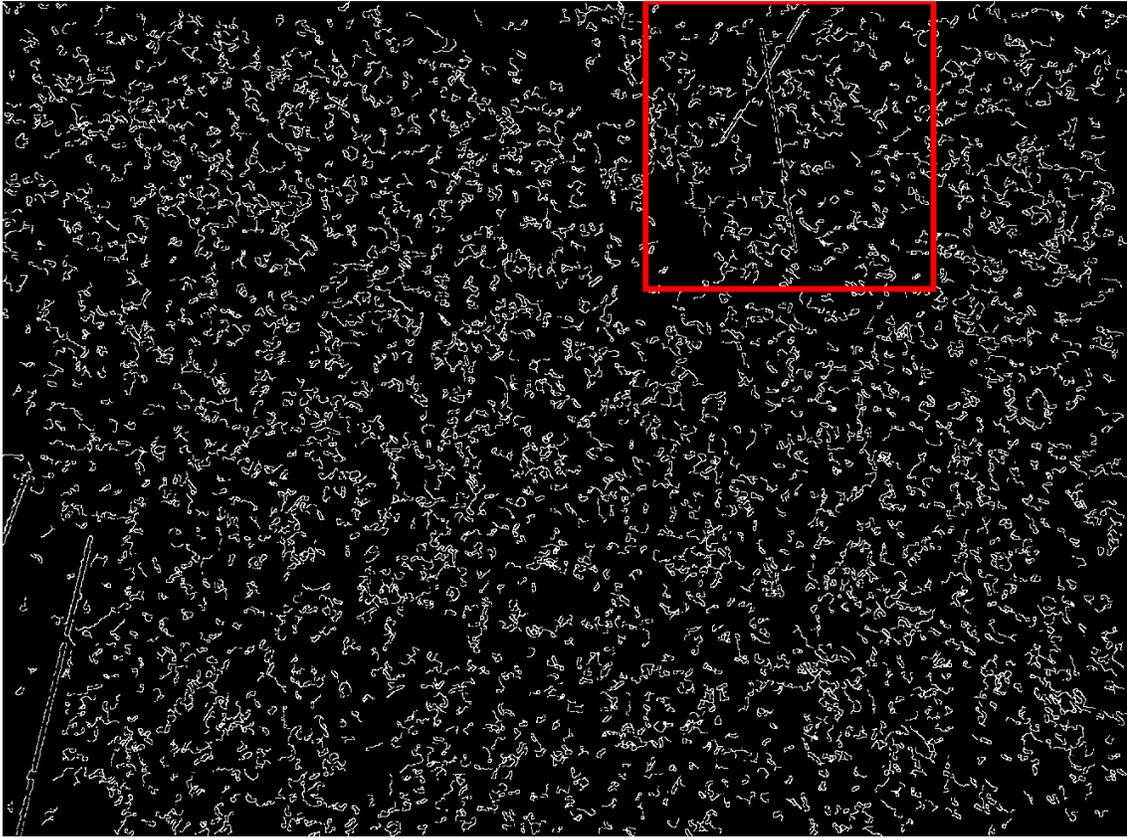


(a) Imagen completa

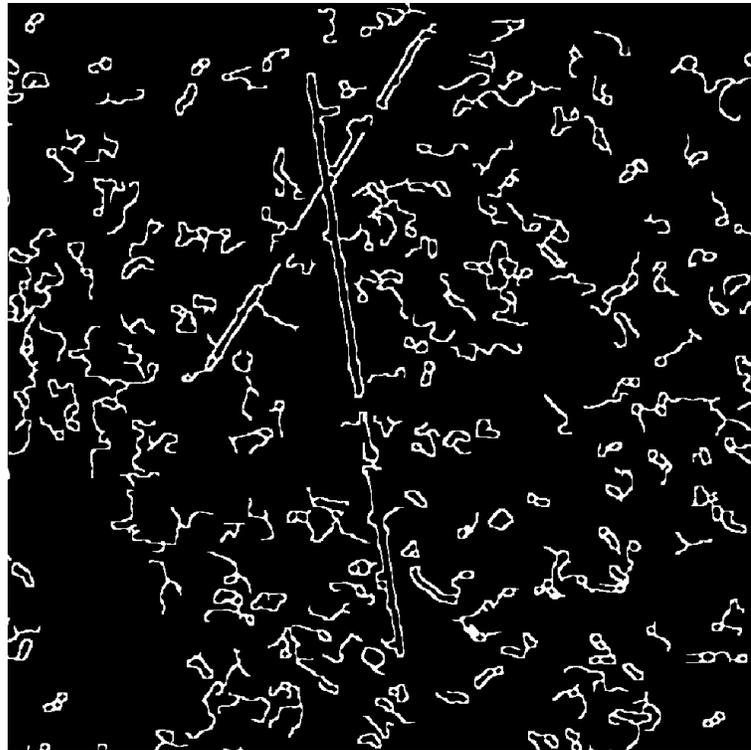


(b) Zoom en zona de interés

Figura C.11: Fig. 4.12. Resultado de aplicar el procesamiento a la captura N° 13 del conjunto de imágenes.

