



Detección automática de meteoros en redes de cámaras comerciales de seguridad

Miguel Rodríguez Alarcón

Trabajo realizado bajo la supervisión del
Doctor en Física
Dr. Miquel Serra-Ricart

en la
Sección de Física
Facultad de Ciencias
UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

Julio 2019

UNIVERSIDAD DE LA LAGUNA

Abstract

Sección de Física
Facultad de Ciencias

Trabajo de Fin de Grado

Miguel Rodríguez Alarcón

The recovery of meteorites is one of the most valuable resources to provide clues to understand the origin, formation and composition of our Solar System. Thousands of them hit the Earth's atmosphere every day, but the vast majority disintegrate fastly during their path and do not reach the ground. In contact with the air molecules and due to their high kinetic energies, they leave luminous trails in the sky, called meteors, from which it is possible to calculate their trajectory, both before entering, in their orbit, and later, when they impact. Having appropriate instruments to detect them at its entry and being able to analyze all the data obtained with them is necessary so, in case of impact, we can know the location and origin of the meteorite. In this work, the architecture of the Fireball Alert and Exploration Terrestrial Observation Network (FAETON) meteor network has been implemented, which uses commercial video surveillance cameras for detecting bright meteors. In addition, a software for processing the image sequences, analyzing them and confirming the presence of meteors has been developed. Furthermore, different techniques currently used in Computer Vision have been introduced, with the intention of enlarging the state-of-the-art in the tracing and characterization of its trajectory in images with geometric distortion. A total of 2824 possible detections have been analyzed using Neural Networks, reaching a precision of 88.0 % in correctly classified meteors and a 4.6 % of false positives.

Agradecimientos

A Miquel, por sus ganas de compartir el mundo de la investigación con los jóvenes y transmitir a la perfección lo que significa hacer ciencia. Gracias por contar conmigo durante todos estos años.

A mis abuelos, mis padres y mis hermanos. A mis amigos y amigas. A Javi. Muchas gracias por todo.

Índice general

Abstract	I
Índice de figuras	IV
Índice de tablas	v
1 Introducción	1
1.1 Redes de observación de meteoros	3
1.2 Motivación y objetivos	4
2 Infraestructura de la red	
FAETON	8
2.1 Cámaras	11
2.2 Nodos	12
2.3 Flujo de datos	12
2.4 Actualización de información	15
3 Detección automática de meteoros	18
3.1 Creación de regiones	18
3.2 Simultaneidad temporal	21
3.3 Identificación del meteoro	21
3.3.1 Substracción de fondo	22
3.3.2 Aplicación de filtros	24
3.3.3 Ajuste lineal	24
3.3.4 Cálculo de centroides	26
3.4 Red neuronal	28
3.4.1 Parámetros de entrada	28
3.4.2 Arquitectura	30
3.5 Resultados y discusión	31
4 Conclusiones	34
5 Bibliografía	36

Índice de figuras

2.1	Mapa de la red FAETON	9
2.2	Diagrama de flujo de datos	13
3.1	Creación de regiones	20
3.2	Análisis del meteoro del 6 de diciembre de 2016	27

Índice de tablas

2.1	Modelos de cámaras de FAETON	11
3.1	Rendimiento del método propuesto para la detección automática de meteoros	32

1. Introducción

Abstract

Hundreds of tons of interplanetary dust enter the Earth's atmosphere every year. The vast majority of these particles disintegrate during their trajectory, but some of them can reach the ground and become meteorites. Currently there are many observation networks that try to detect them along their visible trajectory, as a meteor, and recover them after the impact, but the expansion of new networks is still necessary to increase the possibilities of recovery. This chapter considers the state-of-the-art in this field, which leads to the motivation of this work and sets out its objectives: to create a software for a video meteor network, using the existing infrastructure of the FAETON project, which allows a simple monitoring of the system, automatically confirms the simultaneous detection of bright meteors and analyzes the large database built throughout the last three years.

En el espacio interplanetario de nuestro Sistema Solar orbitan pequeños cuerpos y partículas de polvo, con tamaños que van desde $10\ \mu\text{m}$ hasta los $10\ \text{m}$ (Ceplecha et al., 1998), denominados *meteoroides*. Su origen se encuentra, principalmente, en los cometas y asteroides, aunque también se han podido identificar fuentes extrasolares (Siraj and Loeb, 2019; Taylor et al., 1996). Determinar la morfología y dinámica orbital de estos meteoroides permite obtener información sobre la distribución de masa interplanetaria, una variable muy importante en los modelos de formación y evolución del Sistema Solar (Wetherill, 1974; Wood, 1998). Además, conocer las propiedades de estas pequeñas partículas podría ser de utilidad a la hora de mitigar los daños por impacto en instrumentos y satélites en órbita (Drolshagen, 2008; Drolshagen and Moorhead, 2019; Schonberg, 2010).

La mayor parte del conocimiento que poseemos sobre estos objetos ha sido extraído durante el intervalo extremadamente corto en el que penetran en la atmósfera terrestre. Alrededor de siete millones de pequeños meteoroides, con masas que oscilan entre 10^{-6} y 10^{-4} kg y tamaños típicos de entre 0.04 y $2\ \text{cm}$, intersectan la Tierra cada día (Brown et al., 2002), entrando en la atmósfera con velocidad geocéntrica

de entre 11 y 72 km/s (Ceplecha et al., 1998). La elevada energía cinética que poseen las partículas a su entrada hace que estas se calienten, debido a las colisiones con los átomos y moléculas presentes en la atmósfera, lo que provoca su pérdida de masa –*ablación*–, principalmente por efectos térmicos (Rogers et al., 2005). Los átomos excitados a su paso emiten luz al volver a su estado de reposo, manteniéndose una traza luminosa en el cielo durante un segundo o menos, que conocemos como *meteoro* –coloquialmente, *estrella fugaz*– y que se forma generalmente entre 60 y 120 km de altura (Rendtel et al., 1995). En general, los meteoroides más energéticos darán lugar a un meteoro más largo y brillante, alcanzando incluso magnitudes aparentes inferiores a la de Venus (-4), que denominamos *bólido*¹, y alturas de hasta 20 km. Para tamaños mayores, usualmente por encima de 20 cm (Ceplecha et al., 1998), no hay tiempo suficiente para desintegrar el meteoroides por completo antes de alcanzar la velocidad límite de 3 km/s (Borovička et al., 2015), momento en el cual la superficie del objeto comienza a enfriarse. Si el meteoroides supera parcialmente el proceso de ablación atmosférica y llega al suelo, entonces hablamos de *meteorito*.

Actualmente existen varios métodos de detección de meteoros que nos permiten extraer información diversa de la interacción de las partículas con la atmósfera, conociendo, su geometría –posición y orientación–, su dinámica, su órbita, su fotometría –masa, luminosidad y curva de luz–, su composición espectral o su ionización –densidad de iones y electrones libres– (Ceplecha et al., 1998). Si bien el método visual, a ojo desnudo, sigue siendo utilizado entre astrónomos aficionados para determinar la evolución temporal de las poblaciones de meteoroides (Koschack and Rendtel, 1990), el desarrollo de las cámaras CCD y CMOS de las últimas décadas ha permitido detectar, de forma más precisa, meteoros más débiles, por lo que es el método más utilizado en la actualidad (Kingery and Blaauw, 2017; Spurný et al., 2003; Weryk et al., 2013; Zubović et al., 2015). Aún así, disponer de un solo instrumento de medida puede limitar la capacidad para determinar ciertas variables dinámicas, como la trayectoria seguida por el meteoroides, por lo que en las últimas décadas han surgido decenas de redes de observación de meteoros que, mediante el trabajo conjunto de varias estaciones, permiten mejorar la precisión y variedad de información extraída de los meteoros.

¹En realidad, un bólido –en inglés, *bolide*– es un meteoro más brillante que Venus que en su trayectoria atmosférica muestra una fase final explosiva con fragmentación. Si no es así se suele hablar de *bola de fuego* –en inglés, *fireball*–. En este trabajo y como suele ser común en castellano, se usará el término *bólido* indistintamente.

1.1 Redes de observación de meteoros

Las primeras redes de observación de meteoros se establecieron durante la segunda mitad del siglo XX, con el principal objetivo de recuperar meteoritos a partir de la información obtenida en la detección fotográfica de grandes bólidos. Se instalaron tres grandes redes: en Europa –European Network in Eastern Europe: 24 estaciones ([Ceplecha and Rajchl, 1965](#))–, Estados Unidos –Prairie Network: 16 estaciones ([McCrosky and Boeschenstein, 1965](#))– y en Canadá –Meteorite Observation and Recovery Project: 12 estaciones ([Halliday et al., 1978](#))–; después de haberse producido por primera vez la observación simultánea de un bólido desde dos estaciones situadas en la antigua Checoslovaquia, el 7 de abril de 1959, y la recuperación posterior del meteorito en la ciudad de Přeborn ([Ceplecha, 1961](#)). Las cámaras fotográficas de estas redes utilizaban largas exposiciones para captar las trayectorias de los meteoros, además de al menos un sistema para registrar el momento exacto en el que este se producía.

Aunque aún hoy se siguen utilizando estas configuraciones (ver e.g., [Kokhirova et al. \(2015\)](#); [Spurný et al. \(2006\)](#); [Spurný et al. \(2009\)](#); [Trigo-Rodríguez et al. \(2007\)](#)), los sistemas de vídeo son más populares debido a su simplicidad y menor coste, extendiéndose por muchos puntos del planeta: Southern Ontario All-sky Meteor Camera Network (SOMN) en Canadá, con 5 cámaras all-sky complementadas con estaciones radar e infrasonido ([Edwards et al., 2007](#); [Weryk et al., 2007](#)); Cameras for Allsky Meteor Surveillance (CAMS), en Estados Unidos, que opera más de 60 cámaras, principalmente en Florida y California ([Jenniskens et al., 2011](#)). Este sistema fue posteriormente exportado a Bélgica, Países Bajos y Luxemburgo (CAMS-BeNeLux) ([Roggemans et al., 2016](#)). Otros países europeos cuentan también con su propia red de observación en vídeo de meteoros, como Croacia –Croatian Meteor Network (CMN) ([Gural and Segon, 2009](#))–, Eslovaquia –Slovak Video Meteor Network (SVMN) ([Toth et al., 2012](#))–, Polonia –Polish Fireball Network (PFN) ([Wiśniewski et al., 2017](#))–, Finlandia –Finnish Fireball Network (FFN) ([Gritsevich et al., 2014](#)) o Francia –Fireball Recovery and Interplanetary Observation Network (FRIPON) ([Colas et al., 2015](#))–. En España, la Spanish Meteor Network (SPMN) posee 25 cámaras CCD y de vídeo distribuidas principalmente en Andalucía y Cataluña ([Madedo et al., 2011](#)). La primera red del hemisferio sur se encuentra en Australia: Desert Fireball Network (DFA), que busca aprovechar el carácter casi inalterable de los desiertos para aumentar las

probabilidades de recuperación de meteoritos una vez detectados (Bland et al., 2012). La cobertura espacial de una red de observación de meteoros depende del número de estaciones y la distancia entre ellas, que está determinado por los costes de fabricación, instalación y mantenimiento de los instrumentos. La red ideal es aquella cuyos instrumentos tienen unos costes de fabricación bajos, una instalación simple y el mínimo mantenimiento posible, garantizando, por supuesto, una alta calidad de imagen (Howie et al., 2017).

Con la creciente instalación de nuevas redes de detección de meteoros, durante las últimas décadas se han desarrollado distintos software que facilitan la automatización en la detección de meteoros y la reducción de datos. Los primeros programas fueron desarrollados para las redes europeas –MetRec (Molau, 1998)– y americana –MeteorScan (Gural, 1999)–. Otras redes de observación de meteoros también disponen de su propio software, como la canadiense SOMN –ASGARD– o la francesa FRIPON –FreeTure–. Uno de programas más comunes para detectar meteoros y analizar las imágenes es el paquete desarrollado por la empresa japonesa SonotaCo (SonotaCo, 2009) –UFOCapture, UFOAnalyzer y UFOOrbit–, utilizado por numerosas redes europeas como SVMN, PFN, FFN o la española SPMN. A pesar de su nombre, UFOCapture es ideal para detectar fenómenos atmosféricos como meteoros, rayos, sprites, elves, etc. (Yaniv et al., 2009), dispone de una interfaz gráfica y es compatible con distintos tipos de cámaras de vídeo, pero tiene el inconveniente de no ser gratuito.

