



Universidad de Granada

FACULTAD DE CIENCIAS

EVALUACIÓN DE ALGORITMOS DE INVERSIÓN LIDAR PARA LA
OBTENCIÓN DE PROPIEDADES ÓPTICAS Y FÍSICAS DEL AEROSOL
ATMOSFÉRICO MEDIANTE GENERACIÓN DE SEÑALES LIDAR
SINTÉTICAS

Trabajo de Fin de Grado

Presentado por:
Samuel Villalba Torres

Curso Académico 2023/2024

Resumen

Este trabajo aborda el estudio de los algoritmos que permiten la obtención de propiedades ópticas y físicas del aerosol atmosférico a partir de medidas lidar. El lidar es un instrumento de teledetección cuya técnica consiste en la emisión de un pulso láser a la atmósfera, la recogida de la radiación retrodispersada y su posterior registro. Este método no proporciona directamente las propiedades ópticas del aerosol atmosférico. Es necesario procesar la señal recibida, y posteriormente emplear los denominados algoritmos de inversión, que permiten obtener propiedades ópticas del aerosol, como los coeficientes de retrodispersión (β) y de extinción (α) de partículas de aerosol atmosférico. En este trabajo, se han validado los algoritmos implementados en el módulo de Python GFATPY, desarrollado por el Grupo de Física de la Atmósfera de la Universidad de Granada, mediante el uso de señales sintéticas. Los resultados obtenidos han sido satisfactorios, confirmando la correcta implementación de los algoritmos. Además, se ha analizado el efecto del ruido gaussiano en las señales lidar, su propagación a las propiedades ópticas del aerosol y se ha determinado la mejor técnica de suavizado, utilizando también señales sintéticas.

Abstract

This work addresses the study of algorithms that allow the retrieval of optical and physical properties of atmospheric aerosols from lidar measurements. Lidar consists of a remote sensing instrument, whose technique involves the emission of a laser pulse into the atmosphere, the collection of the backscattered radiation, and subsequently the recording of the process. This method does not directly provide the optical properties of atmospheric aerosols. It is necessary to process the received signal and then employ so-called inversion algorithms, which allow obtaining optical properties of the aerosol, such as the backscatter (β) and extinction (α) coefficients of atmospheric aerosol particles. In this project, the algorithms implemented in the GFATPY Python module, developed by the Atmospheric Physics Group at the University of Granada, have been validated using synthetic signals. The results obtained have been satisfactory, confirming the correct implementation of the algorithms. Additionally, the effect of Gaussian noise on lidar signals, its propagation to the aerosol optical properties, and the determination of the best smoothing technique have been analyzed using synthetic signals as well.

Índice

1. Introducción	4
2. Fundamentos teóricos	5
2.1. La atmósfera terrestre	5
2.2. Propiedades ópticas del aerosol atmosférico: Interacción radiación-materia	5
2.2.1. Dispersión	6
2.2.2. Absorción	7
2.2.3. Extinción	7
2.3. Propiedades intensivas del aerosol atmosférico	8
2.4. Técnica Lidar	8
2.4.1. Ecuación Lidar	9
2.4.2. Señal corregida de rango (RCS). Función de solapamiento	10
2.4.3. Preprocesado de los datos	11
2.5. Algoritmos de inversión de la técnica lidar	11
2.5.1. Algoritmo de Klett-Fernald-Sasano	11
2.5.2. Algoritmo Raman	12
2.6. Algoritmos para la determinación de la función de solapamiento	12
2.6.1. Algoritmo iterativo para la determinación de la función de solapamiento	12
2.6.2. Algoritmo explícito para la determinación de la función de solapamiento	13
3. Objetivos	13
4. Metodología	14
4.1. Generación de señales sintéticas.	14
4.2. Generación de señales lidar sintéticas ruidosas. Tipos de filtros de ruido	15
4.3. Módulo Python: GFATPY	17
5. Resultados	18
5.1. Validación de algoritmos de la técnica lidar	18
5.1.1. Algoritmo Klett	18
5.1.2. Algoritmo Raman	19
5.1.3. Algoritmos de solapamiento	20
5.1.4. Estudio de la influencia de la razón lidar en la determinación de algoritmos de solapamiento	21
5.2. Tratamiento de las señales lidar para la reducción de ruido	24
5.2.1. Selección del mejor tipo de filtrado en la señal	24
5.2.2. Relación entre el nivel de ruido y la precisión del filtro.	26
5.3. Estudio de sensibilidad de los algoritmos de la técnica lidar al ruido	28
5.3.1. Algoritmos de solapamiento	28
5.3.2. Algoritmos de inversión	30
6. Conclusiones	32

1. Introducción

La atmósfera terrestre es una capa de gases que rodea nuestro planeta. Dentro de esta mezcla de gases, se encuentran suspendidas partículas sólidas y líquidas de tamaño micrométrico o menor, conocidas como aerosoles atmosféricos, que pueden permanecer en suspensión por periodos prolongados [1].

Los aerosoles atmosféricos han ganado progresivamente mayor importancia a medida que se han revelado sus implicaciones en el clima y la calidad del aire [2]. El aerosol atmosférico altera el balance energético del planeta, interactúan a través de la dispersión y absorción con la radiación incidente, y juegan un papel crucial en la dinámica atmosférica como núcleos de condensación de nubes, afectando la precipitación [12]. Numerosos estudios se han llevado a cabo para comprender los principios de este balance, dada su relevancia en el contexto actual del cambio climático y el calentamiento global.

Para estudiar y caracterizar estos aerosoles, la técnica LIDAR (Light Detection and Ranging), permite obtener perfiles verticales de diversas propiedades ópticas y físicas. La técnica lidar proporciona datos esenciales para el entendimiento y estudio de las partículas en suspensión, lo cual resulta crucial en el estudio del Cambio Climático. El Grupo de Física de la Atmósfera (GFAT) de la Universidad de Granada ha adquirido recientemente un nuevo sistema lidar llamado ALHAMBRA, el cual opera de manera regular en el Instituto Interuniversitario de Investigación del Sistema Tierra en Andalucía (IISTA-CEAMA). Gracias a este sistema, el GFAT participa en la red de infraestructura paneuropea ACTRIS que produce datos e información de alta calidad sobre los constituyentes atmosféricos en atmósferas naturales y controladas [38]. Además, el GFAT colabora con la red de investigación EARLINET (European Aerosol Research Lidar Network) que plantea crear una base de datos integral sobre la distribución de aerosoles en Europa. EARLINET es un componente clave de la infraestructura ACTRIS, mejorando la coordinación de las observaciones atmosféricas en Europa [39].

Sin embargo, la técnica lidar no mide directamente las propiedades ópticas y físicas del aerosol atmosférico. Es necesario emplear algoritmos de inversión (e.g., el algoritmo Klett [18] [21] [22] o el algoritmo Raman [27]).

Actualmente, el GFAT está trabajando en un módulo de Python llamado GFATPY (<https://pypi.org/project/gfatpy/>) en el que se encuentra implementada toda una estructura computacional que permite el procesamiento de los datos atmosféricos. Dentro de dicho módulo se encuentran implementados algoritmos relevantes para la técnica lidar, como son los algoritmos de inversión.

Previamente a aplicar los algoritmos de inversión es necesario hacer un preprocesado de los datos en el que hay que aplicar diversas correcciones a la señal medida, entre ellas la corrección por solapamiento incompleto. El solapamiento incompleto entre el haz láser enviado a la atmósfera y el campo de visión del telescopio representa una limitación fundamental para la técnica lidar, afectando a la precisión de las mediciones en las capas atmosféricas más bajas. Por ello, se han sucedido numerosos intentos de encontrar un algoritmo que permita determinar la función que cuantifica dicho solapamiento incompleto (e.g., el algoritmo iterativo Wandinger [16] y el explícito Comerón [17]).

El presente trabajo se enfoca en la validación y desarrollo de algoritmos dentro del módulo GFATPY. Se han evaluado y validado algoritmos ya implementados en el módulo, como los algoritmos Klett y Raman. Además, se han implementado y validado los algoritmos para la determinación de la función de solapamiento y técnicas para la reducción de ruido en las señales lidar.

2. Fundamentos teóricos

2.1. La atmósfera terrestre

La atmósfera terrestre es la capa de gases de la Tierra, cuya composición es principalmente de N_2 y O_2 al 78 y 21 % [1]. El porcentaje restante, en torno al 1 %, son los gases traza; entre los que destacan el argón, el dióxido de carbono y el vapor de agua. Estos gases son fundamentales para el balance radiativo de la Tierra. Desde el punto de vista térmico, la atmósfera se divide en capas dentro de las cuales la presión, la temperatura y la densidad cambian con la altura. No obstante, este estudio se va a centrar en la capa más baja, la troposfera, que pese a ser muy pequeña en comparación con el total de la atmósfera, contiene el 80 % de su masa.

La atmósfera terrestre incluye partículas sólidas o líquidas. Cuando estas son de tamaño micrométrico o inferior y permanecen suspendidas en él al menos varios minutos, forman el aerosol atmosférico (gases más partículas) [2]. Las partículas de aerosol se caracterizan por su forma, tamaño y composición química, características que pueden variar con la altura. Para caracterizar un conjunto de partículas suspendidas en la atmósfera se emplea N , la densidad numérica de partículas por unidad de volumen, aunque también puede expresarse por unidad de superficie. En primera aproximación se consideran las partículas de aerosol como esféricas. Atendiendo al tamaño de las partículas, definiremos un modo fino para aquellas partículas de pequeño tamaño ($D_p < 2.5\mu m$) y un modo grueso para las de mayor tamaño ($D_p > 2.5\mu m$) [3].

El IPCC (Intergovernmental Panel on Climate Change), organismo perteneciente a las Naciones Unidas, indica que el aerosol atmosférico de carácter antropogénico contribuye al enfriamiento del planeta por su capacidad de interactuar con la radiación electromagnética y afectar así al balance energético Tierra-Atmósfera [4], como se observa en la figura 1. Por el contrario, la emisión de gases traza como el dióxido de carbono o el metano contribuyen al efecto invernadero y consigu al calentamiento de la Tierra. Sin embargo, la magnitud y el signo del balance de radiación en el aerosol varía, dependiendo de factores como el tipo de aerosol, su tamaño y composición química, y su ubicación y distribución en la atmósfera. Esto explica la alta incertidumbre en los valores.