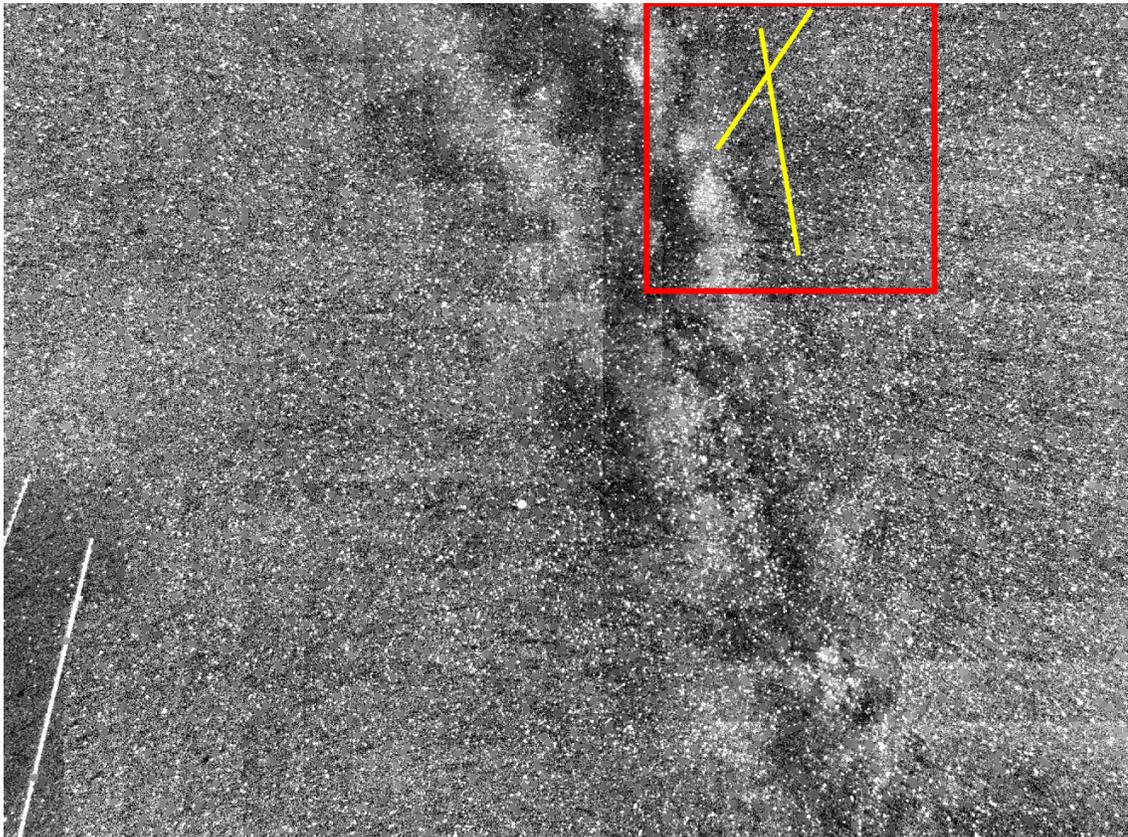


(a) Imagen completa

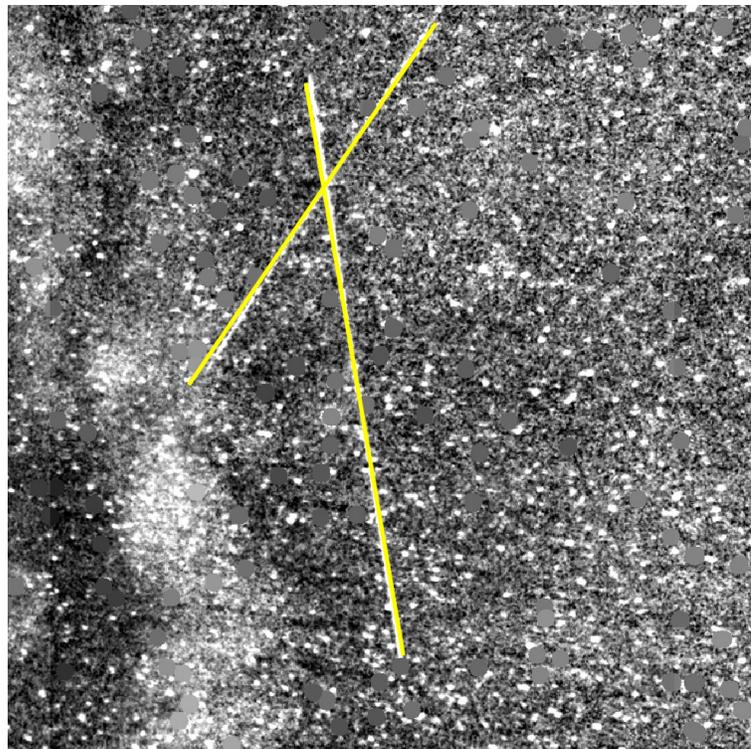


(b) Zoom en zona de interés

Figura C.12: Fig. 4.15. Resultado de aplicar el detector de bordes Canny a la imagen procesada.