Si bien puede parecer que existen muchas alternativas a la hora de elegir el software de detección y reducción más adecuado para una red de meteoros, debe tenerse en cuenta que algunos de ellos no son libres y muchos otros son dependientes del hardware, no solo de la marca y modelo de cámaras, sino también de la plataforma informática en la que se trabaja (e.g. Molau and Gural (2005)), por lo que no es fácil utilizar uno de estos programas en redes de observación de meteoros de cualquier escala y arquitectura.

1.2 Motivación y objetivos

A pesar de que cada vez son más las estaciones dedicadas a la observación de meteoros, la detección de aquellos con probabilidad de impacto y su posterior

recuperación sigue siendo un reto para los astrónomos. De los más de 45000 meteoritos de los que se tenía registro en junio de 2018, solamente 1107 (un 2,5%) fueron observados durante su caída (NASA, 2018). En las últimas décadas, con el desarrollo de las redes de observación, entre 5 y 10 meteoritos son recuperados al determinar su trayectoria, una cifra pequeña en comparación con lo que las estimaciones sugieren: alrededor de 500 meteoritos llegan a tierra cada año (Rossi and Gasselt, 2018). Resulta necesario aumentar la cobertura de observación del cielo para la detección de meteoros, especialmente los más brillantes.

Muchas instalaciones dedicadas a la observación del cielo disponen de una o varias cámaras de gran campo, normalmente todo cielo (*all-sky*), para conocer la nubosidad durante la noche, véase e.g. la web de información meteorológica del Observatorio del Teide² (Instituto de Astrofísica de Canarias, de aquí en adelante IAC). Industrias como la fotovoltaica (Kuhn et al., 2018) o la medioambiental (Jechow et al., 2017; Long et al., 2006) también utilizan cámaras de este tipo para monitorizar el estado y evolución de la atmósfera. Por otro lado, la instalación de cámaras de videovigilancia y seguridad en las ciudades es un hecho generalizado. Si bien es cierto que normalmente estas cámaras no han sido fabricadas como instrumentación astronómica, pues no están minimizadas las aberraciones en su óptica ni sus sensores presentan una respuesta lineal y eficiente, no se debería desaprovechar la oportunidad de utilizarlas para detectar meteoros brillantes con probabilidad de impacto y determinar su trayectoria, como ya hicieron Zuluaga et al. (2013) en el gran evento de Chelyabinsk de febrero de 2013. La motivación de este trabajo es, en efecto, crear redes de observación de meteoros brillantes, haciendo uso de cámaras comerciales de bajo coste que, en esencia, no fueron diseñadas con este fin, aumentando así las probabilidades de recuperación de meteoritos.

Para ello, se ha contado con el acceso a todos los datos de las cámaras pertenecientes a la red Fireball Alert Exploration Terrestrial Observation Network (FAETON), un proyecto en desarrollo que tiene estaciones en varios puntos del planeta, principalmente en Canarias y Extremadura, pero también en otras zonas de la península ibérica, en Namibia, Marruecos e Islandia, y cuya filosofía es similar a la que motiva este trabajo. Desde el año 2016, las cámaras del proyecto FAETON han ido guardando en distintos repositorios, tanto locales como FTP, todas las detecciones de movimiento –no específicamente meteoros– que realizaban durante la noche en

²cw.ot-admin.net.

diferentes instalaciones, pero nunca han sido analizadas en busca de detecciones simultáneas de meteoros. En este trabajo se plantea diseñar un software que cumpla con los siguientes objetivos:

1. **Monitorización de la red.** Todas las estaciones pertenecientes a la red deben trabajar de manera coordinada para favorecer el flujo de datos entre ellas y el exterior. Se intentará desarrollar un sistema que permita al usuario conocer el estado de la red de manera sencilla y rápida, además de avisar de posibles detecciones de meteoros que se produzcan cada noche o de problemas ocurridos en las estaciones.
2. **Confirmación automática de meteoros.** Se desarrollará un algoritmo que permita confirmar la presencia de meteoros en las detecciones simultáneas de las cámaras. Para ello, se atenderá a las estrategias desarrolladas por otras redes ya en funcionamiento y se explorará la posibilidad de aplicar nuevos algoritmos que se adapten mejor a la red de FAETON y supongan un avance en el estado del arte.
3. **Análisis de la base datos.** El programa diseñado no solo estará preparado para analizar el estado de la red y las detecciones producidas cada noche, sino que además debe permitir procesar todas las detecciones almacenadas en la base de datos que no han sido analizadas desde la instalación de las primeras estaciones en 2016.

A la hora de implementar los algoritmos que permitan cumplir con estos objetivos se debe atender a las siguientes consideraciones:

- **Mínima intervención del usuario.** El volumen de datos generados por las cámaras de FAETON cada noche es muy alto, por lo que se debe reducir al mínimo posible la intervención del usuario en la transferencia de información y la confirmación de meteoros. Además, debe tenerse en cuenta el carácter dinámico de la red, en tanto que nuevas estaciones son continuamente instaladas, por lo que el sistema debe ser escalable y flexible, sin aumentar con ello el tiempo de dedicación del usuario.
- **Un software multiplataforma.** Uno de los puntos que distinguen a la red de FAETON respecto a otras es la alta variabilidad de sus dispositivos y

configuraciones, con diferentes modelos de cámaras, repositorios y restricciones respecto al flujo de datos. Se intentará que el programa diseñado no dependa del sistema operativo utilizado y sea funcional para distintos tipos de cámaras de vídeos y configuraciones.

- **Estaciones en lugares aislados.** Dado que algunas de las estaciones están situadas en puntos remotos, con baja estabilidad eléctrica y de internet, se debe intentar reducir la transferencia de datos entre estas y la máquina principal en la que vayan a ser procesados. Además, debe contemplarse la posibilidad de perder la conexión con las estaciones a la hora de verificar la existencia de detecciones simultáneas.
- **Código abierto y libre.** Para facilitar el acceso al software por parte de astrónomos aficionados u observadores independientes, que pueden estar interesados en unirse a la red, y con el interés de hacerla lo más transparente posible, el software será publicado en las plataformas de las que FAETON disponga –web del proyecto, GitHub, etc.– una vez terminado. Todos los algoritmos se implementarán en Python y se hará uso de aplicaciones gratuitas ya existentes para la monitorización de la red.

2. Infraestructura de la red FAETON

Abstract

In this chapter the infrastructure of the FAETON meteor network, the location of its stations and their configuration is presented. It is formed by 31 video cameras distributed in different regions of the planet, although most of them are in the Canary Islands and Extremadura (Spain). The dataflow from the cameras to the central hub is described in detail, showing its high versatility in the technologies used, the network scale and the issues that may arise in the system. The transfer of large data volumes has been minimized in order to adapt to the traffic limitations in some stations. Moreover, some free tools developed by Google have been used to simplify the intercommunication process and information exchange between the network and the user.

La red de detección de bólidos FAETON se creó a partir de la colaboración de distintas instituciones, tanto públicas como privadas, que disponían de cámaras de vídeo de gran campo para observar diariamente el cielo nocturno. Las primeras cámaras estaban instaladas en las Islas Canarias (España), alojadas por los Observatorios del Teide y el Roque de los Muchachos (IAC), el Parador y el Teleférico del Teide, a los que posteriormente se unió el Observatorio de Tefía (Fuerteventura) y Temisas (Gran Canaria), ambos gestionados por agrupaciones de astrónomos aficionados. Si bien la función principal de las cámaras situadas en los observatorios era la de detectar la presencia de nubes en el cielo, en los edificios privados –Parador y Teleférico– estaban dedicadas a la vigilancia y control de visitantes. Al descubrir la posibilidad de usarlas durante la noche para la detección de meteoros se instalaron cámaras all-sky, cubriendo así mayor cantidad de cielo y aumentando la probabilidad de detectar bólidos. En Extremadura, la cámaras disponibles han sido instaladas en el seno del proyecto Miradores Celestes¹ de la Junta de esta Comunidad Autónoma para conocer la nubosidad de lugares en los que se realizan

¹extremadurabuenasnoches.com/miradores-celestes.

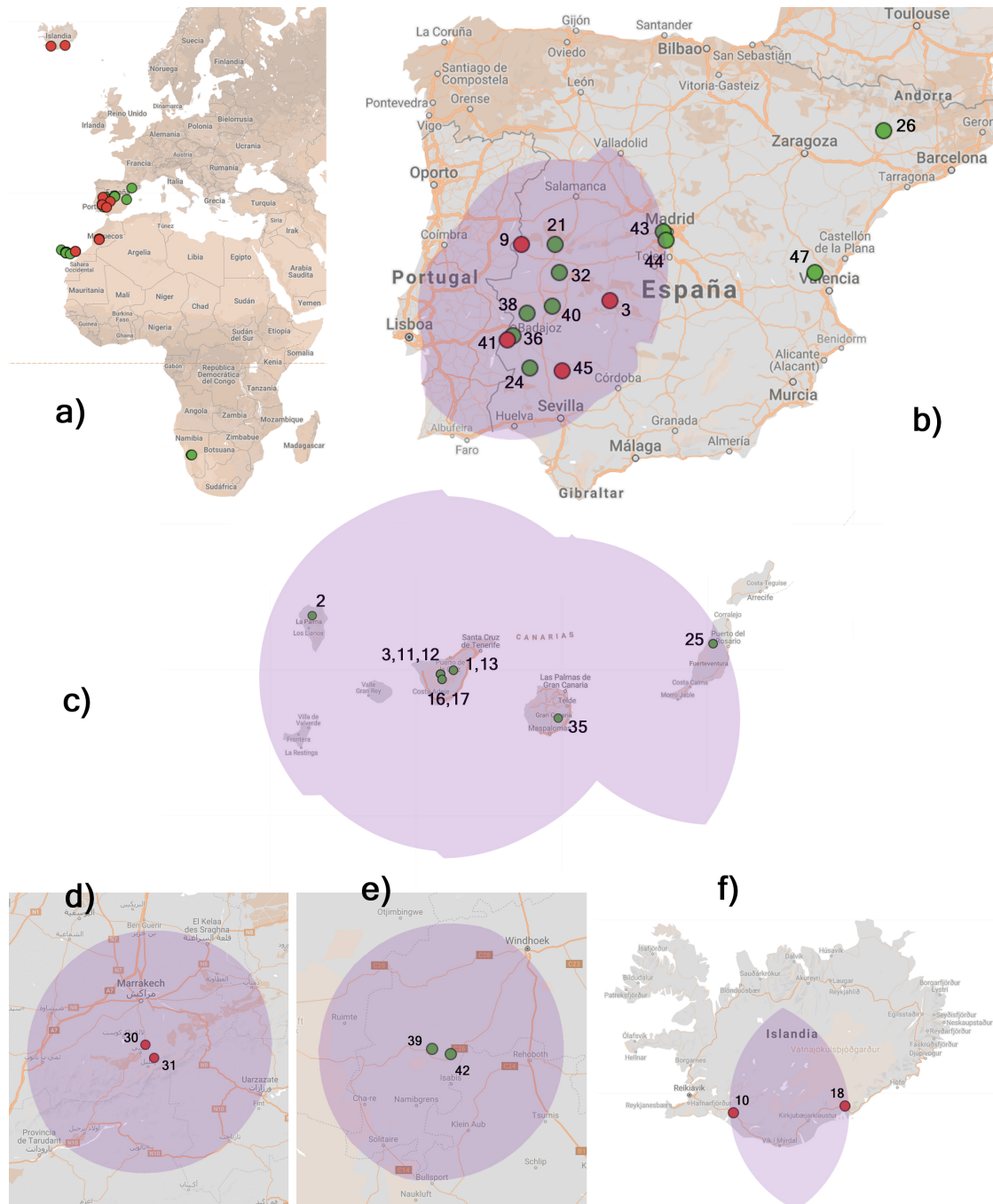


Figura 2.1: Mapa de las estaciones pertenecientes a la red FAETON en 2018. Además de una visión global –a)– se muestran las distintas áreas en detalle: b) península ibérica, c) Canarias, d) Marruecos, e) Namibia, f) Islandia. Los puntos verdes reflejan la posición de estaciones activas y los rojos las que están temporalmente sin conexión. Se incluyen además las zonas de cobertura de la red para la detección simultánea de un meteoro visible a una altura de 80 km con un ángulo de 25° respecto al horizonte.

observaciones nocturnas para la ciudadanía. Proyectos europeos y nacionales como

GLORIA², STARS4ALL³ o GALACTICA⁴ han puesto a disposición de FAETON sus estaciones en Islandia, Marruecos y Namibia respectivamente, abriendo colaboraciones con otras instituciones –como la Universidad Cadi Ayyad de Marrakech o el Observatorio de Altas Energías H.E.S.S.– en lugares de alto interés para la recuperación de meteoritos como son el desierto del Sáhara y el Namib. Actualmente FAETON cuenta con 31 estaciones, cuyas localizaciones pueden verse en la Fig. 2.1, que cuentan al menos con un cámara de vídeo y un nodo o enlace con la máquina principal.