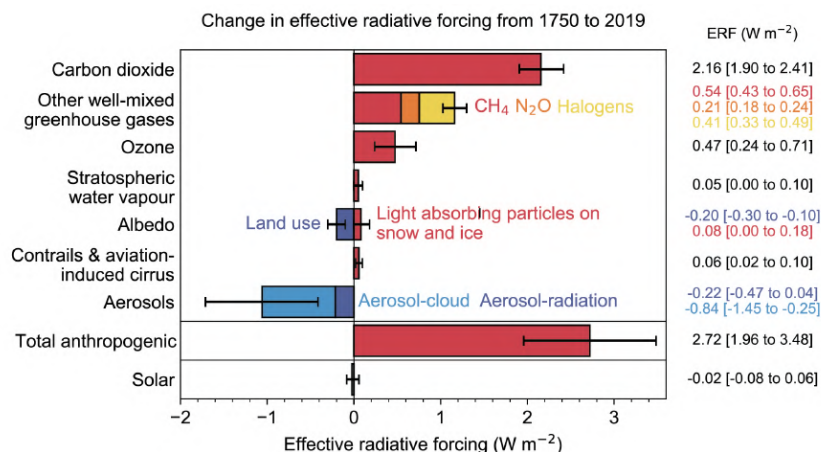


Figura 1: Cambio en el balance radiativo de 1750 a 2019 mediante la contribución de agentes atmosféricos (dióxido de carbono, otros gases de efecto invernadero, ozono, vapor de agua estratosférico, albedo, estelas de condensación y cirros inducidos por la aviación y aerosoles). Una variación positiva indica un aumento en la radiación neta absorbida por la Tierra, lo que puede conducir a calentamiento adicional del planeta [4]

2.2. Propiedades ópticas del aerosol atmosférico: Interacción radiación-materia

La radiación que atraviesa la atmósfera puede encontrarse en su paso diferentes elementos dispersores, como las partículas de aerosol, moléculas, gotas de lluvia, cristales de hielo y demás hidrometeoros. La interacción radiación-dispersor consiste en la absorción y la dispersión. La capacidad de absorber y dispersar la radiación se cuantifica a través de los coeficientes de absorción $\sigma_{ab}(\lambda)$ y dispersión $\sigma_{dis}(\lambda)$,

ambas magnitudes se expresan normalmente en m^{-1} [1]. Estos coeficientes representan la fracción de radiación extinguida de un determinado haz que es absorbida o dispersada por unidad de espesor medio de propagación.

2.2.1. Dispersión

La dispersión es el proceso en el que la radiación es desviada a otras direcciones del espacio, distintas de la incidente, por la interacción con alguna partícula o molécula. La dispersión puede ser de dos tipos:

- **Elástica:** La luz incidente interactúa con las partículas de aerosol sin cambiar su energía tras la dispersión, por tanto, la frecuencia (y por ende, la energía) de la luz dispersada es la misma que la de la incidente.
- **Inelástica o Raman:** Tiene lugar cuando los fotones inciden sobre moléculas (N_2 y O_2 fundamentalmente), debido a que las moléculas experimentan un cambio en su estado cuántico (rotacional o vibracional) y en consecuencia, la frecuencia del fotón incidente se desplaza. Si la molécula absorbe energía, es decir, se excita hasta un nivel energético superior, disminuye la energía del fotón dispersado y su longitud de onda se desplaza hacia el rojo. Este proceso inelástico se conoce como Raman Stokes. Si, por el contrario, la molécula transfiere energía al fotón, se produce un corrimiento de la longitud de onda hacia el azul (Raman Anti-Stokes).

Las moléculas pueden dispersar tanto de forma elástica como Raman, mientras que las partículas de aerosol solo pueden hacerlo elásticamente. Ambos procesos aparecen sintetizados en la figura 2, donde $h\nu_0$ es la energía inicial del fotón y $h\nu_m$ es la energía que la molécula absorbe o aporta al fotón tras el proceso inelástico.

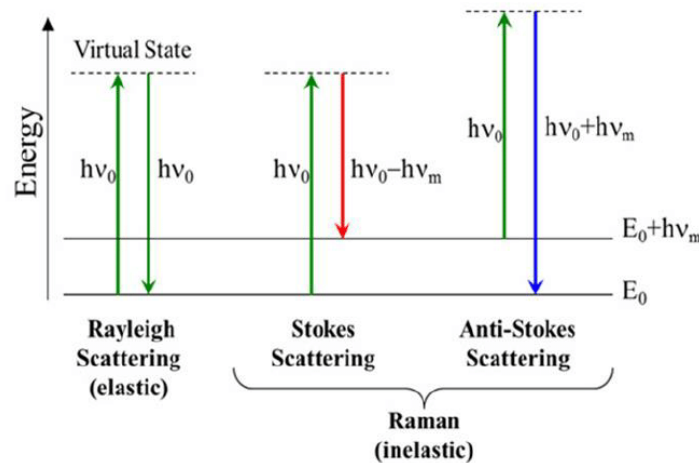


Figura 2: Representación energética de los modos de dispersión de la radiación. En la dispersión inelástica se distingue entre Raman Stokes y Raman Anti-Stokes [5]

La técnica lidar se fundamenta en la retrodispersión, es decir, en la radiación que es dispersada hacia detrás, para ello se define el coeficiente de retrodispersión o backscatter β , que se mide en $[m^{-1}sr^{-1}]$ [6]:

$$\beta = \sum_j n_j \left. \frac{d\sigma_{j,dis}(\Omega, \lambda)}{d\Omega} \right|_{\Omega=\pi} \quad (1)$$

donde $n_j [m^{-3}]$ es la densidad de partículas y moléculas dispersores (scatters) de tipo j en un volumen iluminado por el pulso láser del lidar y $d\sigma_{j,dis}(\Omega, \lambda)/d\Omega [m^2sr^{-1}]$ es la sección eficaz diferencial de dispersores en la dirección de vuelta para la longitud de onda λ [6]. El coeficiente de retrodispersión es muy sensible al tamaño y la forma de las partículas de aerosol.

2.2.2. Absorción

La absorción es el proceso en el que un fotón incidente es capturado por aquella partícula con la que interacciona, pasando a formar parte de su energía interna y transformándose en otras formas de energía. La absorción molecular es un proceso selectivo, puesto que ocurre para unas determinadas longitudes de onda donde tenemos líneas de absorción, es decir, tiene lugar para un rango espectral concreto. Los principales absorbentes de la radiación solar son el N_2 , O_2 , O_3 y el vapor de agua. Por su parte, el proceso de absorción en las partículas está relacionado con la parte compleja del índice de refracción de la capa de aerosol.

2.2.3. Extinción

La extinción es la suma de los procesos de absorción y dispersión y se cuantifica mediante el coeficiente de extinción $\alpha(\lambda)$, que tiene unidades de longitud a la inversa, típicamente $[m^{-1}]$ [1]:

$$\alpha(\lambda) = \sigma_{ab}(\lambda) + \sigma_{dis}(\lambda) \quad (2)$$

Consideremos ahora un haz de luz solar propagándose perpendicularmente a un medio de espesor ds . La extinción a lo largo de ese espesor se evalúa mediante el espesor óptico $\tau(\lambda)$ [1]:

$$\tau(\lambda) = \int_{s_1}^{s_2} \alpha(\lambda) ds \quad (3)$$

No obstante, en física de la atmósfera es mucho más usada la profundidad óptica de aerosol, AOD (por sus siglas en inglés): resultado de integrar el coeficiente de extinción desde la superficie hasta el final de la atmósfera (TOA por sus siglas en inglés) [6]:

$$AOD(\lambda) = \int_0^{TOA} \alpha(\lambda, z) dz \quad (4)$$

La transmitancia es otra magnitud que está estrechamente relacionada con la extinción. La ley de Beer-Bouguer-Lambert establece una dependencia logarítmica entre la luz transmitida en un medio y la distancia que recorre en ese mismo material [7]. Aplicando dicha ley a la atmósfera obtenemos la siguiente ecuación, donde $T(z, \lambda)$ es la transmitancia [6]:

$$T(z, \lambda) = e^{-\int_0^z \alpha(z', \lambda) dz'} \quad (5)$$

Es importante señalar que los coeficientes de extinción y retrodispersión incluyen la contribución de las partículas y las moléculas [6]:

$$\alpha = \alpha_p + \alpha_m \quad (6)$$

$$\beta = \beta_p + \beta_m \quad (7)$$

donde p nota la contribución de las partículas y m la molecular.

Los coeficientes de extinción y retrodispersión también se pueden clasificar, atendiendo al tipo de dispersión que se esté estudiando, en elástico y Raman.

Los valores de α_m y β_m fueron deducidos teóricamente por Lord Rayleigh en 1871 mediante sus leyes de scattering. El scattering de Rayleigh asume dispersores esféricos e interacciones donde la longitud de onda de la radiación incidente es mucho mayor que el tamaño del dispersor [10]. La dispersión por moléculas cumple estas condiciones, por lo que conociendo el número de moléculas en un volumen dado, pueden calcularse los coeficientes de extinción y retrodispersión molecular. Por el contrario, las partículas de aerosol de tamaños que van de $0.1nm$ a $10\mu m$, entonces tiene lugar la dispersión de Mie [1].

2.3. Propiedades intensivas del aerosol atmosférico

Las propiedades intensivas del aerosol atmosférico no dependen de su concentración, por lo que están ligadas a características intrínsecas del tipo de aerosol atmosférico como su distribución de tamaño o su índice de refracción. Por lo tanto, la medición de las propiedades intensivas permite la clasificación del aerosol atmosférico. En esta subsección, se describen las dos propiedades intensivas de interés para este estudio:

- **Razón lidar (LR):** La razón lidar se define como el cociente entre los coeficientes de extinción y retrodispersión ($LR = \alpha/\beta$ [sr]). Es muy sensible tanto al tamaño de los dispersores como al índice de refracción [9]. La razón lidar molecular se puede determinar aproximadamente mediante la dispersión de Rayleigh, ya que se conocen los valores de α_m y β_m , se toma un valor constante de $LR_m = 8\pi/3$ sr [11]. Los valores de LR_p varían entre 10 sr (para aerosoles marinos) y más de 100 sr para humo o aerosol urbano. En la siguiente tabla se recogen los rangos de razones lidar para diferentes tipos de aerosoles atmosféricos [1]:

Tipo de Aerosol	Rango de LR (sr)
Aerosoles Urbanos	30 - 70
Aerosoles Rurales	40 - 80
Aerosoles Marinos	15 - 25
Aerosoles de Polvo	40 - 60
Aerosoles de Humo	50 - 100
Aerosoles Continentales	35 - 65

Tabla 1: Rango de razón lidar para diversos tipos de aerosol atmosférico

- **Exponente de Ångström ($\hat{a}$):** La dependencia espectral de β_p puede expresarse mediante el exponente de Ångström según la ecuación $\beta_p \propto \lambda^{-\hat{a}_\beta}$ [1]. Dado que la distribución espectral está relacionada con el tamaño de las partículas, el exponente de Ångström tiene una fuerte dependencia con el modo (fino/grueso) que se esté estudiando. El exponente de Ångström toma valores por debajo de uno cuando predomina el modo grueso ($D_p > 2.5\mu m$), mientras que valores por encima de uno indican predominancia del modo fino ($D_p < 2.5\mu m$) [12]. Este parámetro puede determinarse a partir del valor de β_p medido a dos longitudes de onda (λ_1 y λ_2), como sigue [12]:

$$\hat{a}_\beta = -\frac{\ln(\beta_{\lambda_1}) - \ln(\beta_{\lambda_2})}{\ln(\lambda_1) - \ln(\lambda_2)} \quad (8)$$

Análogamente, puede definirse el exponente de Ångström para la extinción $\hat{a}_\alpha$ [1]:

$$\frac{\alpha_{\lambda_1}}{\alpha_{\lambda_2}} = \left(\frac{\lambda_1}{\lambda_2}\right)^{-\hat{a}_\alpha} \quad (9)$$

2.4. Técnica Lidar

La técnica lidar permite la obtención de propiedades físicas de la atmósfera con alta resolución espacial y temporal. Esta obtención se produce en condiciones ambiente y permite cubrir un rango de alturas desde la superficie terrestre hasta más de 100 km de altura.