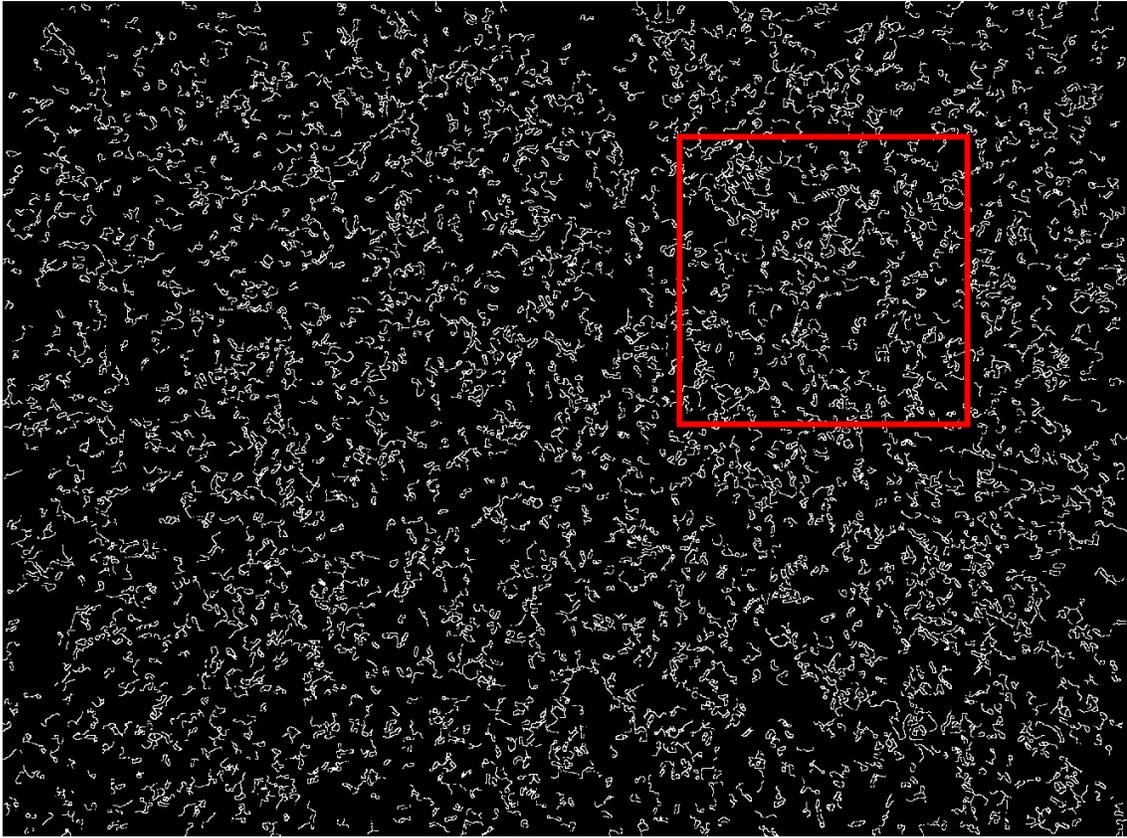


(a) Imagen completa

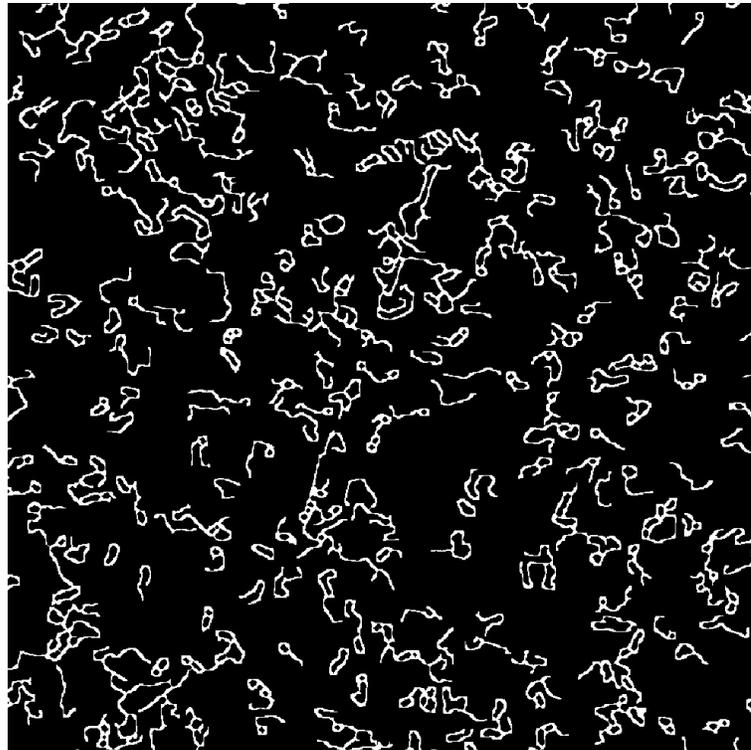


(b) Zoom en zona de interés

Figura C.13: Fig. 4.16. Detecciones obtenidas utilizando la *Progressive Probabilistic Hough Transform*.