Nótese que la localización de las estaciones no es arbitraria. El objetivo es cubrir el mayor volumen de atmósfera posible en la superposición del campo de visión (FOV) del conjunto de cámaras, sin perder con ello precisión en la determinación de la trayectoria. Si bien hay varias formas de calcularla, todas ellas se basan en la diferencia en la dirección en la que se observa un meteoro desde varios puntos conocidos situados a cierta distancia entre ellos, lo que conocemos como triangulación. Esta diferencia en la proyección del meteoro, observada por al menos dos cámaras, permite determinar con precisión la posición y velocidad –si se dispone de referencias temporales, como es el caso– del meteoróide a su paso por la atmósfera, tanto mejor cuanto mayor sea dicha diferencia, por lo que interesa que las cámaras estén lo más separadas posible. Por otro lado, al separar las cámaras, el volumen de atmósfera resultado de la superposición de los campos de visión de estas se reduce, por lo que disminuye la probabilidad de observar un meteoro simultáneamente. La distancia óptima entre estaciones será aquella que maximice este volumen, sin perder con ello precisión en la determinación de la trayectoria. Dado un meteoro formado en el cenit a 80 km de altura –más detalles sobre por qué se toma esta altura como referencia en Roggemans (2017)–, para un ángulo límite de observación sobre el horizonte de 25° –a partir de esta altura los residuos en la astrometría de cámaras all-sky aumentan exponencialmente (Borovicka et al., 1995)–, la distancia máxima desde ese punto a la que se puede observar dicho meteoro es de unos 170 km. Para aquellos bólidos que alcanzan la baja atmósfera, a unos 40 km de altura, la distancia máxima de separación es de 85 km. Típicamente las estaciones de las redes de observación de meteoros no están separadas más de 200 km (Colas et al., 2015; Jenniskens et al., 2011; Trigo-Rodríguez et al., 2007).

²gloria-project.eu.

³stars4all.eu.

⁴galactica.astroaula.net.

2.1 Cámaras

Todas las cámaras incluidas en la red FAETON son de la marca alemana Mobotix, dedicada fundamentalmente a la comercialización de cámaras web para videovigilancia y seguridad, aunque son utilizadas también en otros ámbitos como la predicción meteorológica (Aebi et al., 2017; Kazantzidis et al., 2017; Kuhn et al., 2018). Destacan por su bajo precio, su manejabilidad y su robustez para soportar fenómenos meteorológicos adversos, por lo que son ideales para instalar en lugares aislados y expuestos a condiciones extremas. Dos modelos diferentes de cámaras están distribuidos por las estaciones de FAETON, la Q25 y la M15, cuyas características principales se muestran en la Tabla 2.1.

Modelo	FOV	Sensor	Dimensión [†]	f/	fps
MX-Q25-N016	180°×180°	CMOS MX-B016	2048×1536 (QXGA)	2.0	10
MX-M15-B036	103°×77°	CMOS MX-6N036	1280×720 (720p)	1.8	10

Tabla 2.1: Modelos de cámaras de vídeo utilizados en la red FAETON y principales especificaciones técnicas. [†]En realidad la dimensión máxima de las imágenes disponible es de 3072×2048 (6MP), pero se comprimen para reducir el volumen de datos generados.

La funcionalidad incluida en el software de estas cámaras más interesante para FAETON es la de detección automática de movimiento. Las cámaras detectan en tiempo real la variación de luminosidad en pequeñas celdas de la imagen definidas por el usuario, lo que es muy útil en lugares en los que ciertos objetos en el campo de visión de la cámara activan el software de detección de movimiento de forma reiterada, como personas en el horizonte, movimiento de árboles con el viento, farolas, etc., pues permite descartar directamente estas zonas evitando falsas detecciones. Cuando esta acción se activa, la cámara guarda una secuencia de imágenes .jpg en blanco y negro, 8 bits, en un directorio definido por el usuario. Así, para aquellas estaciones que no tengan problemas de conexión a internet, se establece un directorio FTP como repositorio de todas las detecciones. En caso de existir limitaciones en el flujo de datos, en tanto que las cámaras pueden estar situadas en lugares de difícil acceso o poca cobertura móvil, las imágenes se transfieren a un directorio en un ordenador local –ver §2.2 para más detalles–. Las imágenes guardadas tienen información sobre la identificación de la cámara y la marca temporal, por lo que no es necesario ningún archivo adicional en el proceso de análisis posterior. La fecha y hora de todas las cámaras se establece automáticamente en Tiempo Universal (UT) accediendo a una lista de servidores

horarios NTP, por lo que no existe problema, a priori, en la desincronización de las diferentes estaciones.

Además, para conocer rápidamente el estado de las cámaras de la red y agilizar el proceso de monitorización, todas las cámaras están configuradas para obtener una imagen cada 5 minutos y transferirla a un directorio FTP común, pudiendo acceder a ellas automáticamente a través de la página web del proyecto –en desarrollo–. Estas serán utilizadas, además, para actualizar la información del estado de la red periódicamente, junto al resto de incidencias ocurridas en el procesado de los datos –ver §2.4–.

2.2 Nodos

Como se ha dicho, la secuencia de imágenes obtenida tras la detección de movimiento es transferida a un directorio FTP o local, en función de las restricciones en el envío de datos, que denominamos nodo. En el segundo caso, la red FAETON usa ordenadores de placa reducida Raspberry Pi –de aquí en adelante RPi–, con la intención de reducir costes en la estación y su consumo eléctrico. Este es un dispositivo muy utilizado debido a su bajo precio y su interfaz gráfica, además de disponer de la distribución del sistema operativo GNU/Linux Raspbian.

Cada nodo dispone de un archivo de configuración en el que se definen los parámetros necesarios para el funcionamiento del software diseñado. Cuando un nuevo nodo es configurado, simplemente se transfieren a él los programas de Python desarrollados y este archivo, de manera que resulta sencillo escalar el sistema y generalizarlo a otro tipo de dispositivos.

2.3 Flujo de datos

La transferencia de información y la intercomunicación entre las estaciones y la máquina principal es uno de los aspectos más importantes para el correcto funcionamiento de FAETON. En la Fig. 2.2 se muestra el diagrama de flujo de datos de la red hasta la obtención de candidatos, i.e., conjunto de dos o más detecciones que han tenido lugar simultáneamente en cámaras situadas a menos de la distancia límite de 200 km. Estos candidatos son los que posteriormente serán analizados

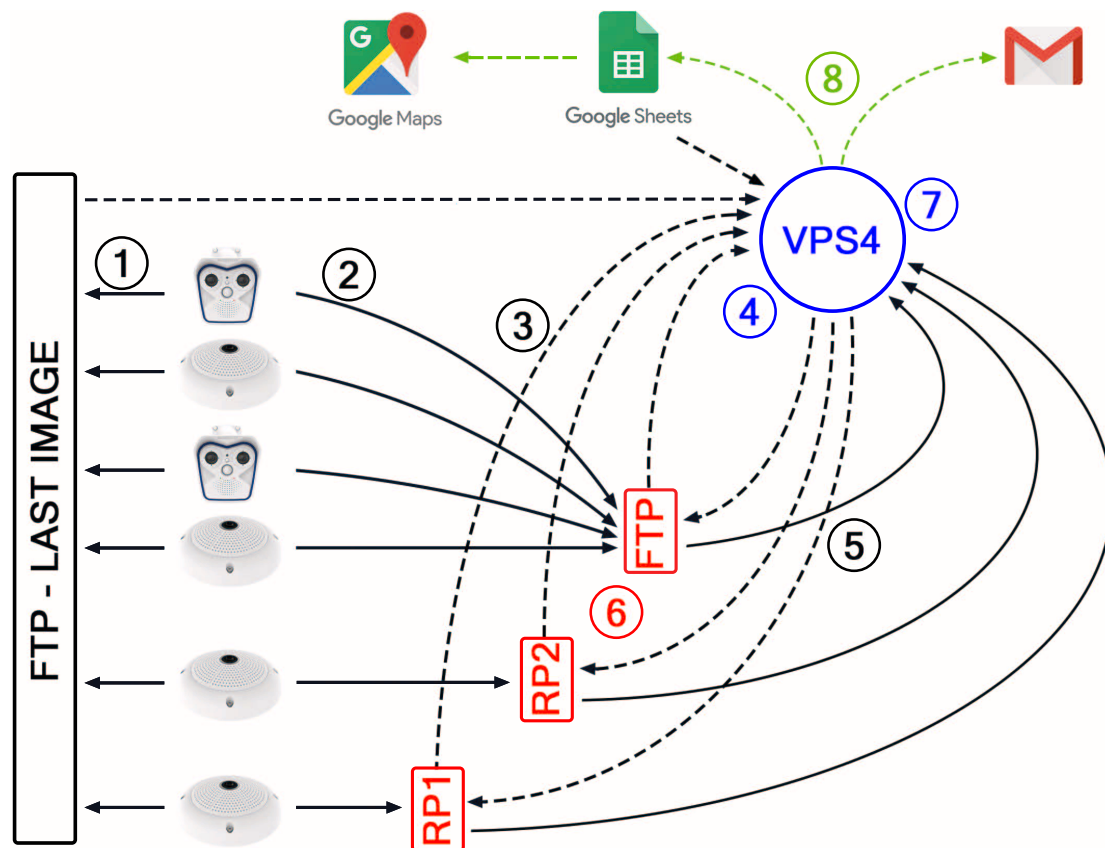


Figura 2.2: Diagrama de flujo de datos de la red FAETON en el que se muestra la transferencia de información desde las cámaras hasta los nodos (rojo) y de estos a la máquina principal (azul). Las líneas continuas hacen referencia a la transferencia de imágenes y las discontinuas a texto plano.

para confirmar si corresponden o no a meteoros –leer más en el capítulo §3–. A continuación se explica en detalle cada uno de los pasos del diagrama:

1. Cada 5 minutos todas las cámaras activas envían una imagen a un directorio FTP común, que puede ser utilizada en cualquier momento para comprobar la situación de las mismas, tanto de la meteorología como de su funcionamiento.
2. Durante cada noche todas las cámaras guardan las detecciones de movimiento en forma de secuencia de imágenes en el nodo que tienen asignado: algunas en el FTP y otras en local en las RPis.
3. En cada uno de estos nodos se genera un archivo para cada noche de observación en el que se incluyen las cámaras y la marca temporal de todas las

detecciones. De esta forma, se evita transferir todas las secuencias de imágenes guardadas, ahorrando un volumen muy grande de datos en aquellas estaciones para los que estén limitados, pues los archivos solo pesan cientos de bytes –frente a los cientos de MB en imágenes–. Estos archivos son enviados al acabar la noche a la máquina central, denominada internamente VPS4.

4. Las detecciones procedentes de cada nodo se analizan de manera conjunta, contemplándose cuatro situaciones diferentes, no todas excluyentes entre sí:
 - a) que haya algún nodo o cámara que haya perdido la conexión y, por tanto, no se hubieran recibido sus detecciones. En este caso el proceso continúa ignorando su ausencia, disponiendo de mecanismos alternativos para que esa información no se pierda, en el caso de caída de nodo. Si una cámara pierde la conexión no hay forma de recuperar las posibles detecciones, pues estas no fueron guardadas en los nodos al ser imposible su transferencia.
 - b) que alguna de las detecciones pertenezca a un candidato ya existente, pero esta no haya sido incluida. Esto puede ocurrir si un nodo ha perdido la conexión temporalmente, pero la cámara ha seguido guardando en él las detecciones que aún no han sido eliminadas, de forma que al finalizar la noche inmediatamente después de recuperar la conexión los archivos del paso 1 pueden contener detecciones simultáneas con otras cámaras que sí fueron analizadas durante la desconexión. En este caso, la nueva detección se añade al nuevo archivo de candidatos para ser transferida –paso 5–.