La técnica se fundamenta en una serie de pasos que son muy similares al funcionamiento del radar, pero a longitudes de onda distintas. En primer lugar, un haz láser de luz monocromática, coherente y prácticamente colimado es emitido a la atmósfera, tras esto, la luz retrodispersada es recogida por el telescopio asociado al instrumento y separada en las distintas longitudes de onda; finalmente, la señal lumínica es transformada en una señal eléctrica mediante detectores ópticos. La señal eléctrica es enviada a un sistema de muestreo de alta frecuencia para su almacenamiento final. En la siguiente figura se muestran las principales componentes del sistema lidar:

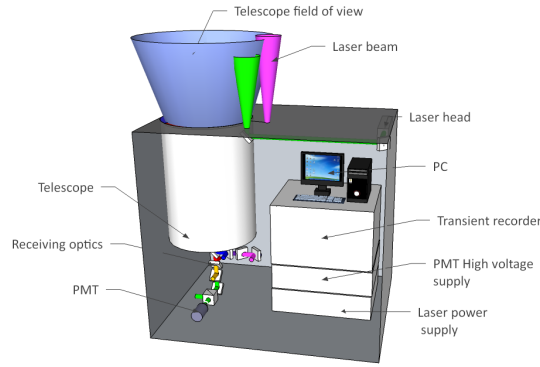


Figura 3: Representación esquemática de las principales partes de un sistema lidar [6]

2.4.1. Ecuación Lidar

La técnica lidar se fundamenta en la radiación retrodispersada, por tanto, para obtener información de los dispersores (moléculas, partículas de aerosol, gotas de nubes...) es necesario encontrar una relación entre la energía recibida y las propiedades ópticas de dichos dispersores. En la figura 4 se recogen dos subfiguras, en la primera de ellas, se observa un esquema del láser enviado (con anchura angular del pulso 2θ) y del efecto de la extinción sobre él (color rosa), mientras que la segunda imagen representa cómo la potencia es dispersada en todas las direcciones y la fracción de energía capturada por el receptor.

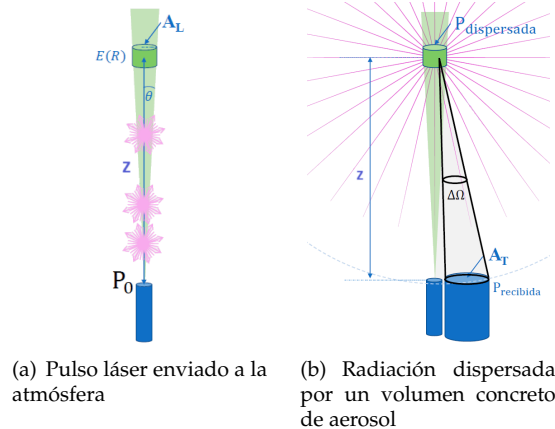


Figura 4: Representación de un pulso láser que ilumina un volumen de aerosol atmosférico y de la radiación dispersada por el mismo [15]

La irradiancia del láser (I_λ) a una distancia z depende de la potencia emitida (P_0) y de la superficie A_L del volumen iluminado a esa distancia. En el recorrido del láser hasta el volumen de interés, la señal es atenuada por la dispersión y la absorción que efectúan otras partículas y moléculas. De toda la potencia dispersada por el volumen iluminado, solo es medida aquella correspondiente al ángulo sólido sostenido por el telescopio ($\Delta\Omega = A_T/z^2$), donde A_T es el área del receptor. Además, la potencia dispersada sufre de nuevo la extinción en el camino de vuelta hasta el receptor, por lo que finalmente recibimos [15]:

$$P_{rec}(z, \lambda_L) \sim P_0 \frac{A_T}{z^2} \frac{c\tau}{2} g \beta(z, \lambda_L) T^2(z, \lambda_L) \quad (10)$$

donde g es la ganancia de los fotomultiplicadores del sistema receptor, ya que al no ser un proceso ideal, no toda la energía recibida se transforma, τ es la duración del pulso láser y c es la velocidad de la luz en el medio.

La ecuación 10 es la ecuación lidar sin la corrección por el solapamiento. Caben dos consideraciones: en primer lugar, se ha contemplado una dispersión elástica en la que la longitud de onda de la radiación de vuelta es la misma que la del haz láser de partida. En segundo lugar, el coeficiente de retrodispersión $\beta(z, \lambda_L)$ representa la dispersión elástica realizada conjuntamente por las partículas y las moléculas del aerosol.

2.4.2. Señal corregida de rango (RCS). Función de solapamiento

Para obtener la ecuación exacta que cuantifica la potencia recibida es necesario añadir un término que corrija el solapamiento incompleto que existe entre el haz láser y el campo de visión del telescopio. La función de solapamiento $O(z)$ tiene en cuenta este efecto variando entre 0, cuando no hay solapamiento, y 1, cuando es completo; esto se ilustra en la figura 5. En la región donde $O(z) = 0$ se observa que el cono del haz láser y el campo de visión del telescopio no intersecan y, por tanto, no recibimos señal lidar. Por el contrario, pasada una cierta altura $O(z) = 1$ y el cono de luz del láser está completamente contenido dentro del campo de visión del telescopio. Este efecto normalmente influye a la señal en los primeros kilómetros.

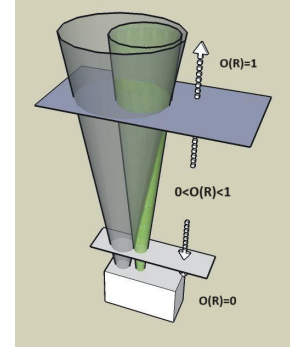


Figura 5: Esquema de la función de solapamiento. Se representa en verde el haz láser y en gris el campo de visión del telescopio [15]

Reagrupando las constantes de la ecuación 10 e introduciendo la corrección de solapamiento nos queda la ecuación lidar [15]:

$$P_{rec}(z, \lambda_L) = K \frac{O(z)}{z^2} \beta(z, \lambda_L) T^2(z, \lambda_L) \quad (11)$$

donde K agrupa todas las constantes que aparecían en la Ec:10.

La RCS se define como el producto de la potencia recibida por la distancia hasta el volumen de aerosol al cuadrado [6]:

$$RCS(z, \lambda_L) \equiv P_{rec}(z, \lambda_L) z^2 = K O(z) \beta(z, \lambda_L) T^2(z, \lambda_L) \quad (12)$$

Si la dispersión del aerosol atmosférico es inelástica, la longitud de onda de la radiación de vuelta es distinta (λ_R). Con esta consideración, podemos reescribir la ecuación lidar corregida en rango para dispersión Raman [15]:

$$RCS(z, \lambda_L, \lambda_R) = K O(z) \beta(z, \lambda_R) T(z, \lambda_L) T(z, \lambda_R) \quad (13)$$

donde se han separado los efectos de la transmitancia de la radiación de vuelta y de ida, ya que se realizan a distintas longitudes de onda.

La RCS es proporcional al coeficiente de retrodispersión atenuado ($\beta_{at}(z, \lambda_L)$), es decir, es proporcional al producto del coeficiente de retrodispersión y de las transmitancias de ida y vuelta (Ec:14). Gracias a esta relación, los perfiles de RCS nos ayudan a identificar las distintas capas de aerosol que hay en un momento y lugar concretos de la atmósfera [15]:

$$RCS(z, \lambda_L) \propto \beta(z, \lambda_L) T^2(z, \lambda_L) \equiv \beta_{at}(z, \lambda_L) \quad (14)$$

2.4.3. Preprocesado de los datos

Previo a aplicar cualquier algoritmo que permita obtener las propiedades ópticas del aerosol atmosférico, es necesario un preprocesado de los datos del lidar que consiste en una serie de tratamientos y filtros sobre la señal recibida.

En primer lugar, se sustrae la señal de fondo. Este ruido se debe tanto a la luz del cielo como a la instrumentación empleada, para sustraerla se define una región de campo lejano y se calcula el valor promedio de la señal en dicha región. El siguiente tratamiento consiste en la corrección de tiempo muerto, tiempo que tarda en reaccionar el receptor entre dos eventos sucesivos, que se aplica sobre las señales photocounting, es decir, aquellas que consisten en un recuento de fotones. Tras esto, se obtiene la señal corregida por rango (RCS) [1].

Posteriormente, se corrige la señal por solapamiento. Esta corrección consiste en dividir la RCS entre la función de solapamiento para eliminar los efectos adversos del solapamiento incompleto, la función $O(z)$ se obtendrá mediante alguno de los métodos computacionales destinados a ellos (sección 3.6). Finalmente, se aplica alguna técnica de suavizado para eliminar el ruido gaussiano o de Poisson que tienen las señales lidar.

2.5. Algoritmos de inversión de la técnica lidar

2.5.1. Algoritmo de Klett-Fernald-Sasano

El algoritmo presentado por James D. Klett en 1981 permite determinar el coeficiente de retrodispersión de una señal lidar elástica [18]. Para aplicar el método es necesario tener en cuenta las siguientes consideraciones:

- Solo se dispone de una única señal retrodispersada elásticamente.
- En cada inversión de la señal lidar se calibra a una altura de referencia (z_m), por lo que no es necesaria una calibración absoluta del sistema. Así se reduce el número de incógnitas. La altura de referencia se toma normalmente en la región libre de aerosol, donde β_p es conocido (nulo).
- Es necesario asumir una razón lidar promedio en la columna atmosférica o un perfil de razón lidar en caso de tener varias capas de aerosol.

Se han realizado muchas discusiones y estudios sobre el algoritmo de Klett [19] [20] [21]. De hecho, el algoritmo de Klett se reformuló tras el trabajo de Fernald y Sasano [21] [22]. El algoritmo de Klett-Fernald-Sasano separa explícitamente la contribución de las partículas y las moléculas del aerosol atmosférico.

El método de Klett se fundamenta en encontrar la solución a una ecuación diferencial de Bernoulli a la que se llega tras aplicar la derivada respecto de la altura del logaritmo neperiano de la $RCS(z, \lambda_R)$, esta operación es muy sensible. La ecuación diferencial que se resuelve es [26]:

$$\frac{d\beta(z)}{dz} - 2LR_p(z)z\beta(z) = \frac{dRCS(z)}{dz} \quad (15)$$

Cuya solución viene dada por la siguiente expresión que permite resolver el problema de la inversión [26]:

$$\beta_p(z) = \frac{RCS(z) \cdot \exp \left\{ -2 \int_{z_m}^z [LR_p(z') - LR_m] \beta_m(z') dz' \right\}}{\frac{RCS(z_m)}{\beta_p(z_m) + \beta_m(z_m)} - 2 \int_{z_m}^z LR_p(z') RCS(z') \cdot \exp \left\{ -2 \int_{z_m}^{z'} [LR_p(z'') - LR_m] \beta_m(z'') dz'' \right\} dz'} \quad (16)$$

El punto más crítico de este método es la elección de la razón lidar de las partículas, no obstante, en la bibliografía aparecen tabuladas una gran cantidad de valores para los distintos tipos de aerosol, como se recoge en la tabla 1.