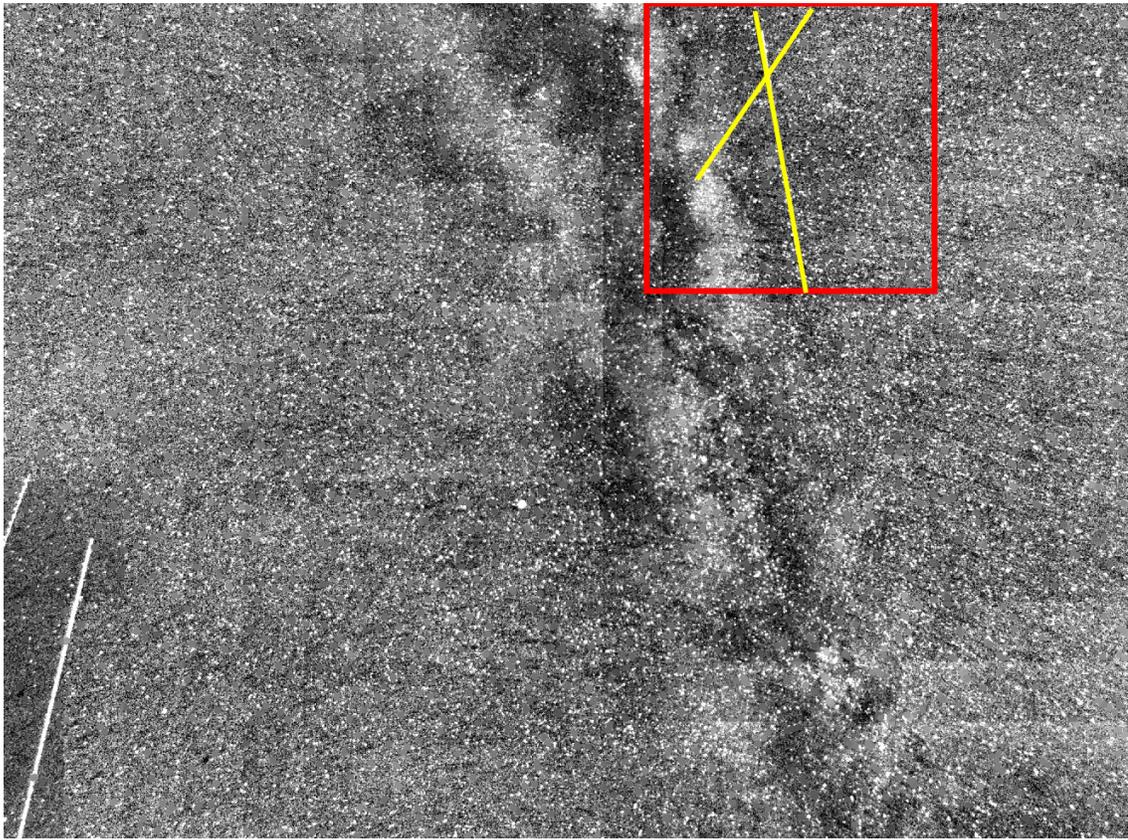


(a) Imagen completa

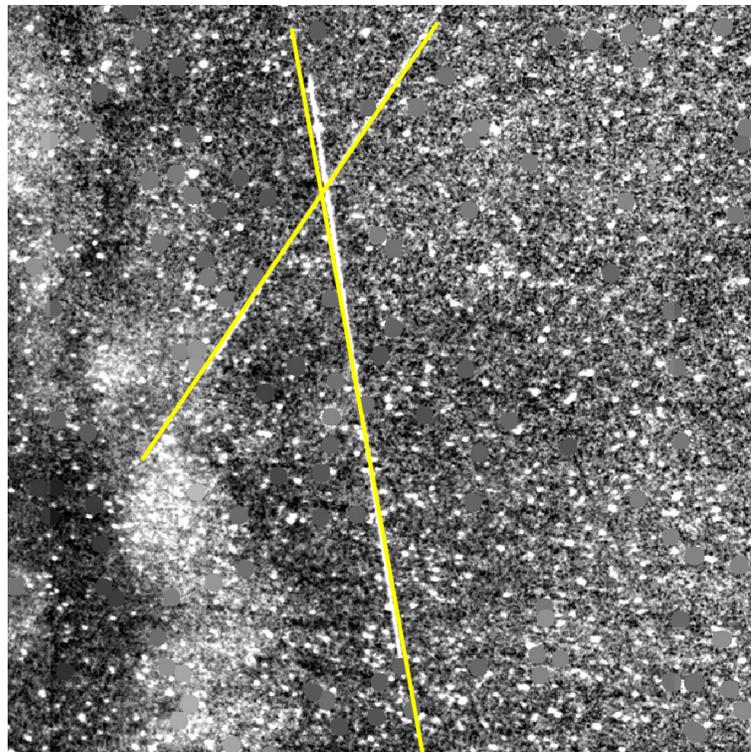


(b) Zoom en zona de interés

Figura C.14: Fig. 4.17. Segundo ejemplo de aplicar el detector de bordes Canny a la imagen procesada.