Una vez esto ha sido comprobado, todas las detecciones se clasifican en regiones en función de la distancia entre cámaras y se comparan por pares para buscar coincidencias en tiempo –ver §3.1,3.2 para más detalle–, dando lugar a dos opciones:

- c) que haya al menos dos detecciones simultáneas que coincidan en cámaras, fecha y hora con candidatos ya existentes. Esto puede pasar porque las detecciones de noches anteriores no son eliminadas de los nodos inmediatamente, sino que se define un tiempo de espera, normalmente de varios días, hasta que son eliminadas –ver paso 6–. No se genera ningún nuevo candidato.

- d)* que haya al menos dos detecciones simultáneas que no coincidan con ningún candidato ya existente. Las detecciones se incluyen en el archivo de candidatos al haberse generado uno nuevo.
5. Una vez las detecciones pertenecientes a nuevos candidatos han sido añadidas al archivo de candidatos, este es enviado a los nodos, que buscan las imágenes correspondientes y las transfieren a un directorio común en la VPS4. Los nodos envían imágenes, por tanto, solamente cuando estas pertenecen a un candidato, para que puedan ser posteriormente analizadas y confirmar la presencia de meteoro en ellas.
 6. El resto de detecciones guardadas en el nodo, son eliminadas⁵, siempre y cuando sean anteriores a una fecha determinada por el usuario, que suele ser de algunos días o pocas semanas. Esto garantiza, por una parte, que la memoria de almacenamiento de los nodos no se va a completar por acumular las detecciones pasadas, produciendo un bloqueo en estos y obligando al usuario a intervenir; estos días de espera, por otra parte, hacen que si un nodo pierde la conexión a internet temporalmente –unas horas o días, como en ocasiones ocurre–, pero la cámara sigue almacenando en él nuevas detecciones, estas no se pierdan sin ser procesadas cuando el nodo recupere la conexión –paso [4b](#)–.
 7. Una vez las imágenes de los nuevos candidatos han sido transferidas desde los nodos hasta la máquina principal, se realiza el análisis descrito a partir del apartado [§3.3](#) para determinar si estas corresponden o no a un meteoro.
 8. La información sobre el estado de la red y los nuevos candidatos, si los hay, se actualiza y envía al usuario cada mañana, tal y como se describe en el siguiente apartado [§2.4](#).

2.4 Actualización de información

Para el buen funcionamiento de la red es importante establecer un flujo de información bidireccional entre esta y el usuario. Por un lado, este debe poder actualizar la información sobre las diferentes estaciones, tanto de las cámaras como de los

⁵En realidad, el software diseñado dispone de una opción para realizar una copia de seguridad de todas las detecciones en un directorio externo a los nodos –a definir por el usuario–, pero esto no se suele hacer para no ocupar tanto espacio en los discos.

nodos. Por otro lado, es necesario establecer un sistema de avisos en caso de que se detecte alguna incidencia durante el proceso descrito en el apartado anterior, para que pueda ser corregida lo antes posible o, en su caso, para estar al tanto de los nuevos candidatos. Para hacer frente a ello, se ha optado por aprovechar la alta funcionalidad de Google, especialmente las aplicaciones de Google Drive y Gmail.

Para almacenar toda la información relativa a las estaciones y poder visualizarla o modificarla rápidamente se ha usado la utilidad de Google Sheets⁶ –muy similar a Microsoft Excel, pero gratuito y online–, que incluye información sobre, la localización, configuración, el estado (activo o no) de los nodos o cámaras, los enlaces y credenciales de acceso a la configuración de estos y la fecha de la última detección. Este es el documento de referencia del usuario, en el que modifica, añade o elimina cámaras de la red y observa el estado de las diferentes estaciones. Esta versatilidad se aprovecha también en el software, que recibe directamente del documento toda la información necesaria para procesar las imágenes, como el estado de los nodos y cámaras o las coordenadas de estas, garantizando así la centralización de la información. Además, este documento de Google Sheets está enlazado con Google My Maps⁷, de forma que la red también puede ser monitorizada a través de mapas similares a los mostrados en la Fig. 2.1, que son actualizados automáticamente al modificar el documento –ver Fig. 2.2–.

Por último, los resultados e incidencias de cada noche se envían diariamente al usuario a través de correo electrónico. Si existieran nuevos candidatos, estos aparecen clasificados por regiones –ver §3.1– con información de las cámaras que lo han detectado, la fecha y la hora, además de incluir un pequeño vídeo del mismo y el resultado de la validación –ver §3.4–. En el caso de incidencias, estas podrían deberse a dos motivos:

- **Cámaras.** Si alguna de las cámaras que figuran en el documento de Google Sheets como activa perdiera la conexión, i.e., la imagen generada por esta cada 5 minutos de forma automática no ha podido encontrarse, se avisaría al usuario para que lo comprobara y resolviera lo antes posible. Por el contrario, si una cámara que no estaba activa comienza a guardar una imagen periódicamente en el directorio FTP, también se avisa al usuario de la actualización.

⁶www.google.es/intl/es/sheets/about.

⁷www.google.com/intl/es_ES/maps/about/mymaps.

- **Nodos.** El procedimiento es similar al de las cámaras, pero en este caso la conectividad se comprueba por la existencia o no del archivo que deben enviar a la máquina principal con las detecciones de las noches anteriores –Fig. 2.2, paso 3–.

Tanto en el caso de los nodos como en el de las cámaras, además de enviar la información vía email, se actualiza automáticamente el documento de Google Sheets, reflejando así el estado de la red en cada momento.

3. Detección automática de meteoros

Abstract

In this chapter, all the steps taken to compare the detections for time coincidence and extract from them the meteors that may appear are explained. A background subtraction method based on gaussian mixture models and different filters are applied to segment the images. To identify the meteor position, the non-deterministic algorithm named RANSAC has been used and its result verified by an artificial neural network with 2 hidden layers and 28 neurons each of them. After analyzing 2824 detections from the FAETON database, the precision of candidates correctly identify achieved is 88.0%, with a 4.6 % of false positives.

Independientemente de cuál sea la arquitectura considerada para la red, resulta necesario diseñar un procedimiento para optimizar la detección automática de meteoros simultáneos, de forma que se maximice el número de meteoros clasificados como tales –verdaderos positivos– y se minimice el número de falsas detecciones clasificadas erróneamente como meteoros –falsos positivos–. El hecho de que las cámaras utilizadas por FAETON dispongan de detección de movimiento en tiempo real permite ignorar, de momento, esta necesidad. En este capítulo se planteará paso por paso el proceso que siguen las imágenes hasta ser consideradas detecciones positivas de meteoros.

3.1 Creación de regiones

Como se ha explicado en §2.1, a la hora de instalar una red de detección de meteoros debe tenerse en consideración la distancia entre estaciones, en nuestro caso, entre cámaras, estableciendo un límite máximo de 200 km, para el cual se considera que los errores en la calibración astrométrica de detecciones simultáneas son

muy significativos. La opción más sencilla y comúnmente utilizada es realizar una comparación por pares entre todas las detecciones de una misma noche buscando coincidencias temporales. El coste computacional de este procedimiento es elevado, especialmente para redes con muchas detecciones por noche como FAETON, por lo que es necesario buscar una rutina más eficiente. Por otro lado, redes como esta –al igual CAMS o SPMN– tienen estaciones concentradas en zonas bien diferenciadas –véase Canarias, Namibia o Islandia en Fig. 2.1–, separadas unas de otras por miles de kilómetros, por lo que realizar una clasificación previa en cada una de estas regiones puede no solo reducir el coste computacional de la comparación por pares posterior –ver §3.2–, sino también ajustarse mucho mejor al tipo de infraestructura y su distribución espacial, facilitando así al usuario su monitorización. La cuestión es, entonces, definir una estrategia para agrupar las diferentes cámaras en regiones.

Nótese que las redes de observación se pueden estudiar desde el punto de vista de la teoría de grafos, identificando los vértices con cada una de las cámaras. La unión entre vértices, las aristas son, en este sentido, la relación entre aquellas cámaras que distan menos de la distancia máxima para la cual consideramos que se puede producir adecuadamente una detección simultánea –en nuestro caso 200 km–. Nos interesa agrupar los vértices de forma que la proporción entre aristas y estos sea máxima, o, lo que es equivalente, que la superposición de los FOV de las cámaras –y por tanto la probabilidad de detectar un meteorito– sea mayor para un menor número de comparaciones por pares entre ellas. Acudimos para ello a la siguiente definición: Sea $G = (V, E)$ un grafo simple, donde V es el conjunto de los vértices y E el de las aristas, decimos que el subconjunto $D \subset V$ es dominante si todo vértice del grafo no perteneciente al subconjunto es adyacente a al menos uno de sus elementos. Además decimos que este subconjunto es minimal cuando no existe ningún subconjunto de este que sea también dominante, es decir, no puede haber un subconjunto dominante que tenga menor cardinalidad, conocida en este caso como número de dominación $\gamma(G)$.

Por último, definiremos el concepto de *región* como el conjunto formado por uno de los vértices del subconjunto dominante minimal y todos los adyacentes a este. Con esta definición, el número de regiones será igual al número de dominación del grafo correspondiente a la red. En otras palabras, recuperando la idea de FAETON, una región es un conjunto de cámaras separadas todas de al menos una de ellas por una distancia máxima de 200 km. Esta cámara, adyacente a todas las demás y por

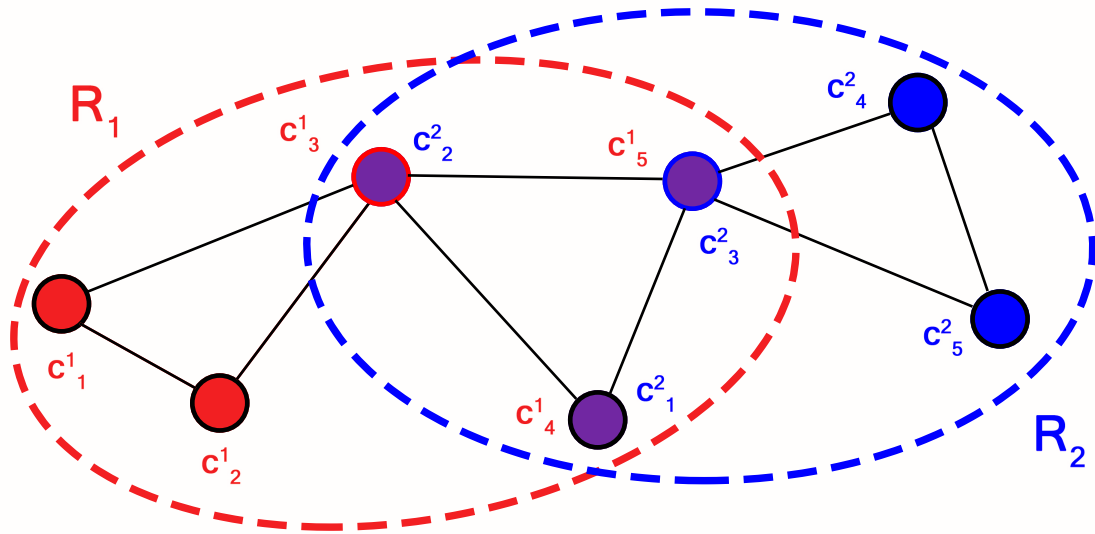


Figura 3.1: Red de observación de meteoros en forma de grafo, con vértices c_i^k , donde k identifica a la región e $i = 1, \dots, n_k$ a las cámaras dentro de ella. Las aristas reflejan la relación entre aquellas que distan menos de una distancia de 200 km, entre las que es posible que se produzca una detección simultánea. Con bordes rojo y azul se muestran los vértices del subconjunto dominante minimal, que forman con sus adyacentes las regiones R_1 u R_2 respectivamente.

tanto perteneciente al subconjunto dominante minimal D , se denominará *cámara madre*.