2.5.2. Algoritmo Raman

El algoritmo Raman presenta dos fases: en primer lugar, se obtiene el coeficiente de extinción de las partículas y con este se calcula el coeficiente de retrodispersión β_p [27]. El coeficiente de extinción α_p en función de la altura se puede obtener a partir de la señal lidar Raman, ya que tras tratar la ecuación lidar Raman llegamos a [28]:

$$\alpha_p(z, \lambda_L) + \alpha_p(z, \lambda_R) = \frac{d}{dz} \ln \left[\frac{N_R(z)}{RCS(z, \lambda_R)} \right] - \alpha_m(z, \lambda_L) - \alpha_m(z, \lambda_R) \quad (17)$$

donde $N_R(z)$ es el número de moléculas que dispersan la radiación de forma inelástica. Despejando la extinción de partícula en la longitud de onda elástica ($\alpha_p(z, \lambda_L)$) se obtiene la siguiente expresión [28]:

$$\alpha_p(z, \lambda_L) = \frac{\frac{d}{dz} \ln \left[\frac{N_R(z)}{RCS(z, \lambda_R)} \right] - \alpha_m(z, \lambda_L) - \alpha_m(z, \lambda_R)}{1 + \left(\frac{\lambda_L}{\lambda_R} \right)^{\hat{a}_\alpha}} \quad (18)$$

donde $\hat{a}_\alpha$ es el exponente de Ångstrom para α_p en las longitudes de onda λ_L y λ_R (Ec:9). Conociendo $\hat{a}_\alpha$, podemos determinar fácilmente $\alpha_p(z, \lambda_R)$ (Ec:9).

El principal problema en esta ecuación lo introduce la derivada del logaritmo neperiano de la inversa de la $RCS(z, \lambda_R)$, ya que esta operación matemática es muy sensible al ruido de la señal. Además, es necesario conocer el valor de $\hat{a}_\alpha$, que debemos suponer previamente.

Una vez determinado el coeficiente de extinción, el coeficiente de retrodispersión de partícula se puede obtener a partir de la razón de señales elástica y Raman [28]:

$$\beta_p(z, \lambda_L) = -\beta_m(z, \lambda_L) + \beta(z_m, \lambda_L) \frac{P(z, \lambda_L) P(z_m, \lambda_R) N_R(z)}{P(z_m, \lambda_L) P(z, \lambda_R) N_R(z_m)} \frac{e^{-\int_{z_m}^z \alpha(x, \lambda_R) dx}}{e^{-\int_{z_m}^z \alpha(x, \lambda_L) dx}} \quad (19)$$

Al igual que en el método Klett se suele tomar como altura de referencia (z_m) la región libre de partículas de aerosol.

El algoritmo Raman presenta dos grandes ventajas frente al de Klett. En primer lugar, no es necesario asumir una razón lidar para llegar a la solución, lo que reduce la incertidumbre. Por otro lado, los efectos del solapamiento se cancelan en este algoritmo, por lo que β_p puede determinarse incluso en regiones de solapamiento incompleto.

2.6. Algoritmos para la determinación de la función de solapamiento

El solapamiento incompleto entre el campo de visión del telescopio y el haz láser es uno de los grandes inconvenientes de la técnica lidar. Por ello, se han sucedido numerosos intentos de encontrar un algoritmo que permita determinar la función de solapamiento $O(z)$. Se va a estudiar el algoritmo iterativo de Ulla Wandinger y Albert Ansmann (2002) [16] y el algoritmo desarrollado recientemente por Adolfo Comerón et al. (2023) [17] que deriva una ecuación explícita para calcular $O(z)$.

2.6.1. Algoritmo iterativo para la determinación de la función de solapamiento

El algoritmo de Wandinger-Ansmann se basa en que el coeficiente de retrodispersión Raman no está afectado por la función de solapamiento, pero el elástico, sí. Previo a aplicar el algoritmo es necesario determinar los coeficientes de retrodispersión elástico y Raman de las señales a las que se quiere calcular $O(z)$, mediante los algoritmos de inversión de Klett y Raman. El algoritmo de solapamiento consiste en un proceso iterativo que calcula $O(z)$ a partir de la diferencia entre el perfil del coeficiente de retrodispersión de partículas elástico y Raman en cada iteración. Para ello, realiza la inversión Klett en cada iteración (Ec:20) [16].

$$\frac{\beta_p(z, \lambda_R) - \beta_p(z, \lambda_L)}{\beta_p(z, \lambda_R) + \beta_m(z, \lambda_L)} \propto \frac{RCS(z, \lambda_L) O(z)^{-1} - RCS(z, \lambda_L)}{RCS(z, \lambda_L) O(z)^{-1}} \propto 1 - O(z) \quad (20)$$

Basándose en esta equivalencia, se calcula un incremento del solapamiento $\Delta O(z)$ en cada iteración (i) siguiendo la siguiente ecuación [16]:

$$\Delta O_i(z) = \frac{\beta_p(z, \lambda_R) - \beta_{p,i}(z, \lambda_L)}{\beta_p(z, \lambda_L) + \beta_m(z, \lambda_L)} \quad (21)$$

Para calcular la señal usada en la siguiente iteración se usa la ecuación 22 [16]:

$$P_{i+1}(z, \lambda_L) = P_i(z, \lambda_L) [1 + \Delta O_i(z)] \quad (22)$$

Tras aproximadamente 9 iteraciones, el algoritmo converge a la señal de entrada, lo que nos permite determinar la función $O(z)$. Es importante señalar que este algoritmo precisa de suponer un perfil de razón lidar, lo que introduce una incertidumbre añadida al método.

2.6.2. Algoritmo explícito para la determinación de la función de solapamiento

El algoritmo de Comerón consiste en una fórmula explícita para determinar la función de solapamiento. Esta ecuación explícita requiere de las señales elástica y Raman y de asumir una altura de referencia z_m . Los detalles hasta llegar a la expresión explícita para la función $O(z)$ se recoge en el artículo “*An explicit formulation for the retrieval of the overlap function in an elastic and Raman aerosol lidar*” [17]. El resultado final es el siguiente:

$$\begin{aligned} O(z) = & \frac{\beta_m(z_m, \lambda_L) RCS(z, \lambda_R)}{\beta_m(z, \lambda_R) RCS(z_m, \lambda_R)} \cdot \exp \left\{ 2 \int_z^{z_m} [LR_p(x, \lambda_L) - LR_m(\lambda_L)] \beta_m(x, \lambda_L) dx \right\} \cdot \\ & \cdot \exp \left\{ \int_z^{z_m} [LR_m(\lambda_L) \beta_m(x, \lambda_L) - LR_m(\lambda_R) \beta_m(x, \lambda_R)] dx \right\} \cdot \exp \left\{ \int_z^{z_m} [\alpha_p(x, \lambda_L) - \alpha_p(x, \lambda_R)] dx \right\} \cdot \\ & \cdot \exp \left\{ 2 \frac{RCS(z_m, \lambda_R)}{RCS(z_m, \lambda_L)} \int_z^{z_m} \frac{LR_p(x, \lambda_L) \beta_m(x, \lambda_L) RCS(x, \lambda_L)}{RCS(x, \lambda_R)} e^{A(x)} dx \right\} \end{aligned} \quad (23)$$

donde $A(x)$ es:

$$A(x) = - \int_x^{z_m} [LR_m(\lambda_L) \beta_m(x', \lambda_L) - LR_m(\lambda_R) \beta_m(x', \lambda_R)] dx' - \int_x^{z_m} [\alpha_p(x', \lambda_L) - \alpha_p(x', \lambda_R)] dx' \quad (24)$$

Al igual que el método Klett, este algoritmo cuenta también con el inconveniente de que es necesario asumir la razón lidar de la señal.

3. Objetivos

En este trabajo se han establecido los siguientes objetivos:

- El primer objetivo de este trabajo es simular señales lidar mediante una serie de magnitudes sintéticas. La simulación de estas señales permite probar y validar diversos algoritmos útiles en Física de la Atmósfera.
- Validar los algoritmos de inversión y solapamiento implementados en GFATPY. Para ello, se va a comparar los resultados de los algoritmos con las propiedades ópticas de la señal sintética. Se van a validar los algoritmos Klett, Raman y de solapamiento (iterativo y explícito).
- Los algoritmos de solapamiento precisan de asumir una razón lidar (ver Sec.2.6), por ello se va a evaluar la dependencia de dichos algoritmos con LR . Se va a estudiar la desviación que existe entre la función de solapamiento sintética y las obtenidas por los algoritmos a diferentes razones lidares.

- Simular el ruido gaussiano característico de una señal lidar analógica. Simular este ruido permite probar diferentes técnicas de filtrado para identificar cuál es la más efectiva, comparando la señal sintética sin ruido y tras suavizarla.
- Encontrar una relación empírica entre el nivel de ruido y la precisión del filtro aplicado. Determinar esta relación es importante, para saber cuál es la desviación estándar mínima del filtro que corrige la señal.
- Realizar un estudio de sensibilidad de los algoritmos de inversión y solapamiento al ruido gaussiano. Este estudio es importante para entender cómo el ruido de la señal se propaga a las propiedades ópticas y a la función de solapamiento y cómo el suavizado pueden mitigar estos efectos.

4. Metodología

4.1. Generación de señales sintéticas.

Se han generado artificialmente señales lidar para validar algunos de los algoritmos empleados en Física de la Atmósfera, para ello, se han simulado las ecuaciones lidar elástica y Raman (Ec:12 y Ec:13). A continuación, se detalla como se han generado las diferentes magnitudes de dichas ecuaciones. Para simular el perfil de retrodispersión de las partículas de aerosol y la función de solapamiento (Fig:6) se ha usado la función sigmoidea:

$$\text{sgn}(z) = \frac{C}{1 + e^{-n(z-z_0)}} + D \quad (25)$$

donde C es un parámetro que escala la amplitud de la función, z_0 representa el punto de inflexión; donde la curva cambia de dirección y la pendiente es máxima y n controla la pendiente de la curva. Cuanto mayor sea el valor absoluto de n , más rápida será la transición de la función sigmoidea en el punto z_0 . El parámetro D desplaza verticalmente la función.

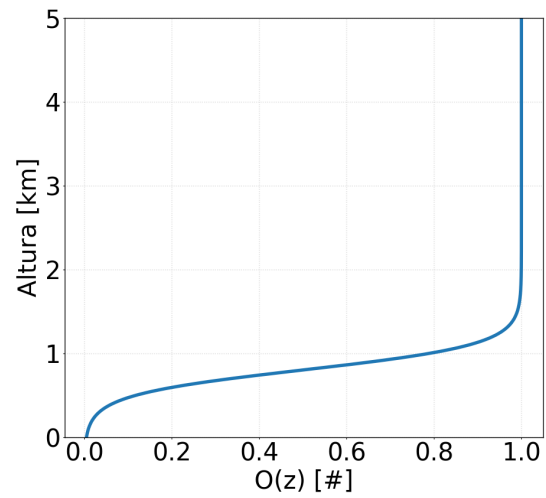


Figura 6: Función de solapamiento artificial generada mediante una sigmoidea con constantes: $n = 1/150 \text{ m}^{-1}$, $z_0 = 800 \text{ m}$, $C = 1$ y $D = 0$. El símbolo # nota que la magnitud es adimensional

Para generar el coeficiente de retrodispersión sintético (β_p^s) se han sumado dos funciones sigmoideas, simulando los modos fino y grueso, teniendo en cuenta así la acción de las partículas de aerosol de pequeño y gran tamaño. Los parámetros de la función sigmoidea se han ido variando en función de la capa de aerosol que se pretenda simular. Para obtener el coeficiente de extinción α_p^s se multiplica β_p^s por la razón lidar asumida.