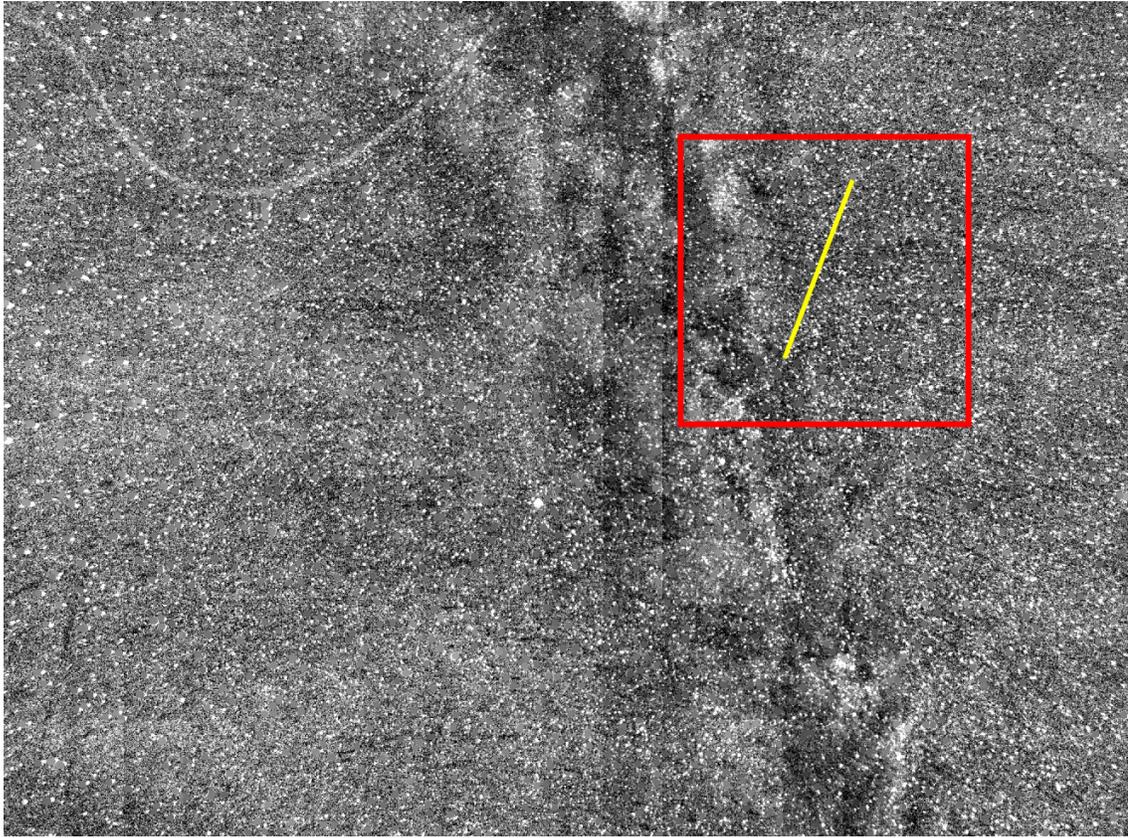


(a) Imagen completa

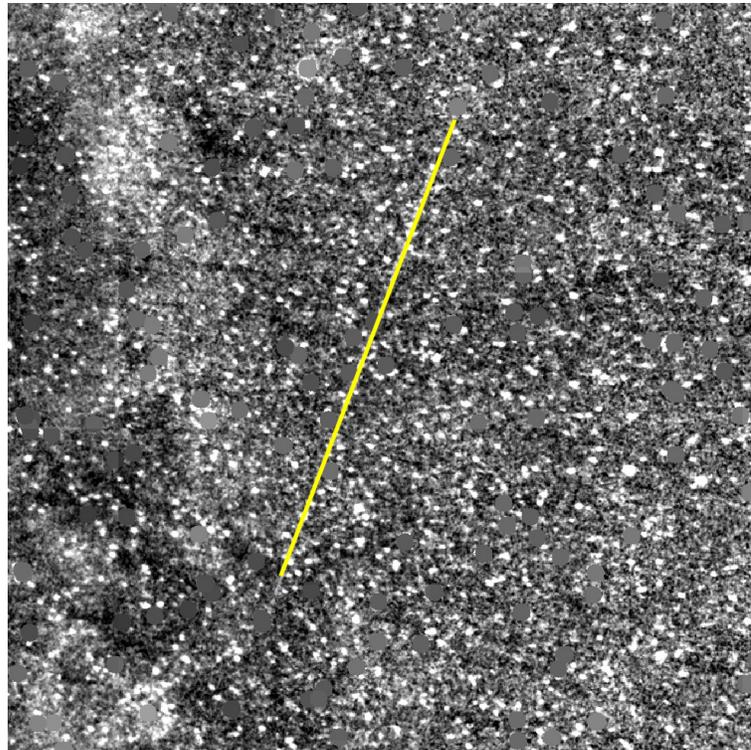


(b) Zoom en zona de interés

Figura C.15: Fig. 4.20. Detecciones obtenidas utilizando la metodología de la Transformada de Radon.