En la Fig. 3.1 se muestran gráficamente los conceptos explicados con anterioridad. Los vértices –cámaras de FAETON– están conectados entre sí mediante una arista si entre ellos distan al menos 200 km. Véase fácilmente que el subconjunto dominante minimal está formado por las cámaras c_3^1/c_2^2 y c_5^1/c_3^2 , pues todos los demás vértices están conectados a estos. Estas son las cámaras madre definidas anteriormente. Cada una de estas y sus vértices adyacentes forman dos regiones, identificadas con líneas discontinuas en dos colores. Nótese que existe un área de solapamiento entre ambas, habiendo la posibilidad de subconjuntos de una región pertenezcan también a otra. Esto podría conllevar, en principio, que algunos meteoros estén duplicados, al haber sido detectados por cámaras en ambas regiones. No obstante, el meteoro detectado en una región siempre tendrá un número igual o mayor cámaras que el de la otra, por lo que solamente se analiza el haya sido detectado por más cámaras.

En la práctica, se calcula la distancia geodésica entre cámaras a partir de su latitud y longitud y se obtiene la matriz de adyacencia correspondiente, cuyos elementos son 1 para cámaras situadas a menos de 200 km entre ellas y 0 para el resto. A

partir de esta se obtienen todos los conjuntos de cámaras interconectadas y se eliminan iterativamente aquellas que no correspondan a la definición de región. Nótese que el problema de determinar el subconjunto dominante minimal es un problema NP (Garey and Johnson, 1990), por lo que solamente existen algoritmos aproximados para resolverlo. No obstante, la magnitud de las redes de observación de meteoros es suficientemente pequeña como para poder determinar las regiones de manera rápida y sencilla sin usar ningún algoritmo de aproximación particular.

La posibilidad de eliminar, añadir o modificar estaciones, ya sea manualmente por el usuario o automáticamente mediante el sistema de alertas, hace de las regiones conjuntos dinámicos. Una vez definidas las regiones, todas las detecciones son clasificadas en ellas en función de la cámara de la que proceden para comprobar posteriormente si existe simultaneidad temporal entre ellas.

3.2 Simultaneidad temporal

Una vez clasificadas las detecciones en regiones, realizar una comparación por pares entre estas requiere de un coste computacional menor, pues gran parte de las estaciones de la red no se consideran. A pesar de que todas las cámaras deberían tener la misma hora UT, podrían existir pequeñas diferencias temporales en las detecciones debidas a un desfase en su sistema de detección automático de movimiento, siempre menores al segundo. Por ello, se considera que dos detecciones son simultáneas si se producen al mismo tiempo, con un error de ± 1 s. Esta comparación por pares da lugar a los candidatos, conjuntos de detecciones producidas simultáneamente por cámaras pertenecientes a una misma región.

Nótese que en este proceso de selección se están descartando automáticamente posibles detecciones de meteoros que se hubieran producido solamente en una cámara, pues son necesarias al menos dos detecciones para poder obtener la trayectoria del mismo, fundamental en la recuperación del posible meteorito.

3.3 Identificación del meteorito

Una vez los candidatos han sido transferidos a VPS4, la secuencia de imágenes de cada detección debe ser analizada para determinar si existe o no un meteorito

en ellas. Típicamente, este proceso pasa por abstraer el fondo de las imágenes para eliminar elementos fijos, como las estrellas u objetos; aplicar diferentes filtros para suavizar la imagen y obtener los píxeles que pertenecen, supuestamente, al meteorito; realizar un ajuste lineal para identificar su traza y confirmar si esta corresponde o no a un meteorito. Si bien las estrategias utilizadas en estos pasos son en general comunes a muchos de los software de otras redes, en este trabajo se ha intentado indagar en el uso de nuevas herramientas para afrontar el problema de la identificación y confirmación del meteorito.

3.3.1 Substracción de fondo

En primer lugar se realiza una substracción de fondo con la intención de eliminar de las imágenes todos los píxeles que correspondan a elementos fijos, como estrellas u objetos del entorno. Para ello, es necesario definir una imagen de fondo referencia para toda la secuencia, que será la que se resta del resto. Una opción es utilizar como referencia la imagen inmediatamente anterior, como hace por ejemplo MetRec, ASGARD o FreeTure. Esto permite detectar variaciones de luminosidad en la imagen en tiempo real, pero la caracterización de los píxeles pertenecientes al meteorito después del primer frame en el que aparece se vuelve impreciso. Otra opción es definir la imagen de fondo a partir de todas las de la secuencia, obteniendo por ejemplo la media de estas con un mecanismo de rechazo de píxeles con valores extremos en función de la sigma *-sigma-clipping-*, evitando así valores variables de los píxeles y obteniendo una imagen aproximada del fondo. El problema de este procedimiento es que no puede realizarse en tiempo real, además de ser poco efectivo si hay muchos objetos en movimiento, especialmente si lo hacen lentamente.

Este tipo de estrategias para modelizar el fondo parte de la suposición de que los valores de cada píxel de este siguen una distribución gaussiana a lo largo del tiempo, con un valor promedio y una sigma concretos, lo cual plantea varios problemas. En primer lugar, un cambio repentino en la iluminación de la imagen que se mantenga en los frames posteriores es automáticamente clasificado como objeto en movimiento si está por encima del umbral definido *-normalmente en función de la sigma de dicha gaussiana-*, sin tener en cuenta lo ocurrido justo en los anteriores. Un ejemplo de esto puede ser el encendido de alguna luz en el horizonte. Por otro lado, cambios recurrentes en la superficie cubierta por un píxel, producidos

por ejemplo por las hojas de árboles en movimiento o el paso de nubes por delante de la Luna, tampoco podrían ajustarse al modelo único de fondo definido mediante la distribución gaussiana. Es necesario, entonces, contar con un método para establecer el fondo de las imágenes que sea adaptativo, i.e., que utilice información de los frames anteriores y tenga en cuenta la diversidad de fondos que podría captar cada pixel, siendo posible considerar varias distribuciones diferentes para este. Una de las soluciones más utilizadas actualmente –e.g. [Chen et al. \(2007\)](#); [Wang et al. \(2015\)](#); [Zeng et al. \(2016\)](#)– es la propuesta por [Stauffer and Grimson \(2000\)](#), que consiste en modelizar el fondo como una mezcla de distribuciones gaussianas para cada pixel, que se va modificando según la secuencia avanza. En concreto, en este trabajo se ha utilizado la mejora realizada por [KaewTraKulPong and Bowden \(2002\)](#), por estar ya optimizada en el paquete OpenCV¹ diseñado en C pero adaptado a Python, siendo lo suficientemente eficiente como para ejecutarse en tiempo real.

La imagen de fondo se inicializa para cada pixel con un modelo compuesto por una mezcla de gaussianas –entre 3 y 5–, caracterizadas todas ellas por un valor promedio, una sigma y una probabilidad. Esta probabilidad está asociada a la cantidad de veces que el valor del pixel se ajusta a dicha gaussiana según avanza la secuencia. A la hora de analizar una nueva imagen, el valor de cada pixel se compara con la mezcla de gaussianas asociada y se clasifica como fondo si se encuentra a menos de 2.5 sigmas de alguna de las distribuciones del modelo, que actualiza, en este caso, sus parámetros. Si no pudiera identificarse con ninguna de ellas se clasificaría como pixel en movimiento y su distribución –media y sigma– actualizaría el modelo intercambiándose por aquella distribución que tenga menor probabilidad. Este es por tanto, un algoritmo adaptativo, que puede aplicarse en tiempo real y ajustarse a distintos tipos de fondos. El resultado puede verse en la Fig. 3.2b. Cabe destacar que no se ha encontrado en la literatura ninguna referencia acerca del uso de este tipo de algoritmos en la detección de meteoros en vídeo, por lo que su aplicación puede resultar de interés para la exploración de nuevas vías en este campo.

¹github.com/skvark/opencv-python.

3.3.2 Aplicación de filtros

Una vez aplicada la máscara de substracción de fondo se utilizan varios filtros para suavizar la imagen y eliminar los píxeles aislados que pueden haber resultado de dicho proceso. En primer lugar se aplica un filtro de desenfoque gaussiano que permite reducir el ruido y eliminar pequeños detalles que no contribuyen a la detección efectiva del meteorito –ver Fig. 3.2c–. Por otro lado, se calcula el valor medio y la desviación típica de todos los píxeles de la imagen para determinar de forma aproximada el nivel de ruido y, con ello, eliminar los píxeles aislados que pudieran quedar, así como delimitar lo mejor posible el contorno del meteorito. Esto nos permite, además, descartar las imágenes en las que se produzcan grandes variaciones de iluminación como resultado de relámpagos, linternas, coches, o incluso explosiones en el caso de fragmentación de bólidos. Este es un procedimiento usual en muchos de los software especializados que han sido citados con anterioridad y su utilidad puede comprobarse en la Fig. 3.2d.

3.3.3 Ajuste lineal

Una vez las imágenes han sido segmentadas, i.e., identificados los puntos que corresponden a objetos en movimiento y separados del fondo, es necesario establecer un método para detectar la presencia un meteorito en las imágenes. Lo más sencillo y utilizado por la gran mayoría de programas en este campo es aprovechar una de las características principales de los meteoritos: su trayectoria debe seguir una línea recta², por lo que identificarlas en las imágenes puede ser el primer paso para confirmar la presencia de meteorito. Tras filtrar todas las imágenes de la secuencia estas se combinan en una sola, que contiene la traza del meteorito completa y otros píxeles que no pertenecen a este, y se aplica un algoritmo de detección de líneas. El más usado en la literatura especializada es la transformación de Hough, que consiste en transformar las coordenadas de la imagen (x,y) al espacio de Hough, caracterizados por los parámetros (m,n) , correspondiente a la pendiente y ordenada en el origen de una recta. Dado un punto en la imagen, sabemos que por este se pueden definir infinitas rectas y por tanto infinitos pares (m,n) . No obstante, al

²Se dice *debe* porque pueden existir varios motivos que hagan que un meteorito no se muestre como una línea recta, como por ejemplo procesos de fragmentación. En nuestro caso, la principal dificultad es que las cámaras pueden presentar –y presentan– distorsión geométrica, por lo que es común que los meteoritos muestren cierta curvatura, especialmente cuando son largos o se alejan mucho del eje óptico, como en el caso de la Fig. 3.2.

transformar todos los puntos de la imagen en la que exista una línea recta, en el espacio de Hough emerge una intersección, resultado de la coincidencia en solo un par (m,n) , compartido entre todos los puntos de la imagen que están sobre dicha línea recta. Una de las ventajas principales de este algoritmo es que es posible detectar todos los meteoros coincidentes que haya en una misma secuencia. No obstante, presenta algunas dificultades en el tratamiento de puntos que no pertenecen al meteoro y de la distorsión geométrica de las imágenes, especialmente en las de las cámaras all-sky.

El problema puede plantearse desde otra perspectiva. En lugar de intentar identificar rectas perfectas y estrechas en la imagen combinada, resulta más sencillo discriminar qué puntos podrían pertenecer a ella y su entorno y cuáles no. De esta forma, tanto la curvatura como la anchura de la traza podrían entrar en consideración a la hora de determinar la posición del meteoro. Para ello, se ha recurrido a un algoritmo conocido como Random Sample Consensus (RANSAC) ([Fischler and Bolles, 1981](#)), que permite determinar los puntos que se ajustan correctamente a un modelo matemático concreto –*inliers*–, en nuestro caso una recta, y descartar el resto –*ouliers*–. Para ello, se selecciona de forma aleatoria un subconjunto de todos los datos y se ajusta a ellos, por mínimos cuadrados, una recta de hipótesis. Su validez se comprueba a partir de los residuos obtenidos al ajustar a dicha recta el conjunto completo de los datos. Si los residuos están por debajo de un umbral fijado, se vuelve a repetir el proceso solamente sobre el subconjunto seleccionado *por consenso*. En caso contrario, se elige de manera aleatoria un nuevo subconjunto sobre el que se ajusta una nueva recta de hipótesis. Además del umbral de los residuos, es necesario definir dos parámetros adicionales: el número máximo de subconjuntos elegidos de manera aleatoria a probar hasta llegar al de consenso y el número mínimo de puntos que debe tener este para considerar que el modelo correcto ha sido encontrado. En el primer caso, este se puede determinar fácilmente a partir de la probabilidad con la que consideramos que alguno de los subconjuntos probados contiene todos los *inliers* –en nuestro caso, como es habitual al aplicar RANSAC, está fijada en un 99%–, que depende del número de subconjuntos probados, la cantidad de datos que estos contienen y sus residuos. En el segundo, considerar que los *inliers* son suficientes dependerá del modelo ajustado. En el caso de mínimos cuadrados, existen métodos formales que permiten afirmar que el número de puntos incluidos es suficiente ([Sorenson, 1970](#)). A pesar de ello, lo habitual suele ser definir un número máximo de iteraciones y tomar el conjunto de consenso con menos residuos como el modelo correcto.