Para simular la componente molecular (β_m y α_m) se ha asumido dispersión de Rayleigh. Se han generado perfiles de presión y temperatura de una atmósfera estándar mediante los datos del ECMWF (*European Centre for Medium-Range Weather Forecasts*) para un día característico y a raíz de ellos se han obtenido las componentes moleculares.

Una vez se han simulado las componentes de partícula y molecular, se han empleado las ecuaciones 6 y 7 para obtener los coeficientes totales de extinción y retrodispersión. Para simular la dependencia espectral, los coeficientes α_p y β_p se generan a 532 nm (en este caso, pero se puede trabajar con otras longitudes de onda) y se asume un exponente de Ångström para cada modo (Ec: 8 y Ec: 9).

Mediante α se obtiene la transmitancia del perfil de aerosol usando la ecuación 5. Este cálculo se realiza tanto para la longitud de onda elástica como para la desplazada Raman. Finalmente, la constante K de la ecuación lidar se fija a un valor de 10^{10} Wm^3 para la señal elástica (K_E) y 10^9 Wm^3 para la Raman (K_R), salvo que se indique lo contrario.

Una vez se han generado todas las magnitudes, se calcula las señales lidar sintéticas usando las ecuaciones 12 y 13. En la figura 7a y 7b se han representado el perfil molecular y de partícula del coeficiente de retrodispersión simulado para la señal elástica y la transmitancia para ambas longitudes de onda. Las RCS resultantes se recogen en la figura 7c, donde las líneas negra y verde representan la señal, elástica y Raman respectivamente, asumiendo solapamiento completo en todo el perfil ($O(z) = 1, \forall z$), mientras que las líneas azul y roja representan las RCS afectadas por el solapamiento incompleto.

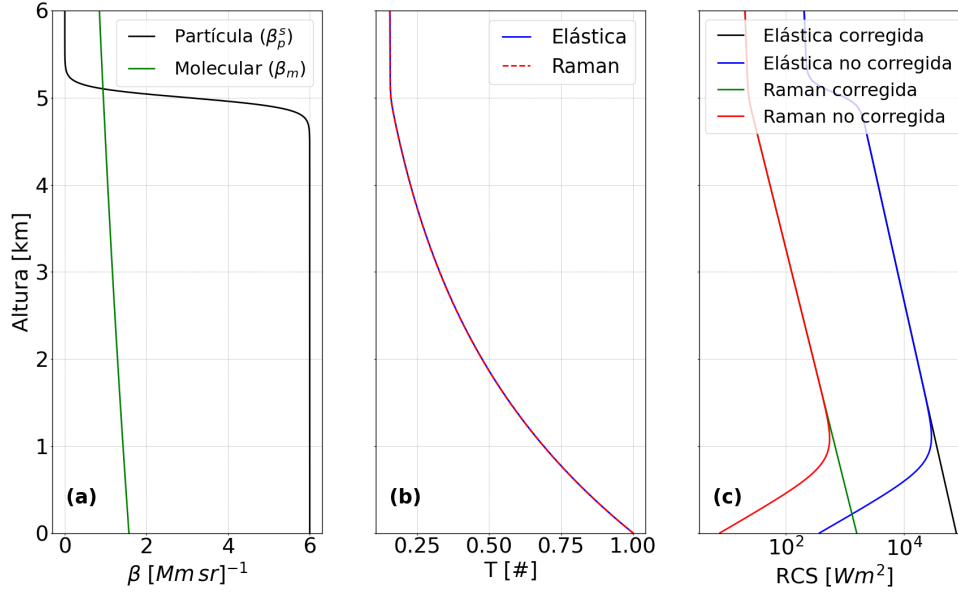


Figura 7: Señales lidar sintéticas generadas siguiendo la metodología descrita para $\lambda_L = 532 \text{ nm}$, $\lambda_R = 531 \text{ nm}$, $LR_p = 60 \text{ sr}$, y $\hat{a}_\alpha = 1$. (a) Componentes molecular y de partícula del coeficiente de retrodispersión total. (b) Transmitancia para la longitud de onda emitida y Raman. (c) RCS elástica y Raman generadas sintéticamente asumiendo solapamiento completo (líneas negra y verde) o incompleto (líneas roja y azul)

De la figura anterior se pueden extraer varias consideraciones: en primer lugar, se observa la forma sigmoidea de la β_p^s generada artificialmente y como la componente molecular elástica disminuye con la altura. La componente molecular Raman es prácticamente idéntica por ser las longitudes de onda muy parecidas, lo mismo ocurre con la transmitancia. Pese a ello, en la figura 7c se observa como la señal Raman es aproximadamente dos órdenes de magnitud más pequeña por la diferencia entre el valor K para cada señal. Por otra parte, en las líneas roja y azul de la figura 7c se contempla una clara disminución de ambas señales a bajas alturas por el efecto de la función de solapamiento.

No obstante, estas señales lidar sintéticas no presentan ruido. Por ello, se ha diseñado un método de adición de ruido que permita generar una señal más realista.

4.2. Generación de señales lidar sintéticas ruidosas. Tipos de filtros de ruido

Las señales lidar pueden ser analógicas y de conteo fotónico. Las señales lidar analógicas se caracterizan por su representación continua de la intensidad de la luz reflejada, lo que facilita una alta resolución espacial y temporal. Sin embargo, su susceptibilidad al ruido y a las interferencias puede afectar la precisión de las medidas. Por otro lado, el conteo fotónico, empleado en los fotómetros, convierte la luz en señales digitales mediante el conteo de fotones individuales. Esta técnica proporciona una mejor sensibilidad, pero su implementación suele ser más compleja y costosa [29]. Las señales lidar analógicas se usan para estudiar el campo cercano, mientras que el conteo fotónico es más efectivo en el campo lejano. No obstante, ambas señales se ven afectadas por ruido instrumental, las señales analógicas al ser señales continuas presentan mayoritariamente ruido de carácter gaussiano, mientras que las señales de conteo fotónico tienen ruido de Poisson, ya que son señales discretas.

En este trabajo se han generado señales lidar de carácter analógico, por lo que a las señales sintéticas se les ha añadido ruido gaussiano. En la figura 8a se observa como una señal elástica se ve distorsiona por ruido gaussiano, este efecto es más notorio cuanto mayor es la altura. Esto se debe a que se está

representando la RCS, al multiplicar por z^2 una señal ruidosa las fluctuaciones a grandes alturas se hacen más significativas.

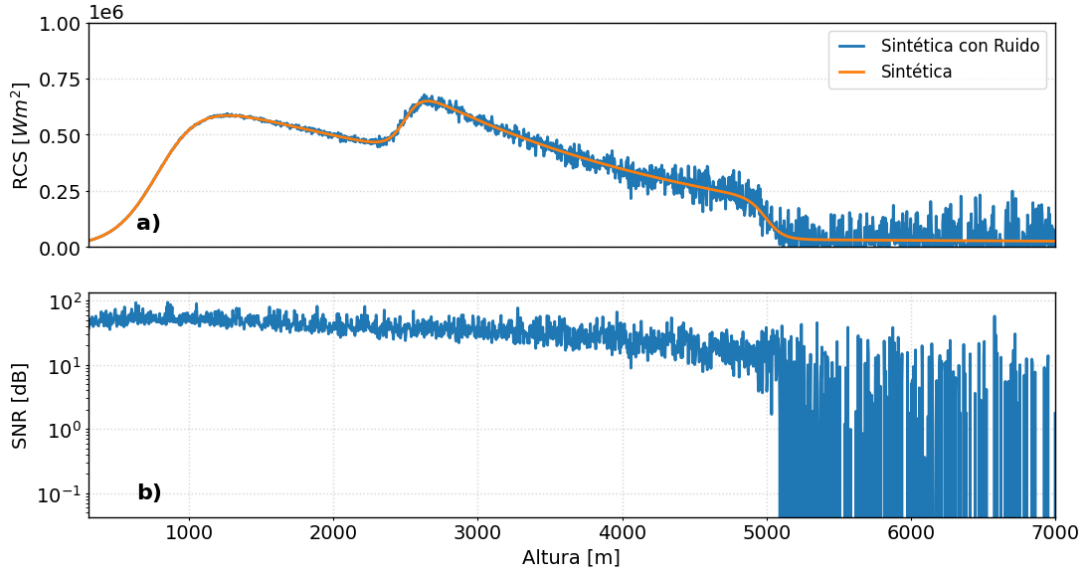


Figura 8: RCS elástica sin corregir por solapamiento generada para $\lambda_L = 532 \text{ nm}$, $LR_p = 45 \text{ sr}$ y $K = 2 \cdot 10^{11}$ con ruido gaussiano aplicado sobre la señal de media $\mu = 0$ y desviación estándar $\sigma_n = 0.021$. (a) Representación de la RCS sintética sin ruido y con ruido. (b) Perfil de SNR para esta señal

Para evaluar el nivel de ruido que se introduce a la señal se usa la SNR (*Signal to Noise Ratio*). La SNR permite cuantificar la relación entre el nivel de una señal deseada y el nivel del ruido de fondo. Para interpretar intuitivamente la SNR, esta tiende a expresarse en decibelios (escala logarítmica). Por ejemplo, una $SNR = 10$ nos indica que la señal es 10 veces mayor que el ruido, y en consecuencia el ruido es pequeño. Así pues, cuanto mayor sea el valor de la SNR menor es ruido añadido a la señal sintética. Para señales lidar se emplea la siguiente ecuación [31]:

$$SNR = 10 \log_{10} \left(\frac{X^2}{(X - \tilde{X})^2} \right) \quad (26)$$

donde X y $\tilde{X}$ representan la señal o la RCS antes y después de añadirle ruido respectivamente.

En la figura 8b se observa que el perfil de SNR a bajas alturas es $\sim 10^2$, lo que implica que la señal es aproximadamente 100 veces mayor que el ruido, pero por encima de $\sim 5 \text{ km}$, donde la señal se hace más ruidosa, la RCS cae a 10^{-1} , lo que implica que ahora el ruido es de orden 10 veces mayor que la señal. Por lo tanto, el ruido añadido es bastante significativo, lo suficiente para distorsionar completamente la señal a grandes alturas.

A la señal sintética ruidosa se le han aplicado una serie de filtros con diferentes parámetros de entrada para determinar cuál es el que mejor funciona para corregir el ruido de las señales lidar. Para este análisis, las señales sintéticas presentan una ventaja crucial frente a las reales, ya que conocemos su forma antes de añadirles ruido. Así pues, calculando la diferencia relativa entre la señal sintética original y la señal filtrada se puede evaluar la efectividad del filtro.

Los filtros de ruido que se han estudiado se detallan a continuación:

- **Filtro de media móvil:** Este filtro calcula la media de los valores dentro de una ventana de tamaño dado centrada en un punto. Cada punto de salida corresponde con el promedio de los puntos dentro de la ventana de filtrado. Los bordes de la ventana requieren un tratamiento especial y en ocasiones son sobresuavizados. El tamaño de la ventana es variable a lo largo del perfil, siendo más pequeño en aquellas zonas donde queremos tener una mayor precisión y más grande donde es necesario un suavizado más intenso por la mayor presencia de ruido.