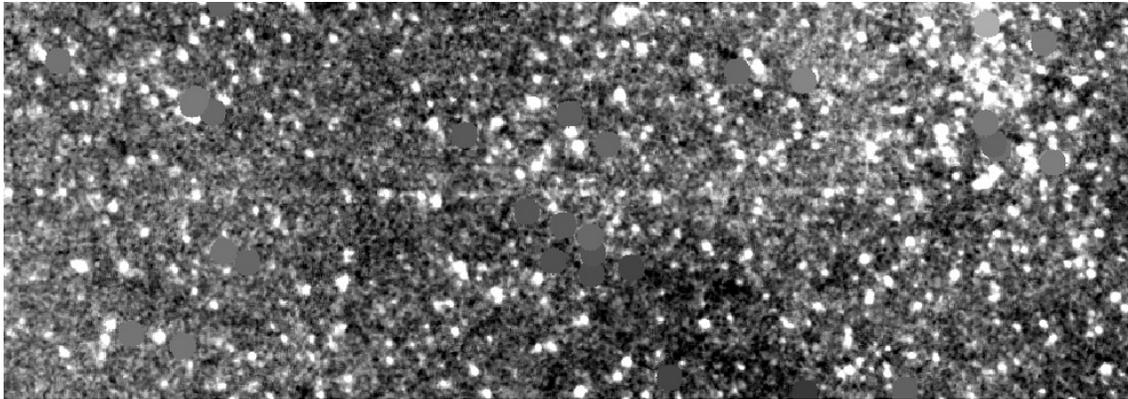


(a) Imagen completa

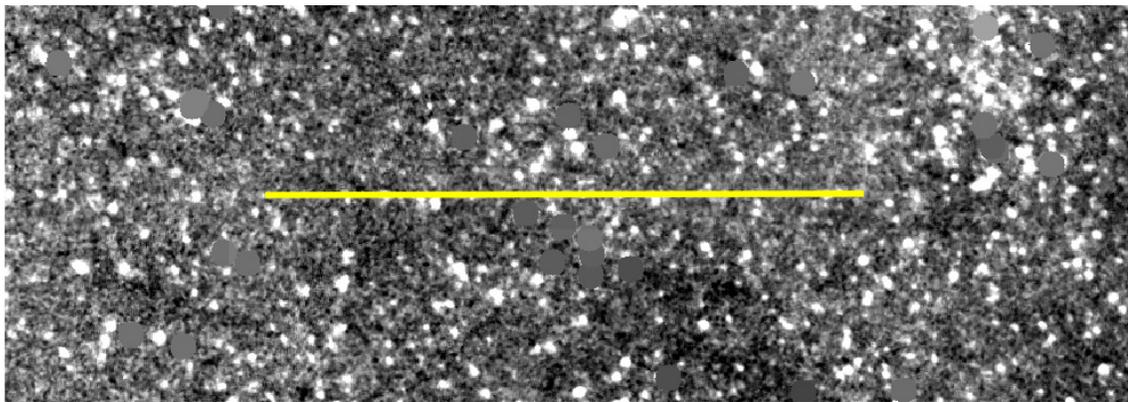


(b) Zoom en zona de interés

Figura C.16: Fig. 4.21. Detección obtenida utilizando la metodología de la Transformada de Radon en la captura N° 13.