Nótese que RANSAC no es un algoritmo determinista, por lo que no garantiza que el modelo final obtenido, i.e., el conjunto de inliers, sea el correcto. Por ello, es necesario definir un procedimiento que nos permita validar el resultado, confirmar la presencia del meteoro y acotar los puntos de las imágenes asociados a este. Algunos estudios recientes han empezado a utilizar RANSAC en la detección de meteoros, como los de [Egal et al. \(2014\)](#), [Cikota et al. \(2014\)](#) o [Vida et al. \(2016\)](#), pero no es, ni mucho menos, uno de los procedimientos más usados en este campo actualmente. Un ejemplo de su aplicación puede verse en la Fig. 3.2e.

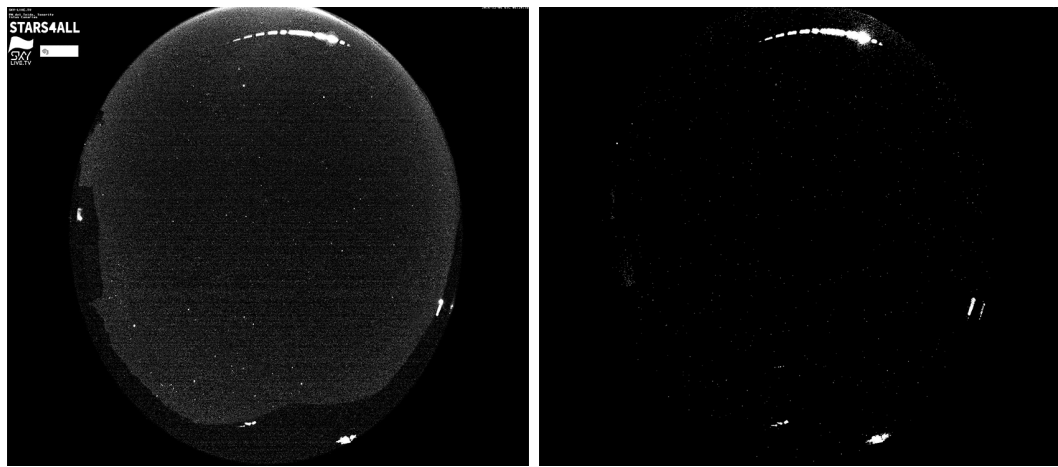
3.3.4 Cálculo de centroides

Para poder confirmar si el meteoro resultado del ajuste lineal es correcto es necesario indagar en las propiedades dinámicas del mismo –ver §3.4.1–. Dado que trabajar con todos los inliers es computacionalmente costoso, se forman grupos con todos aquellos que estén espacialmente conectados entre sí y se calcula el centroide, pesado con el valor del pixel, que está asociado con su luminosidad. Dado que las imágenes obtenidas después de aplicar los filtros de de §3.3.2 resultan en una imagen binaria, resulta sencillo segmentar la traza del resto de imagen y localizar los contornos mediante el algoritmo desarrollado por [Suzuki et al. \(1985\)](#) implementado también OpenCV –ver Fig. 3.2f–.

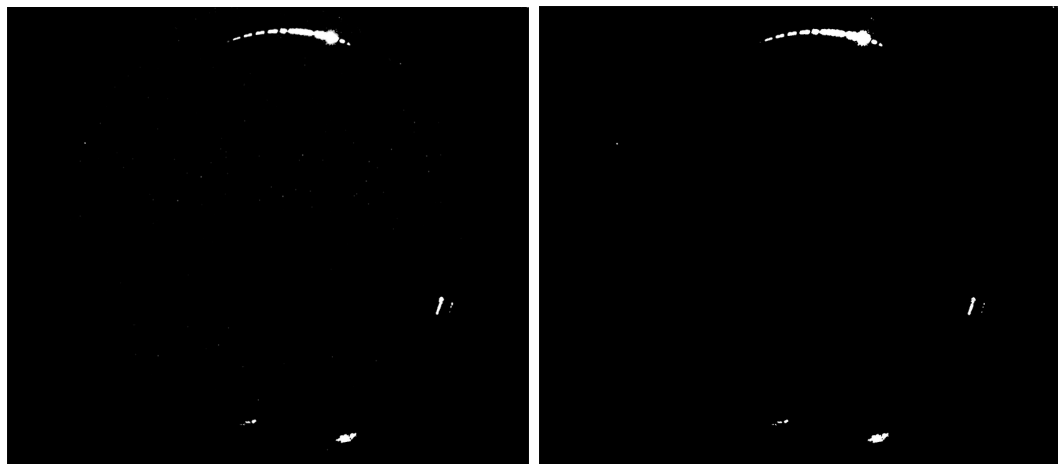
Dado el contorno, se calcula el centroide de los píxeles encerrados por este usando la expresión conocida:

$$C = (\bar{x}, \bar{y}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n w_i (x_i, y_i) \quad (3.1)$$

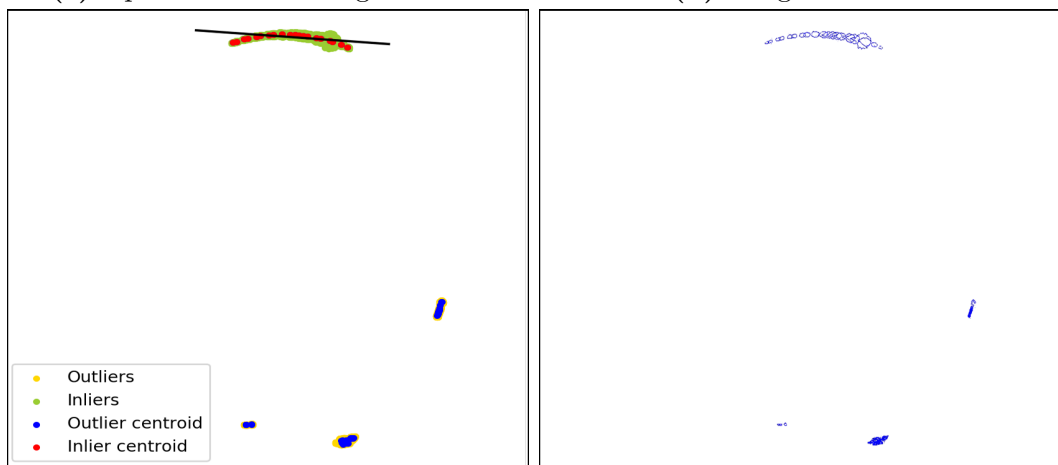
donde n es el número total de píxeles en el área considerada, de coordenadas (x_i, y_i) y valor w_i . Esto se hace en tiempo real antes del proceso descrito en la sección anterior, de forma que todos los centroides quedan almacenados hasta determinar los puntos inliers, seleccionando posteriormente los que, en principio, pertenecen al meteoro y descartando los demás –ver Fig. 3.2e–.



(a) Imagen captada directamente por la cámara. (b) Substracción de fondo mediante modelo de mezcla de gaussianas.



(c) Aplicación de filtro gaussiano. (d) Imagen binaria.



(e) Resultado de la aplicación de RAN- (f) Contornos obtenidos en cada frame para el cálculo posterior de centroides.
SAC con identificación de centroides.

Figura 3.2: Proceso de substracción de fondo, aplicación de filtros e identificación de los centroides del meteoro detectado por la cámara all-sky situada en el Teleférico del Teide ($28^{\circ} 16' 13''$ N, $16^{\circ} 38' 19''$ O) el 6 de diciembre de 2016 a las 06:27:55 UT.

3.4 Red neuronal

Como se ha dicho en §3.3.3, el hecho de utilizar un método no determinista como RANSAC hace necesario disponer de una estrategia para confirmar que los inliers corresponden a puntos de un meteorito. Son muchos los parámetros que podrían obtenerse a partir de los centroides –algunos de ellos se introducirán a continuación–, pero su alta variabilidad plantea una dificultad a la hora de ponderar qué relevancia podrían tener cada uno de ellos en la clasificación de las detecciones de meteoros como positivas o negativas. Para afrontar este problema se ha recurrido a las redes neuronales artificiales (NN). De forma similar a su inspiración biológica, las NN pasan por un proceso de aprendizaje al determinar los pesos asignados a cada neurona mediante la minimización de una función de coste. Esta función de coste se define a partir de la diferencia entre el resultado predicho por la red en cada una de las iteraciones de la minimización y el real, que es introducido por el usuario. Tras este proceso de aprendizaje la NN es capaz de predecir los valores de salida correspondientes a nuevos parámetros de entrada (Haykin, 1994).

Si bien este es uno de los métodos de la inteligencia artificial (IA) más explorados actualmente, especialmente en visión artificial, no existen muchos estudios al respecto en relación a la detección automática de meteoros. En este sentido, cabe destacar el trabajo de Silađi et al. (2015), que utiliza una red de 100 neuronas en una sola capa para clasificar posibles meteoros a partir de su velocidad angular y luminosidad. A continuación se presentan los parámetros de entrada y la arquitectura de la red propuesta en este trabajo, cuyos resultados serán posteriormente comparados con los de Silađi et al.

3.4.1 Parámetros de entrada

Para seleccionar los parámetros de entrada más adecuados se ha intentado identificar aquellas propiedades físicas que permitan caracterizar a un meteorito independientemente de la cámara con la que se haya detectado, que pueden clasificarse en tres grandes grupos:

- **Número de centroides.** Dado que las imágenes han sido tomadas durante un tiempo de exposición de 0.1 s, en cada una de estas los meteoros se muestran como pequeñas trazas continuas, por lo que solamente un centroide

debería ser identificado por cada frame. No obstante, es posible que algunos bólidos muestren fragmentación a lo largo de su trayectoria, por lo que no se debe descartar la existencia de más de uno en alguna de las imágenes de la secuencia. Aún así, un número de centroides pertenecientes al meteoro meteorito excesivamente alto o la ausencia de estos en alguna de las imágenes de la secuencia podría alertar de una falsa detección. Así, los primeros parámetros de entrada definidos son: el número de frames con centroides, el número total de centroides en la secuencia y el número máximo de centroides identificados en alguna de los frames.

- Velocidad.** Si bien los meteoros deberían mantener una velocidad más o menos constante a lo largo de su trayectoria, las distorsiones geométricas presentes en algunas de las cámaras utilizadas, especialmente las all-sky, provocan que el meteoro parezca acelerar al acercarse al eje óptico y desacelerar al alejarse, por lo que la hipótesis de velocidad constante debe ser tratada con cuidado. Una restricción más débil y que sí se verifica independientemente de las distorsiones presentadas por la cámara es que el meteoro se mueve siempre en el mismo sentido, por lo que la velocidad instantánea de un centroide debe tener siempre el mismo signo. Para determinar la velocidad instantánea del centroide en cada imagen se toma el cociente de la diferencia de distancias y tiempos en imágenes correlativas. A los parámetros de entrada se incluyen la media y la sigma de la velocidad instantánea y la proporción definida como:

$$v_p = \frac{|v_+ - v_-|}{v_+ + v_-} \quad (3.2)$$

donde v_+ y v_- es el número de centroides con velocidad instantánea positiva y negativa respectivamente. La forma en la que se ha definido esta proporción presenta varias ventajas de cara a la red neuronal: está normalizada, siendo 0 cuando hay el mismo número de centroides con velocidades instantáneas de ambos signos, lo que evidencia una identificación errónea de meteoro según la hipótesis planteada, y 1 cuando los centroides se mueven en el mismo sentido.