- **Filtro Savitzky-Golay:** Consiste en ajustar un polinomio local a los datos siguiendo la ecuación 27, donde b_k son los coeficientes del polinomio, x_i es el punto en el que nos centramos para hacer la regresión, δx es la distancia hasta dicho punto y M es el grado del polinomio [32]. Se ha tomado $M = 2$.

$$p_i(x) = \sum_{k=0}^M b_k \left(\frac{x - x_i}{\delta x} \right)^k \quad (27)$$

- **Filtro Gaussiano:** Convoluciona la señal de entrada $x[j]$ con una función gaussiana de desviación estándar σ , tal y como se recoge en la ecuación 28. La desviación estándar controla el ancho de la función gaussiana y, por lo tanto, el grado de suavizado de la señal. La convolución consiste en multiplicar cada punto de la señal de entrada por la gaussiana y posteriormente sumar los productos para obtener la función suavizada de salida $y[i]$.

$$y[i] = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \sum_{j=-\infty}^{\infty} x[j] \cdot e^{-\frac{(i-j)^2}{2\sigma^2}} \quad (28)$$

- **Filtro de Mediana:** Funciona de forma similar al filtro de media móvil, solo que en este caso se toma un tamaño de ventana fijo en todo el perfil. El filtro de mediana calcula el valor mediano de los valores dentro de la ventana. Esto lo hace particularmente efectivo para suavizar picos o valores extremos, ya que la mediana es menos sensible a valores extremos que la media.
- **Filtro de Wiener:** Es una técnica de filtrado adaptativo que minimiza el error cuadrático medio entre la señal estimada y la señal verdadera, utilizando información estadística sobre la señal y el ruido. El filtro de Wiener toma una señal de referencia ($d[n]$), que puede ser la señal ruidosa suavizada u otra conocida, y calcula de forma iterativa el residuo ($\varepsilon[n]$) entre la señal de salida ($y[n]$) y ella [33].

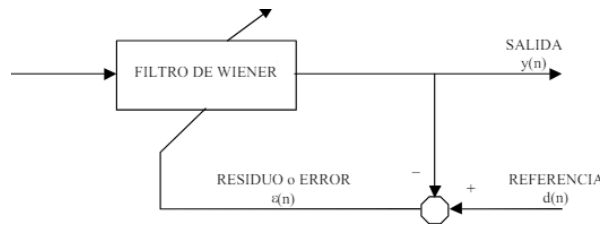


Figura 9: Esquema del funcionamiento del filtro de Wiener [33]

- **Filtro de Hodrick-Prescott (HP):** Consiste en separar una serie de datos (y_t) en dos componentes principales: la tendencia de largo plazo (τ_t) y la componente cíclica de corto plazo (c_t). Para hacer esto, el filtro minimiza las desviaciones entre las fluctuaciones y la tendencia principal siguiendo la ecuación 29, donde λ controla la suavidad del filtrado y T es el número total de elementos de la señal [34].

$$\min_{\tau_t} \left(\sum_{t=1}^T (y_t - \tau_t)^2 + \lambda \sum_{t=2}^{T-1} (\tau_{t+1} - 2\tau_t + \tau_{t-1})^2 \right) \quad (29)$$

4.3. Módulo Python: GFATPY

Para la generación de las señales sintéticas, la validación de los algoritmos de la técnica lidar y el posterior tratamiento de las señales se ha empleado el módulo de Python GFATPY (<https://pypi.org/project/gfatpy/>) con el objetivo de estandarizar las funciones y algoritmos de tratamiento, análisis y representación de las medidas de la instrumentación operada por el Grupo de Física de la Atmósfera (GFAT) de la Universidad de Granada. En la actualidad, GFATPY sigue en desarrollo y los resultados de este trabajo se han implementado en el módulo, permitiendo validar, por medio de señales sintéticas, el correcto funcionamiento de los algoritmos de inversión lidar.

En la figura 10 se recoge un organigrama de los submódulos que conforman GFATPY (cuadros verdes y azules) que agrupan las funciones (cuadros rosas). Cada submódulo se enfoca en un conjunto específico de tareas, lo que promueve una organización lógica y coherente del código. Las funciones de cada submódulo están diseñadas para llevar a cabo operaciones específicas. El diseño modular de GFATPY permite una alta flexibilidad, facilitando tanto la incorporación de nuevas funcionalidades como la modificación de las existentes. En el diagrama de la figura 10 se muestran las principales funciones usadas en este trabajo.

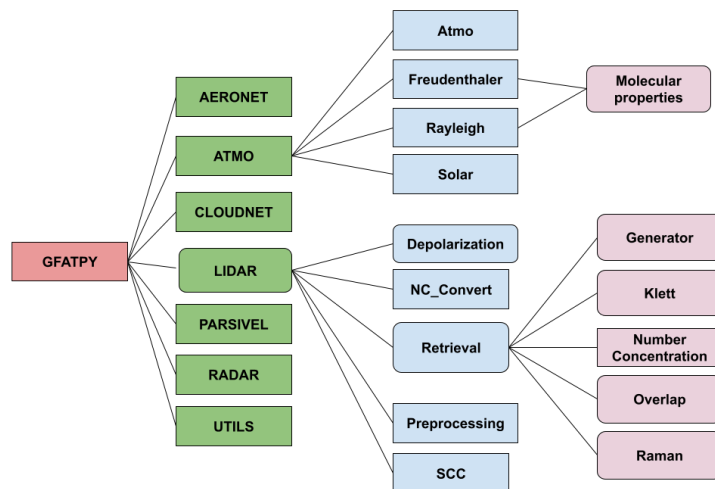


Figura 10: Submódulos de GFATPY (verde y azul) y funciones (rosa) más relevantes para este trabajo

5. Resultados

5.1. Validación de algoritmos de la técnica lidar

Tal y como se indica en la sección 4.1, las señales sintéticas se generan a partir de una atmósfera artificialmente diseñada. Por ello, podemos comparar las propiedades ópticas y físicas de las partículas derivadas de los algoritmos con las propiedades asumidas a priori. Aquí radica la utilidad del uso de señales sintéticas. A continuación, se analiza el desempeño de los siguientes algoritmos bajo evaluación: Klett, Raman, solapamiento (iterativo y explícito).

5.1.1. Algoritmo Klett

Tal y como se ha comentado en la sección 2.5.1, el algoritmo Klett se emplea para obtener el coeficiente de retrodispersión de partícula (β_p) a partir de señales lidares elásticas (Ec:16). En este apartado, se compara el valor del coeficiente de retrodispersión de partícula sintético (β_p^s) con el obtenido aplicando el método de Klett implementado en GFATPY (β_K). La figura 11 muestra ambos coeficientes de retrodispersión a 532 nm (a) y su desviación absoluta (i.e., $\Delta\beta_p = \beta_K - \beta_p^s$) (b). De forma análoga se recogen los coeficientes de extinción y su desviación en las figuras 11c) y 11d) respectivamente.

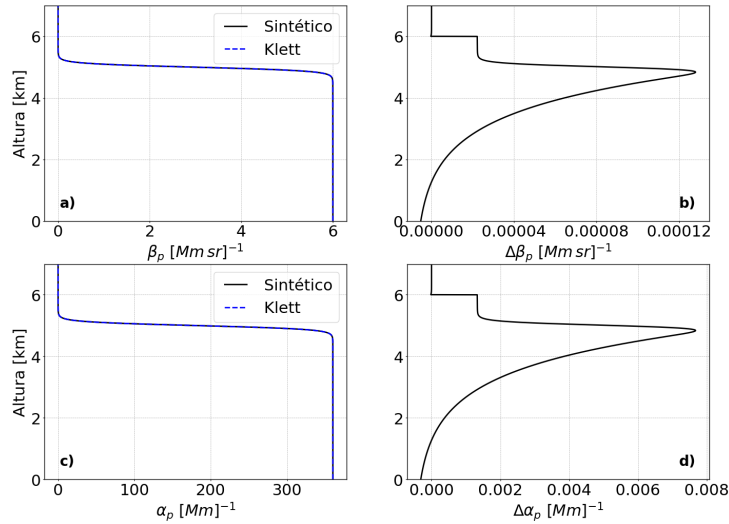


Figura 11: Validación del algoritmo Klett mediante una señal sintética generada para $LR_p = 60 \text{ sr}$ y $\lambda_L = 532 \text{ nm}$. (a) Representación de β_p^s y β_K . (b) Diferencia entre los perfiles de retrodispersión. (c) Representación de α_p^s y α_K . (d) Diferencia entre los perfiles de extinción

Se observa que los perfiles sintéticos (β_p^s) e invertidos (β_K) son prácticamente indistinguibles, con diferencias por debajo de $1.28 \cdot 10^{-4} \text{ (Mm sr)}^{-1}$. En cuanto al coeficiente de extinción, se observa que la desviación tiene la misma forma que para β_p , ya que α se calcula como $\beta \cdot LR_p$, por tanto, son esencialmente la misma representación pero escalada por la razón lidar.

Este análisis se ha repetido para los otros dos canales de longitudes de onda estudiados (355 y 1064 nm), obteniéndose resultados muy similares (tabla 2). Caben dos consideraciones, en primer lugar, se observa que se produce un cambio de signo en el canal de 1064 nm, lo que implica una subestimación en vez de una sobreestimación. Por otro lado, se observa como la desviación disminuye a medida que se incrementa la longitud de onda elástica. No obstante, en todo momento se tienen desviaciones muy pequeñas, del orden de 10^{-4} o inferior.

	Canal de 355 nm	Canal de 532 nm	Canal de 1064 nm
$\Delta\beta_{max}(\text{Mm sr})^{-1}$	$8.01 \cdot 10^{-4}$	$1.28 \cdot 10^{-4}$	$-5.03 \cdot 10^{-6}$
$\Delta\alpha_{max}(\text{Mm})^{-1}$	$4.80 \cdot 10^{-2}$	$7.67 \cdot 10^{-3}$	$-3.01 \cdot 10^{-4}$

Tabla 2: Desviaciones máximas del algoritmo de Klett respecto del valor sintético para $LR_p = 60 \text{ sr}$

Se concluye, por tanto, que el algoritmo está correctamente implementado, ya que las diferencias rondan el 0.01 % para los tres canales de longitud de onda.

5.1.2. Algoritmo Raman

El método Raman es un algoritmo de inversión que permite obtener las propiedades ópticas del aerosol a partir de dos señales, una señal elástica y su correspondiente desplazada Raman (sección 2.5.2). A diferencia del algoritmo Klett, este método tiene dos partes: en primer lugar, se obtiene el coeficiente de extinción (α_R) a partir de la señal Raman, λ_L , λ_R y el exponente de Ångström de extinción (normalmente aproximado a uno) $\hat{a}_\alpha$ (Ec:18). En segundo lugar, se determina el coeficiente de retrodispersión (β_R) mediante ambas señales (elástica y Raman) y el coeficiente de extinción previamente obtenido (Ec:19).

Por tanto, en esta sección se validan los algoritmos para obtener ambas propiedades ópticas a partir de las señales a 532 (elástica) y a 531 nm (desplazada Raman), esto se recoge en la figura 12. Al igual que en el algoritmo Klett, las máximas diferencias entre α_p^s y α_R se da a $\sim 5 \text{ km}$ (d), sin embargo, para el coeficiente de retrodispersión la máxima diferencia se da en los primeros metros (b). La razón lidar sintética es un valor constante fijado en este caso a 60 sr, mientras que LR_R se obtiene de dividir los resultados del algoritmo Raman: $LR_R = \alpha_R / \beta_R$ (e, línea roja). Se observa que la desviación en la razón lidar es muy pequeña, hasta aproximadamente 5 km (f), donde β_R se acerca a 0 y en consecuencia LR_R diverge.