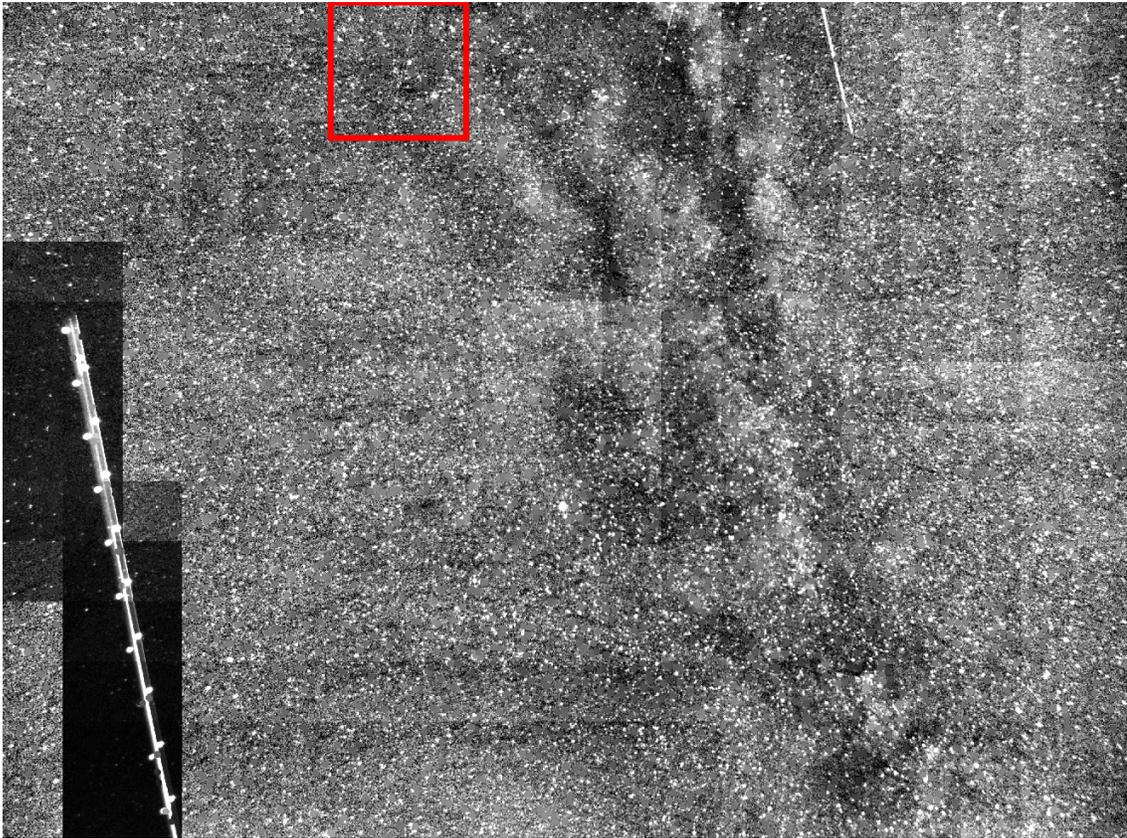


(a) Zona de la imagen procesada donde se encuentra el objeto espacial

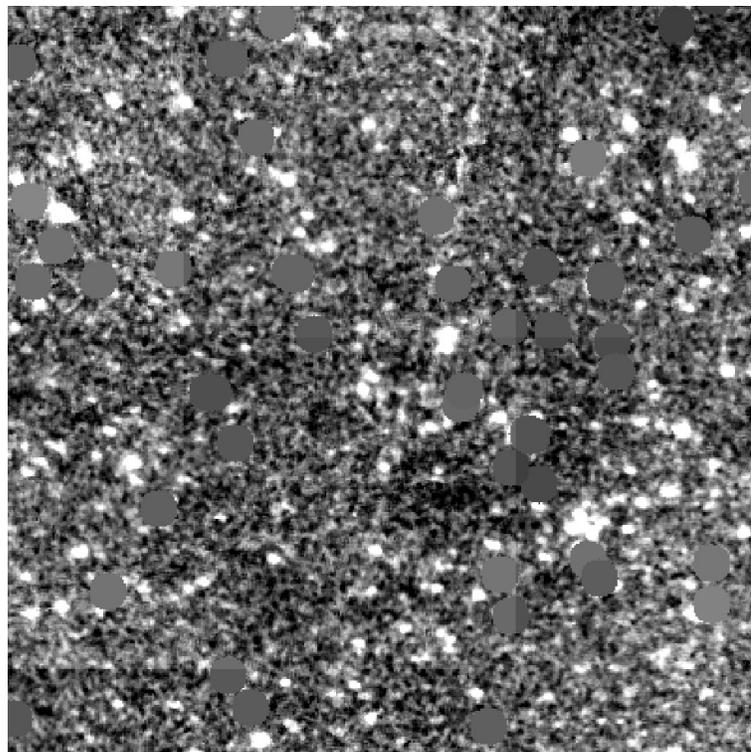


(b) Detección obtenida

Figura C.17: Fig. 4.22. Detección obtenida utilizando la metodología de la Transformada de Radon en la captura N° 9.