- Dirección.** Los últimos parámetros de entrada definidos están relacionados con la dirección de movimiento del meteoro. Esta puede determinarse de dos maneras diferentes: mediante la traza dejada en cada imagen o mediante la diferencia de posición de los centroides de una imagen a otra. Véase en la

Fig. 3.2f cómo los contornos identificados podrían aproximarse por elipses de mayor o menor elongación. La dirección del meteoro puede ser obtenida, de esta manera, en función del semieje mayor de la elipse ajustada, cuya dirección debe ser igual a la de movimiento del meteoro durante el tiempo de exposición de la imagen y se debe mantener aproximadamente constante de una imagen a otra. Como parámetros de entrada se incluyen la media y la sigma de los ángulos formados por el semieje mayor de las elipses ajustadas en la secuencia de imágenes, así como la media de las diferencias en el ángulo de una imagen a otra. Por otro lado, también puede obtenerse la dirección de movimiento a través de la diferencia en las coordenadas de los centroides de una imagen a otra. La media, la sigma y la diferencia promedio de los ángulos formados por los centroides de imágenes correlativas se incluyen como parámetros de entrada, al igual que se hizo con los obtenidos mediante el ajuste de una elipse. Si bien el cálculo de la dirección de movimiento mediante estos dos métodos se realiza en instantes diferentes, pues el primero se obtiene en una imagen y el segundo mediante la diferencia de esta y la siguiente, ambos ángulos deberían ser muy similares, pues no se pueden producir cambios bruscos de dirección en la trayectoria del meteoro. Así, como parámetros de entrada a la red neuronal se pueden añadir además la media y la sigma de las diferencias en las medidas del ángulo calculadas mediante los dos métodos a lo largo de toda la secuencia de imágenes.

En total son catorce los parámetros definidos para cada detección que entran en la red neuronal, cuya arquitectura se presenta a continuación.

3.4.2 Arquitectura

Antes de determinar la arquitectura de la red es necesario disponer de muchos ejemplos de detecciones correctamente clasificados según la presencia o no de meteoros. Para ello, se generaron todos los candidatos existentes en la base de datos de FAETON desde 2016, siguiendo el procedimiento descrito en §2.3, obteniendo 2824 secuencias de imágenes válidas para ser clasificadas³. Se generaron 2824

³Muchas falsas detecciones son debidas a variaciones en la iluminación de solo un frame –e.g., los relámpagos– en los que no es posible obtener los catorce parámetros de entrada definidos anteriormente, por lo que no son válidos para su clasificación y son considerados directamente como falsa detección.

vídeos de detecciones que fueron clasificados mediante inspección visual por el autor, de los cuales 711 correspondían a meteoros y 2113 a falsas detecciones. Una vez clasificados visualmente todos los vídeos, se calculan todos los parámetros de entrada descritos en el apartado anterior, teniendo, ahora sí, un conjunto de datos grande del que se conocen los parámetros de entrada y salida. Estos datos se dividen, de manera aleatoria –aunque guardando proporciones entre meteoros y falsas detecciones–, en entrenamiento (80 %) y prueba (20 %), siendo los primeros utilizados en la fase de aprendizaje y los segundos en la de validación de resultados. Todos los parámetros fueron normalizados en función de su valor medio y su sigma para evitar que los diferentes órdenes de magnitud de estos dificulten el aprendizaje, lo que se conoce como *feature scaling* (Ioffe and Szegedy, 2015).

El tipo de NN utilizada para resolver el problema de confirmación de meteoros es conocido como Multilayer Perceptron (MLP), que está compuesta por una capa de entrada, una de salida y al menos una capa intermedia de neuronas conectadas entre sí. La capa de entrada tiene 14 neuronas –una para cada parámetro– y la de salida solo una, cuyo valor es binario: 1 para meteoro, 0 para falsa detección. El proceso de aprendizaje consiste en ir modificando los pesos de cada neurona de forma que el porcentaje de aciertos en la clasificación positiva de meteoros sea cada vez mayor. Esto se consigue mediante el proceso iterativo conocido como *gradient descent*, en el que cada paso se hace en el sentido en el que el gradiente va disminuyendo, llegando así a un mínimo local (Haykin, 1994). Utilizando este método, se probaron hasta 91 configuraciones diferentes, considerando mejor la que alcanzara la mayor precisión, esta es, 2 capas intermedias con 28 neuronas cada una.

3.5 Resultados y discusión

La precisión alcanzada en la clasificación de detecciones de validación (565), i.e., aquellas que no han sido utilizadas durante el aprendizaje supervisado de la red neuronal, es del 92.7 % en positivos y del 74.4 % en falsos. Uno de los problemas comunes en las NN es que durante la fase de aprendizaje la red sobreajuste a un conjunto de datos concreto, de forma que la precisión en la clasificación de las detecciones de entrenamiento sea muy alta, pero falle al predecir con nuevos datos. Para intentar minimizar este efecto, conocido como *overfitting*, se ha introducido

en las capas intermedias un método de regularización conocido como *Dropout*. Durante cada iteración en la minimización, un porcentaje fijo de neuronas –probando diferentes configuraciones se concluyó que un 20 % era lo óptimo– son eliminadas, de forma que los posibles caminos que se pudieran haber establecido entre ellas para llegar al valor de salida quedan ocultos. De esta forma, se evita la creación de caminos preferentes dentro de la red mejorando su generalización y su capacidad de predicción a nuevos conjuntos de datos.

Autor	Software/Red	Método	TP	FP
Vida et al. (2016)	CMN	Hough	73.57 %	1.10 %
Koten et al. (2016)	MAIA	Curva de luz	77.15 %	1.73 %
SonotaCo (2009)	UFOCapture	Filtrado	78.69 %	25.19 %
Vítek and Nasyrova (2018)	-	Clustering	85.03 %	0.94 %
Siladi et al. (2015)	CMN	Redes neuronales	89.9 %	10.1 %
Siladi et al. (2015)	CMN	SVM	92.1 %	7.9 %
Alarcón & Serra-Ricart (2019)	FAETON	Propuesto	92.7 %	26.6 %
Alarcón & Serra-Ricart (2019)	FAETON	Propuesto[†]	88.0 %	4.6 %

Tabla 3.1: Rendimiento del método propuesto para la detección automática de meteoros en secuencias individuales o agrupadas en candidatos[†]. Se muestra el porcentaje de meteoros correctamente clasificados (TP) y de falsas detecciones clasificadas erróneamente como tales (FP) y se compara con los trabajos realizados por otros autores.

En la Tabla 3.1 se muestra la comparación entre los resultados obtenidos en este trabajo y los de otros autores. Véase que el porcentaje de falsos positivos es demasiado alto (26.6 %), solamente comparable con el de UFOCapture, debido probablemente a la métrica utilizada como referencia en la optimización durante la fase de aprendizaje: la precisión, definida como el porcentaje de aciertos en la clasificación correcta de las imágenes. Podría haberse tomado otra métrica que tuviera en cuenta también el porcentaje de falsas detecciones, como F_1 -score, pero durante la fase de aprendizaje se ha notado una disminución del porcentaje de acierto en positivos utilizando métricas diferentes a la precisión. Véase que en todo momento se han tomado las secuencias de imágenes de forma aislada, sin tener en cuenta las detecciones del mismo meteorito producidas por otras cámaras, incluidas por tanto en un mismo candidato. Al igual se hizo al generar estos, si no existen al menos dos detecciones simultáneas clasificadas como positivas el candidato es descartado, pues no es posible determinar su trayectoria a partir de una sola cámara. Este criterio se aplica de la siguiente forma: si al menos dos detecciones de un candidato son clasificadas por la red como positivas, el resto también se considerará así de cara a realizar el análisis astrométrico. Por el contrario, aquellos candidatos en los que, por ejemplo, la detección de una cámara sea clasificada como positiva y

la de otra como negativa, ambas pasarán a ser negativas y, por tanto, descartadas. La mayoría de los candidatos en los que existen falsos positivos son resultado de la detección de tormentas o nubes en dos cámaras simultáneamente, siendo la de una de ellas, generalmente, clasificada erróneamente por la red. El resultado de aplicar este criterio se presenta también en la Tabla 3.1, en la que se observa una reducción considerable de los falsos positivos sin conllevar esto una pérdida de precisión en los meteoros correctamente clasificados.

4. Conclusiones

Desde comienzos de enero de 2019 la configuración de FAETON descrita en el capítulo §2 está completamente implementada y tanto el autor como su supervisor reciben desde entonces información diaria con las incidencias. Esto ha permitido analizar las más de 25000 detecciones que se almacenaban desde 2016 y que aún no habían sido clasificadas, generando 2445 candidatos a posibles meteoros. Se muestra así la viabilidad de la arquitectura diseñada de cara a la instalación de nuevas estaciones y la progresiva ampliación de la red, así como su generalización para otro tipo de instrumentos o técnicas de observación. La monitorización de FAETON es ahora mucho más sencilla, pues las incidencias son comunicadas directamente al usuario en menos de 24 horas. Además, a la hora de instalar nuevas estaciones, simplemente es necesario incluir en sus nodos los programas de Python desarrollados y actualizar la información en el documento de Google Sheets, simplificando mucho el procedimiento seguido hasta la elaboración de este trabajo.

Para desarrollar el algoritmo de detección automática de meteoros se han estudiado las distintas alternativas presentes en la literatura especializada, intentando explorar la implementación de nuevos métodos inspirados en trabajos realizados en otros campos, especialmente en visión e inteligencia artificial. Los resultados obtenidos en la clasificación de detecciones son comparables con los de otros autores. Con la obtención de nuevos candidatos y los avances en la detección y seguimiento de movimiento en vídeos tomados mediante cámaras comerciales, una revisión de la arquitectura de la red neuronal presentada puede ser necesaria a corto plazo, de cara especialmente a reducir el porcentaje de falsos positivos en detecciones aisladas. No obstante, se considera que los objetivos planteados al inicio del trabajo han sido alcanzados satisfactoriamente.

Una vez determinados los candidatos positivos y localizados correctamente los meteoros en las secuencias de imágenes, resulta necesario obtener su astrometría y

fotometría. Dadas las coordenadas celestes (AR,DEC) del meteoro y su magnitud aparente en detecciones de distintas cámaras de una región, es posible determinar con precisión su posición y velocidad en 3 dimensiones, así como su masa. Con esta información, los parámetros orbitales del meteoroides pueden ser calculados y, con ellos, su órbita. Además, la trayectoria seguida por el objeto tras su entrada en la atmósfera terrestre y su probabilidad de impacto son imprescindibles para la recuperación del posible meteorito. En este sentido, este trabajo es un proyecto de futuro, garantizando su continuación durante los siguientes años de formación del autor.

5. Bibliografía

- C. Aebi, J. Gröbner, N. Kämpfer, and L. Vuilleumier. Cloud radiative effect, cloud fraction and cloud type at two stations in Switzerland using hemispherical sky cameras. *Atmospheric Measurement Techniques*, 10(12):4587–4600, 2017.
- P.A. Bland, P. Spurný, A. Bevan, K.T. Howard, M.C. Towner, G.K. Benedix, R.C. Greenwood, L. Shrbený, I.A. Franchi, G. Deacon, et al. The Australian Desert Fireball Network: a new era for planetary science. *Australian Journal of Earth Sciences*, 59(2):177–187, 2012.
- J. Borovička, P. Spurný, and J. Kečliková. A new positional astrometric method for all-sky cameras. *Astronomy and Astrophysics Supplement Series*, 112:173, 1995.
- J. Borovička, P. Spurný, and P. Brown. Small near-earth asteroids as a source of meteorites. *Asteroids IV*, 257, 2015.
- P. Brown, R.E. Spalding, D. O ReVelle, E. Tagliaferri, and S.P. Worden. The flux of small near-earth objects colliding with the earth. *Nature*, 420(6913):294, 2002.
- Z. Ceplecha. Multiple fall of Příbram meteorites photographed. 1. double-station photographs of the fireball and their relations to the found meteorites. *Bulletin of the Astronomical Institutes of Czechoslovakia*, 12:21, 1961.
- Z. Ceplecha and J. Rajchl. Programme of fireball photography in Czechoslovakia. *Bulletin of the Astronomical Institutes of Czechoslovakia*, 16:15, 1965.
- Z. Ceplecha, J. Borovička, W.G. Elford, D. O ReVelle, R.L. Hawkes, V. Porubčan, and M. Šimek. Meteor phenomena and bodies. *Space Science Reviews*, 84(3-4):327–471, 1998.
- Y. Chen, C. Chen, C. Huang, and Y. Hung. Efficient hierarchical method for background subtraction. *Pattern Recognition*, 40(10):2706–2715, 2007.
- A. Cikota, D. Bektesevic, S. Cikota, B. Weaver, D. Jevremovic, and D. Vinkovic. Meteor trails observed by the Sloan Digital Sky Survey. In *Asteroids, Comets, Meteors 2014*, 2014.
- F. Colas, B. Zanda, J. Vaubaillon, S. Bouley, C. Marmo, Y. Audureau, M.K. Kwon, J.L. Rault, S. Caminade, P. Vernazza, et al. French fireball network FRIPON. In *Proceedings of the International Meteor Conference, Mistelbach, Austria*, pages 27–30, 2015.
- G. Drolshagen. Impact effects from small size meteoroids and space debris. *Advances in Space Research*, 41(7):1123–1131, 2008.