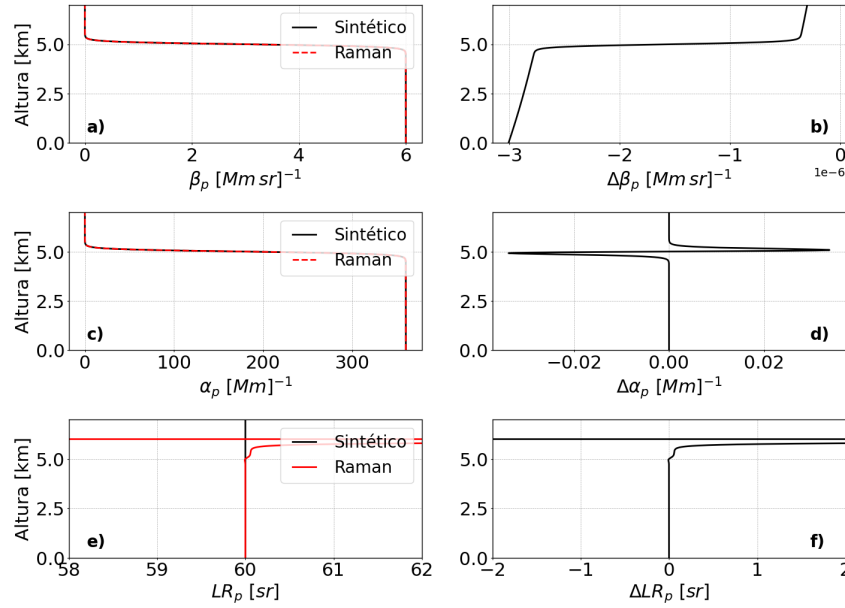


Figura 12: Validación del algoritmo Raman mediante una señal sintética generada para $LR_p = 60$ sr, $\lambda_L = 532$ nm y $\lambda_R = 531$ nm. (a) Perfiles de β_p^s y β_R . (b) Diferencia entre los perfiles de retrodispersión. (c) Perfiles de α_p^s y α_R . (d) Diferencia entre los perfiles de extinción. (e) Perfiles de LR_R y LR_p . (f) Diferencia entre los perfiles de razón lidar

Este análisis se ha repetido para los canales 355-354 nm y 1064-1058 nm. Las máximas desviaciones se recogen en la siguiente tabla:

	Canal de 355-354 nm	Canal de 532-531 nm	Canal de 1064-1058 nm
$\Delta\beta_{max}(Mm\ sr)^{-1}$	$-1.93 \cdot 10^{-6}$	$-3.01 \cdot 10^{-6}$	$-1.02 \cdot 10^{-5}$
$\Delta\alpha_{max}(Mm)^{-1}$	$\pm 5.07 \cdot 10^{-2}$	$\pm 3.38 \cdot 10^{-2}$	$\pm 1.69 \cdot 10^{-2}$

Tabla 3: Desviaciones máximas del algoritmo de Raman respecto del valor sintético para $LR_p = 60$ sr

Se observa como la desviación máxima en el cálculo de la extinción es mayor porcentualmente (desviación de orden 10^{-2} frente a α_R de orden 10^2) respecto de la desviación máxima de la retrodispersión (10^{-6} frente a β_R de orden 1). Esto se debe a que el algoritmo para obtener α_R involucra operaciones matemáticas más complejas como la derivada del logaritmo de la inversa de la señal Raman corregida de rango (Ec:18). Por otra parte, a diferencia del algoritmo Klett, la desviación se incrementa para longitudes de onda mayores. No obstante, nuevamente se concluye que las desviaciones son muy pequeñas, error relativo del orden 0.0001 % para el coeficiente de retrodispersión y 0.01 % para la extinción, por lo que se constata la validez del algoritmo Raman implementado en GFATPY.

5.1.3. Algoritmos de solapamiento

La función de solapamiento representa la entrada paulatina del haz láser en el campo de visión del telescopio, por lo que aumenta monótonamente desde 0 a 1. Para incluir este efecto en la señal sintética, se ha diseñado la función de solapamiento mostrada en la figura 13a). El efecto de la función de solapamiento en la señal corregida de rango se muestra en figura 13b) donde aparecen las señales elástica y Raman. Al aplicar los algoritmos de inversión Klett y Raman a señales sin corregir de solapamiento, las propiedades ópticas de la capa de aerosol en los primeros metros no se corresponden con el perfil sintético. A partir de la altura de solapamiento completo, vuelven a coincidir. Este efecto se observa en la figura 13 c) donde β_K , α_K y α_R no coinciden con los perfiles sintéticos β_p^s y α_p^s . En el caso de β_R , la función de solapamiento no influye, ya que el cociente de las señales elástica y Raman cancela el efecto del solapamiento (Ec:19).

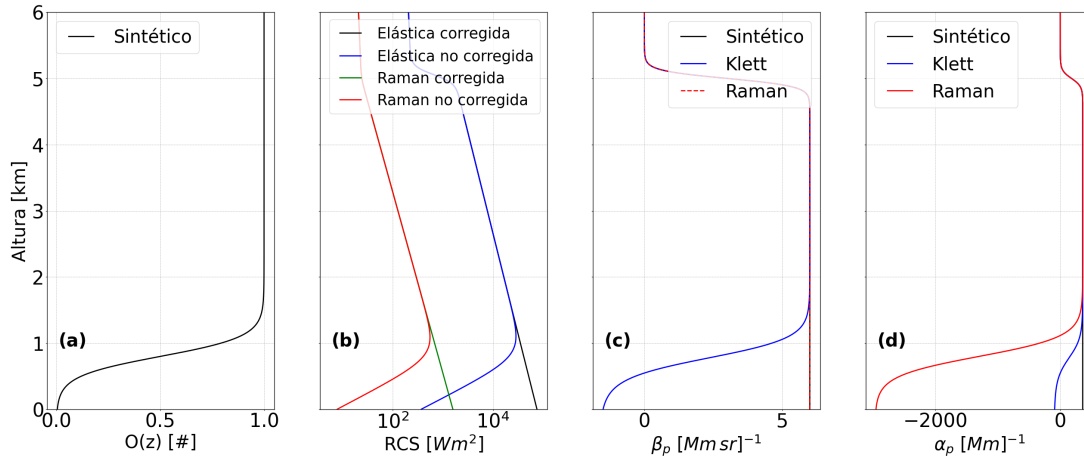


Figura 13: Efectos de la función de solapamiento en las propiedades ópticas de una señal sintética generada para $LR_p = 60 \text{ sr}$, $\lambda_L = 532 \text{ nm}$ y $\lambda_R = 531 \text{ nm}$. (a) Función de solapamiento generada sintéticamente. (b) Perfiles de las RCS elástica y Raman corregidas por solapamiento (líneas verde y negra) o sin corregir (líneas roja y azul). Se han generado de forma sintética multiplicando (no corregidas) o no (corregidas) por la función de solapamiento. (c) Perfiles de los coeficientes de retrodispersión β_p^s , β_K y β_R . (d) Perfiles de los coeficientes de extinción α_p^s , α_K y α_R

La función de solapamiento puede determinarse a partir de los métodos iterativo **Wandinger** y explícito **Comerón** mediante las señales elástica y Raman y las longitudes de onda λ_L y λ_R (ver sección 2.6). En la figura 14 se validan ambos algoritmos por medio de señales sintéticas, comparando los resultados con la función de solapamiento sintética:

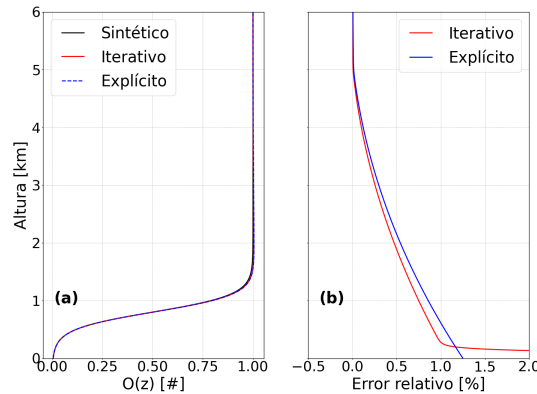


Figura 14: Validación de los algoritmos de solapamiento iterativo y explícito mediante una señal sintética generada para $LR_p = 60 \text{ sr}$, $\lambda_L = 532 \text{ nm}$ y $\lambda_R = 531 \text{ nm}$. (a) Perfiles de las funciones de solapamiento sintética y resultadas de los algoritmos. (b) Error relativo de los algoritmos de solapamiento respecto de la función sintética

Como se puede observar, ambos algoritmos reproducen el solapamiento sintético con diferencias inferiores al 1.25 % por encima de los 200 m. Por debajo de 200 m, la función de superposición iterativa diverge y muestra diferencias mayores que la explícita hasta aproximadamente el 2.2 %. No obstante, ambos algoritmos consiguen recuperar el solapamiento sintético, constatándose la validez de ambos métodos para obtener la función de solapamiento de una señal lidar.

5.1.4. Estudio de la influencia de la razón lidar en la determinación de algoritmos de solapamiento

Los algoritmos de solapamiento necesitan asumir la razón lidar del perfil de aerosol, lo que introduce una incertidumbre añadida al método. En la figura 14 se recoge la validación de los algoritmos de solapamiento empleando la razón lidar sintética de 60 sr, es decir, la misma que se ha utilizado para generar la señal. En esta sección, se pretende variar la razón lidar que se asume en los algoritmos de solapamiento para estudiar su influencia. Se ha observado que una desviación de 10 sr respecto de LR_p es suficiente para que los algoritmos de solapamiento no converjan.

En la figura 15 se representan las funciones de solapamiento obtenidas usando el algoritmo explícito con razones lidar en el rango $[LR_p - 5sr, LR_p + 5sr]$ y la función de solapamiento sintética. Como puede verse, la función de solapamiento calculada con $LR = 60sr$, es la más similar a la función de solapamiento sintética. En la figura 15 b), se puede ver el error relativo calculado siguiendo la ecuación 30, donde $O_{LR \pm 5}(z)$ son las funciones de solapamiento obtenidas y $O(z)$ es el solapamiento sintético:

$$\varepsilon_O(\%) = \left(\frac{O_{LR \pm 5}(z) - O(z)}{O(z)} \right) \cdot 100 \quad (30)$$

Se observa cómo sobreestimar LR_p implica infraestimar la función de solapamiento, y viceversa. Esto provoca errores relativos negativos y positivos, respectivamente (Ec:30). En la figura 15b), se advierte que la desviación no es simétrica: una infraestimación de 5 sr provoca un error relativo del $\sim 37\%$, mientras que si sobreestimamos la misma cantidad, el error relativo es $\sim -25\%$. Por tanto, los algoritmos son mucho más sensibles a la infraestimación de la razón lidar. No obstante, en ambos casos el error es muy grande, por lo que se puede constatar que la razón lidar es un parámetro crítico para los algoritmos de solapamiento: basta una incertidumbre de 10 sr para que el algoritmo no converja y de 5 sr para alcanzar errores relativos de $\sim 40\%$.