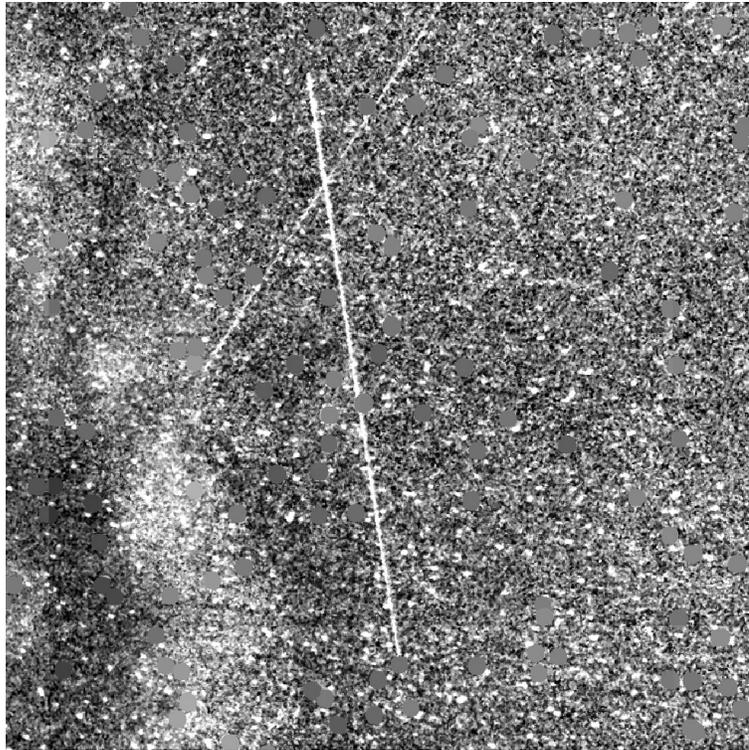


(a) Imagen completa

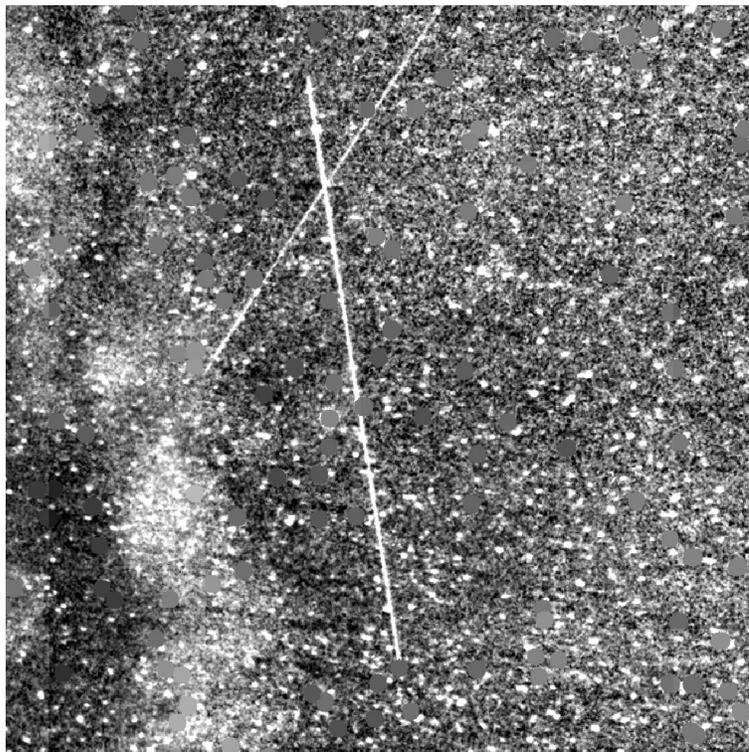


(b) Zoom en zona de interés

Figura C.18: Fig. 4.23. Objeto Espacial no detectado por el sistema desarrollado

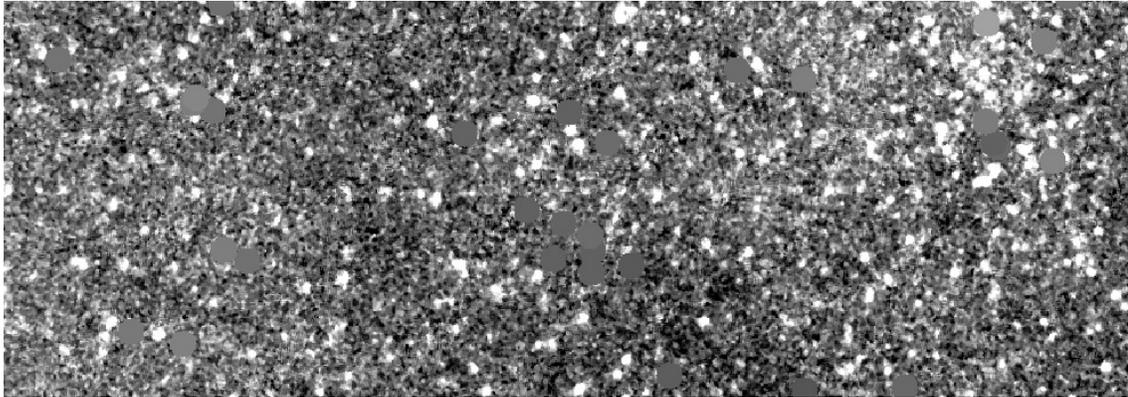


(a) Cámara 1

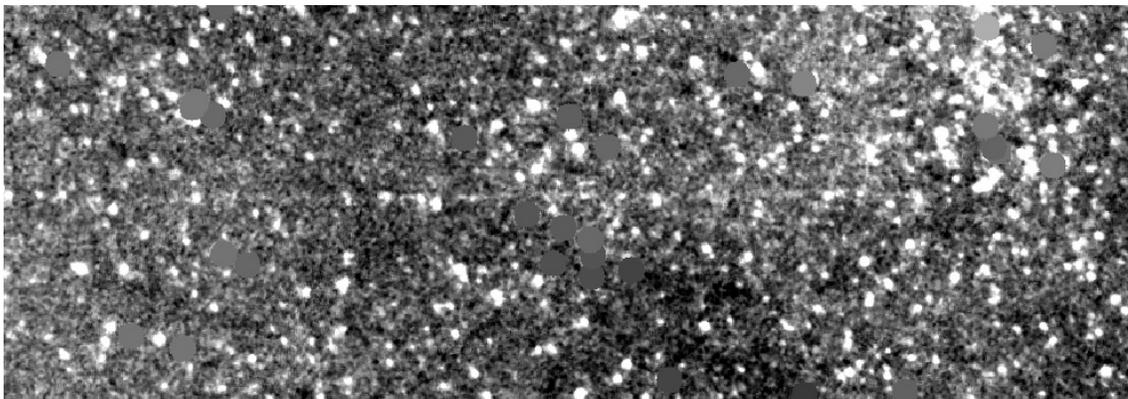


(b) Imágenes fusionadas

Figura C.19: Fig. 4.24. Diferencia de utilizar la fusión de las imágenes, zona de captura N° 15 procesada.



(a) Cámara 1



(b) Imágenes fusionadas

Figura C.20: Fig. 4.25. Zoom sobre zona con objeto espacial muy tenue, horizontal al centro.