- G. Drolshagen and A.V. Moorhead. The meteoroid impact hazard for spacecraft. *Meteoroids: Sources of Meteors on Earth and Beyond*, pages 255–274, 2019.
- W.N. Edwards, P. Brown, Robert J. Weryk, and D.O. ReVelle. Infrasonic observations of meteoroids: Preliminary results from a coordinated optical-radar-infrasound observing campaign. In *Advances in Meteoroid and Meteor Science*, pages 221–229. Springer, 2007.
- A. Egal, J. Vaubaillon, F. Colas, and P. Atreya. Low dispersion meteor velocity measurements with CABERNET. In *Proceedings of the International Meteor Conference, Giron, France, 18-21 September 2014*, pages 49–51, 2014.
- M.A. Fischler and R.C. Bolles. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography. *Communications of the ACM*, 24(6):381–395, 1981.
- M.R. Garey and D.S. Johnson. *Computers and Intractability; A Guide to the Theory of NP-Completeness*. W. H. Freeman & Co., New York, USA, 1990.
- M. Gritsevich, E. Lyytinen, J. Moilanen, T. Kohout, V. Dmitriev, V. Lupovka, V. Midtskogen, N. Kruglikov, A. Ischenko, G. Yakovlev, et al. First meteorite recovery based on observations by the Finnish Fireball Network. In *Proceedings of the International Meteor Conference, Giron, France*, pages 18–21, 2014.
- P. Gural. MeteorScan documentation and user’s guide. *Sterling VA, USA*, 1999.
- P. Gural and D. 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.
- I. Halliday, A.T. Blackwell, and A.A. Griffin. The Innisfree meteorite and the Canadian camera network. *Journal of the Royal Astronomical Society of Canada*, 72:15–39, 1978.
- S. Haykin. *Neural networks: a comprehensive foundation*. Prentice Hall PTR, 1994.
- R.M. Howie, J. Paxman, P.A. Bland, M.C. Towner, M. Cupak, E.K. Sansom, and H. Devillepoix. How to build a continental scale fireball camera network. *Experimental Astronomy*, 43(3):237–266, 2017.
- S. Ioffe and C. Szegedy. Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift. *arXiv preprint arXiv:1502.03167*, 2015.
- A. Jechow, Z. Kolláth, S.J. Ribas, H. Spoelstra, F. Hölker, and C. Kyba. Imaging and mapping the impact of clouds on skyglow with all-sky photometry. *Scientific reports*, 7(1):6741, 2017.
- P. Jenniskens, P.S. Gural, L. Dynneson, B.J. Grigsby, K.E. Newman, M. Borden, M. Koop, and D. Holman. CAMS: Cameras for allsky meteor surveillance to establish minor meteor showers. *Icarus*, 216(1):40–61, 2011.
- P. KaewTraKulPong and R. Bowden. An improved adaptive background mixture model for real-time tracking with shadow detection. pages 135–144, 2002.
- A. Kazantzidis, P. Tzoumanikas, P. Blanc, P. Massip, S. Wilbert, and L. Ramirez-Santigosa.

- Short-term forecasting based on all-sky cameras. *Renewable Energy Forecasting*, page 153–178, 2017.
- A. Kingery and R.C. Blaauw. Determination of the meteor limiting magnitude. *Planetary and Space Science*, 143:67–70, 2017.
- G.I. Kokhirova, P.B. Babadzhanyan, and U.K. Khamroev. Tajikistan fireball network and results of photographic observations. *Solar System Research*, 49(4):275–283, 2015.
- R. Koschack and J. Rendtel. Determination of spatial number density and mass index from visual meteor observations (ii). *WGN, Journal of the International Meteor Organization*, 18: 119–140, 1990.
- P. Kotten, R. Stork, P. Páta, K. Fliegel, and S. Vitek. Simultaneous analogue and digital observations and comparison of results. In *International Meteor Conference Egmond, the Netherlands, 2-5 June 2016*, pages 133–136, 2016.
- P. Kuhn, B. Nouri, S. Wilbert, C. Prah, N. Kozonek, T. Schmidt, Z. Yasser, L. Ramirez, L. Zarzalejo, A. Meyer, et al. Validation of an all-sky imager-based nowcasting system for industrial pv plants. *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, 26(8):608–621, 2018.
- C.N. Long, J.M. Sabburg, J. Calbó, and D. Pages. Retrieving cloud characteristics from ground-based daytime color all-sky images. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 23(5): 633–652, 2006.
- J.M. Madiedo, J. Trigo-Rodríguez, and E. Lyytinen. Data reduction and control software for meteor observing stations based on ccd video systems. In *Meteoroids: The Smallest Solar System Bodies*, page 330, 2011.
- R.E. McCrosky and H. Boeschstein. The Prairie meteorite network. *Optical Engineering*, 3(4):304127, 1965.
- S. Molau. The meteor detection software MetRec. In *Proceedings of the International Meteor Conference, 17th IMC, Stara Lesna, Slovakia*, pages 9–16, 1998.
- S. Molau and P.S. Gural. A review of video meteor detection and analysis software. *WGN, Journal of the International Meteor Organization*, 33:15–20, 2005.
- NASA. Meteorite landings, Jun 2018. URL <https://data.nasa.gov/Space-Science/Meteorite-Landings/gh4g-9sfh>. Acceso 23-06-2019.
- J. Rendtel, R. Arlt, and A. McBeath. Handbook for visual meteor observers. *IMO Monograph, Potsdam*, 2:285–287, 1995.
- L.A. Rogers, K.A. Hill, and R.L. Hawkes. Mass loss due to sputtering and thermal processes in meteoroid ablation. *Planetary and Space Science*, 53(13):1341–1354, 2005.
- P. Roggemans. Variation in heights of CAMS meteor trajectories. *Meteor News*, 2(3):80, 2017.
- P. Roggemans, C. Johannink, and M. Breukers. Status of the CAMS-BeNeLux network. In *International Meteor Conference Egmond, the Netherlands, 2-5 June 2016*, pages 254–260, 2016.

- A.P. Rossi and S.V. Gasselt. *Planetary Geology*. Springer International Publishing, 2018.
- W.P. Schonberg. Protecting earth-orbiting spacecraft against micro-meteoroid/orbital debris impact damage using composite structural systems and materials: An overview. *Advances in Space Research*, 45(6):709–720, 2010.
- E. Silađi, D. Vida, and E.K. Nyarko. Video meteor detection filtering using soft computing methods. In *Proceedings of the International Meteor Conference, Mistelbach, Austria*, pages 27–30, 2015.
- A. Siraj and A. Loeb. Discovery of a meteor of interstellar origin. *arXiv preprint arXiv:1904.07224*, 2019.
- SonotaCo. Meteor shower catalog based on video observations in 2007–2008. *WGN J. Int. Meteor Organ*, 37:55–62, 2009.
- H.W Sorenson. Least-squares estimation: from gauss to kalman. *IEEE spectrum*, 7(7):63–68, 1970.
- P. Spurný, J. Oberst, and D. Heinlein. Photographic observations of neuschwanstein, a second meteorite from the orbit of the přibram chondrite. *Nature*, 423(6936):151, 2003.
- P. Spurný, J. Borovička, and L. Shrbený. Automation of the czech part of the european fireball network: equipment, methods and first results. *Proceedings of the International Astronomical Union*, 2(S236):121–130, 2006.
- P. Spurny, P.A. Bland, J. Borovicka, L. Shrbený, T. McClafferty, A. Singelton, A. Bevan, D. Vaughan, M.C. Towner, and G. Deacon. The bunburra rockhole meteorite fall in sw australia: Determination of the fireball trajectory, luminosity and impact position from photographic records. In *Lunar and Planetary Science Conference*, volume 40, 2009.
- C. Stauffer and W. Grimson. Learning patterns of activity using real-time tracking. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 22(8):747–757, 2000.
- S. Suzuki et al. Topological structural analysis of digitized binary images by border following. *Computer vision, graphics, and image processing*, 30(1):32–46, 1985.
- A.D. Taylor, W.J. Baggaley, and D.I. Steel. Discovery of interstellar dust entering the earth’s atmosphere. *Nature*, 380(6572):323, 1996.
- J. Toth, L. Kornos, R. Piff, J. Koukal, S. Gajdos, M. Popek, I. Majchrovic, M. Zima, J. Vilagi, D. Kalmanock, et al. Slovak video meteor network-status and results: Lyrids 2009, geminids 2010, quadrantids 2011. In *Proceedings of the International Meteor Conference, 30th IMC, Sibiu, Romania, 2011*, pages 82–84, 2012.
- J.M. Trigo-Rodríguez, J.M. Madiedo, A.J. Castro-Tirado, J.L. Ortiz, J. Llorca, J. Fabregat, S. Vitek, P.S. Gural, B. Troughton, P. Pujols, et al. Spanish meteor network: 2006 continuous monitoring results. *WGN, Journal of the International Meteor Organization*, 35:13–22, 2007.
- D. Vida, D. Zubović, D. Šegon, P. Gural, and R. Cupec. Open-source meteor detection software for low-cost single-board computers. In *Proceedings of the International Meteor Conference*

- (IMC2016), Egmond, The Netherlands, pages 2–5, 2016.
- S. Vítek and M. Nasyrova. Real-time detection of sporadic meteors in the intensified tv imaging systems. *Sensors*, 18(1):77, 2018.
- K. Wang, Y. Liang, X. Xing, and R. Zhang. Target detection algorithm based on gaussian mixture background subtraction model. In *Proceedings of the 2015 Chinese intelligent automation conference*, pages 439–447. Springer, 2015.
- R.J. Weryk, P. Brown, A. Domokos, W.N. Edwards, Z. Krzeminski, S.H. Nudds, and D.L. Welch. The southern ontario all-sky meteor camera network. In *Advances in Meteoroid and Meteor Science*, pages 241–246. Springer, 2007.
- R.J. Weryk, M.D. Campbell-Brown, P.A. Wiegert, P.G. Brown, Z. Krzeminski, and R. Musci. The canadian automated meteor observatory (camo): system overview. *Icarus*, 225(1):614–622, 2013.
- G.W. Wetherill. Solar system sources of meteorites and large meteoroids. *Annual Review of Earth and Planetary Sciences*, 2(1):303–331, 1974.
- M. Wiśniewski, P. Żoładek, A. Olech, Z. Tyminski, M. Maciejewski, K. Fietkiewicz, R. Rudawska, M. Gozdalski, M.P. Gawroński, T. Suchodolski, et al. Current status of polish fireball network. *Planetary and Space Science*, 143:12–20, 2017.
- J.A. Wood. Meteoritic evidence for the infall of large interstellar dust aggregates during the formation of the solar system. *The Astrophysical Journal Letters*, 503(1):L101, 1998.
- R. Yaniv, A.D. Devir, Y. Yair, C. Price, B. Ziv, and N. Reicher. Calibration of ccd cameras for measurements of sprites and elves. In *AIP Conference Proceedings*, volume 1118, pages 92–98, 2009.
- S. Zeng, R. Huang, H. Wang, and Z. Kang. Image retrieval using spatiograms of colors quantized by Gaussian Mixture Models. *Neurocomputing*, 171:673–684, 2016.
- D. Zubović, D. Vida, P. Gural, and D. Šegon. Advances in the development of a low-cost video meteor station. In *Proceedings of the International Meteor Conference, Mistelbach, Austria*, pages 27–30, 2015.
- J.I. Zuluaga, I. Ferrin, and S. Geens. The orbit of the chelyabinsk event impactor as reconstructed from amateur and public footage. 2013.