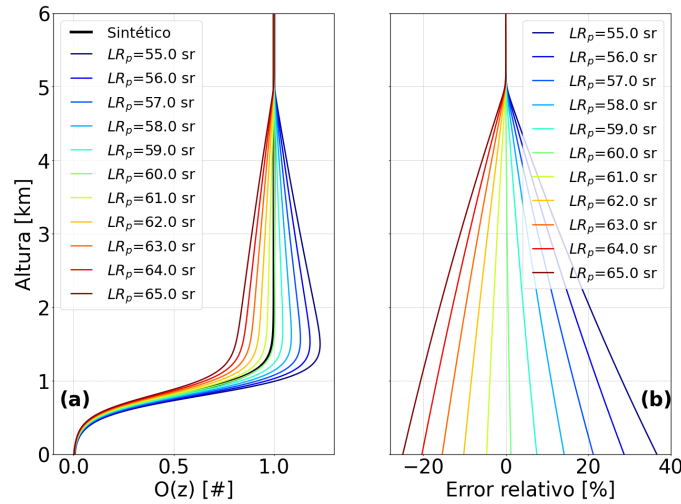


Figura 15: Análisis de la influencia de la razón lidar en los algoritmos de solapamiento para una señal sintética generada para $LR_p = 60$ sr, $\lambda_L = 532$ nm y $\lambda_R = 531$ nm. (a) Perfiles de las funciones de solapamiento sintética y resultadas de los algoritmos sesgadas a ± 5 sr ($O_{LR_p \pm 5}(z)$). (b) Error relativo entre las funciones de solapamiento sesgadas y la función sintética

A continuación, se analiza cómo afectan las funciones de solapamiento determinadas con valores erróneos de LR_p a la determinación del coeficiente de retrodispersión y extinción de partículas mediante los algoritmos Klett y Raman. En la figura 16a), se observa cómo, al contrario de lo que ocurría con las funciones de solapamiento, una infraestimación de la razón lidar se traduce en una disminución del coeficiente de retrodispersión y viceversa. Además, la desviación es prácticamente simétrica (Fig: 16b)), desapareciendo la asimetría de las desviaciones en las funciones de solapamiento. Por tanto, la sobreestimación o infraestimación de la razón lidar afecta en el mismo grado. No obstante, el error relativo de β_p disminuye significativamente con respecto al error relativo en la función de solapamiento, pasando de desviaciones en el rango de $[20\%, 40\%]$ a errores de $\sim 10\%$. Esto pone en manifiesto que la propagación de errores en el tratamiento de las señales lidar no es lineal.

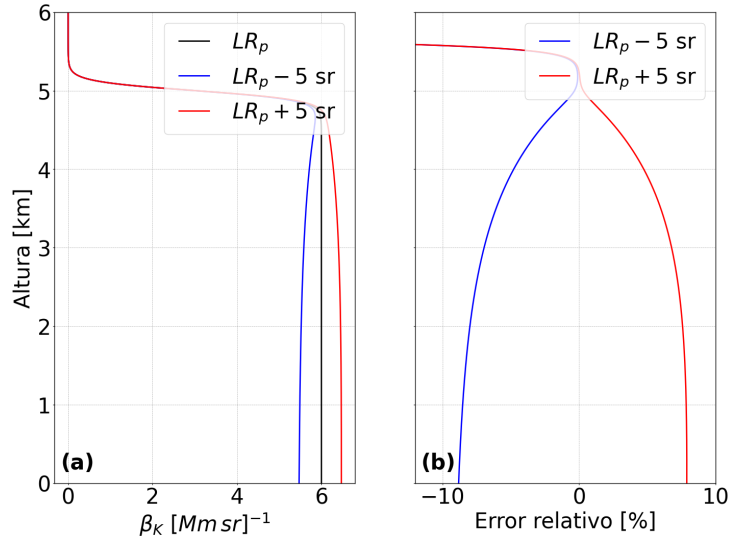


Figura 16: Evaluación de la influencia de las funciones de solapamiento sesgadas $O_{LR_p \pm 5}(z)$ en el algoritmo Klett para una señal sintética generada para $LR_p = 60 \text{ sr}$ y $\lambda_L = 532 \text{ nm}$. (a) Perfiles de β_K para la señal corregida por solapamiento a la razón lidar correcta y para las señales corregidas con $O_{LR_p \pm 5}(z)$. (b) Error relativo de los coeficientes de retrodispersión sesgados respecto del obtenido para LR_p

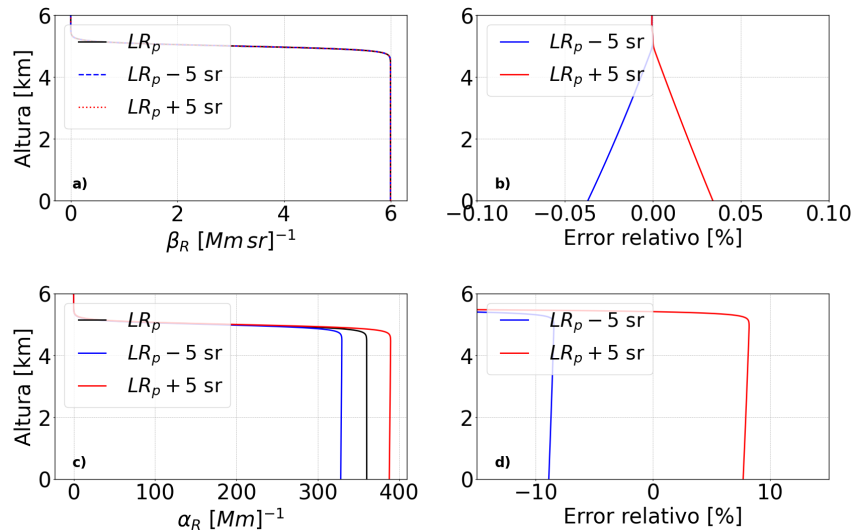


Figura 17: Evaluación de la influencia de las funciones de solapamiento sesgadas $O_{LR_p \pm 5}(z)$ en el algoritmo Raman para una señal sintética generada para $LR_p = 60 \text{ sr}$, $\lambda_L = 532 \text{ nm}$ y $\lambda_R = 531 \text{ nm}$. (a) Perfiles de β_R para la señal corregida por solapamiento a la razón lidar correcta y para las señales corregidas con $O_{LR_p \pm 5}(z)$. (b) Error relativo de los coeficientes de retrodispersión sesgados. (c) Perfiles de α_R para la señal corregida por solapamiento a la razón lidar correcta y para las señales corregidas con $O_{LR_p \pm 5}(z)$. (d) Error relativo de los coeficientes de extinción sesgados

En cuanto al algoritmo Raman, en la figura 17b) se observan errores relativos muy pequeños en el coeficiente de retrodispersión de partículas. Esto era de esperar, ya que como hemos comentado β_R no se ve afectado por el solapamiento incompleto (sección 2.5.2). No ocurre lo mismo con el coeficiente de extinción de partículas, cuyos errores relativos son significativos (ver figura 17d)). Los resultados obtenidos para α_R son muy similares a los de β_K : una infraestimación (sobreestimación) de LR_p se traduce en una disminución (aumento) de α_R y aparece simetría para $LR_p \pm 5 \text{ sr}$ con desviaciones máximas de $\sim 10\%$.

Este análisis se ha repetido para diferentes valores de LR_p con el objetivo de determinar el comportamiento de los algoritmos a una desviación de $\pm 5 \text{ sr}$ para diferentes valores de razón lidar. Las desviaciones máximas para cada razón lidar se recogen en las siguientes tablas:

	$O_{LR_p-5}(z)$	β_K	β_R	α_R
30 sr	35.52 %	-15.10 %	-0.04 %	-17.00 %
60 sr	36.54 %	-8.82 %	-0.04 %	-8.88 %
90 sr	38.08 %	-6.29 %	-0.04 %	-6.31 %
120 sr	40.16 %	-5.09 %	-0.04 %	-5.13 %

Tabla 4: Desviaciones máximas de $O_{LR_p-5}(z)$, β_K , β_R y α_R para diferentes valores de LR_p

	$O_{LR_p+5}(z)$	β_K	β_R	α_R
30 sr	-25.53 %	15.21 %	0.04 %	16.21 %
60 sr	-24.92 %	7.88 %	0.03 %	7.69 %
90 sr	-24.03 %	4.90 %	0.03 %	4.71 %
120 sr	-22.84 %	3.26 %	0.03 %	3.12 %

Tabla 5: Desviaciones máximas de $O_{LR_p+5}(z)$, β_K , β_R y α_R para diferentes valores de LR_p

Se observa que a medida que aumenta la razón lidar, disminuye el error relativo en los algoritmos de inversión (β_K y α_R) para $LR_p \pm 5$ sr, probablemente debido a que la desviación porcentual es mucho mayor con $LR_p = 30$ sr que con $LR_p = 120$ sr. Por el contrario, para la función de solapamiento, se observa como los errores relativos permaneces aproximadamente constante para las diferentes razones lidar, aumentando ligeramente a medida que aumenta LR_p para la sobreestimación y al revés para la infraestimación. Las desviaciones para β_R son muy pequeñas, ya que no se ve afectada por el solapamiento.

5.2. Tratamiento de las señales lidar para la reducción de ruido

5.2.1. Selección del mejor tipo de filtrado en la señal

Tal y como se detalla en la metodología (sección 4.2), añadir ruido gaussiano a la señal sintética permite generar señales más realistas. Ya que el ruido afecta a la determinación de las propiedades ópticas de las partículas de aerosol, en esta sección, se analizan las técnicas de suavizado a aplicar a las señales lidar analógicas. Se han aplicado las seis técnicas de filtrado descritas en la metodología (ver Sec. 4.2) a la señal sintética con el ruido de la figura 8 modificando los siguientes parámetros (σ_f) para cada filtro:

- **Media móvil:** su parámetro es el número de puntos que se escogen para hacer la media.
- **Gaussiano:** su parámetro es la desviación estándar de la gaussiana.
- **Savitzky-Golay:** el parámetro que se varía es el número de puntos de la serie polinómica. Debe ser un número impar y mayor o igual al orden del polinomio (dos, en este caso).
- **Mediana:** se varían el número de puntos que se escogen para hacer la mediana.
- **Wiener:** se cambia el tamaño de la ventana de suavizado, es decir, la cantidad de puntos que se utilizan para calcular el promedio local o el ajuste del filtro en cada punto de la señal.
- **Hodrick-Prescott:** se estudian diversos parámetro de suavizamiento. Este parámetro controla el equilibrio entre la suavidad de la tendencia y el ajuste a los datos originales.

Los parámetros anteriormente comentados se han variado en diferentes rangos para cada filtro, con el fin de encontrar aquel que minimice el error relativo entre la señal filtrada y la señal sintética sin ruido. Por ejemplo, para el filtro gaussiano se ha variado la desviación estándar en un rango entre 5 y 35 en pasos de 5 (Fig. 18). Por encima de $\sigma_f=35$ se suavizaba en exceso la señal, perdiendo información relevante.

Este procedimiento se ha realizado para las seis técnicas de filtrado, obteniéndose representaciones similares. Por ello, se analizarán con detenimiento tan solo los resultados del filtro gaussiano y Savitzky-Golay. En las figuras 19 y 18, se recogen las señales lidar filtradas ambos métodos.

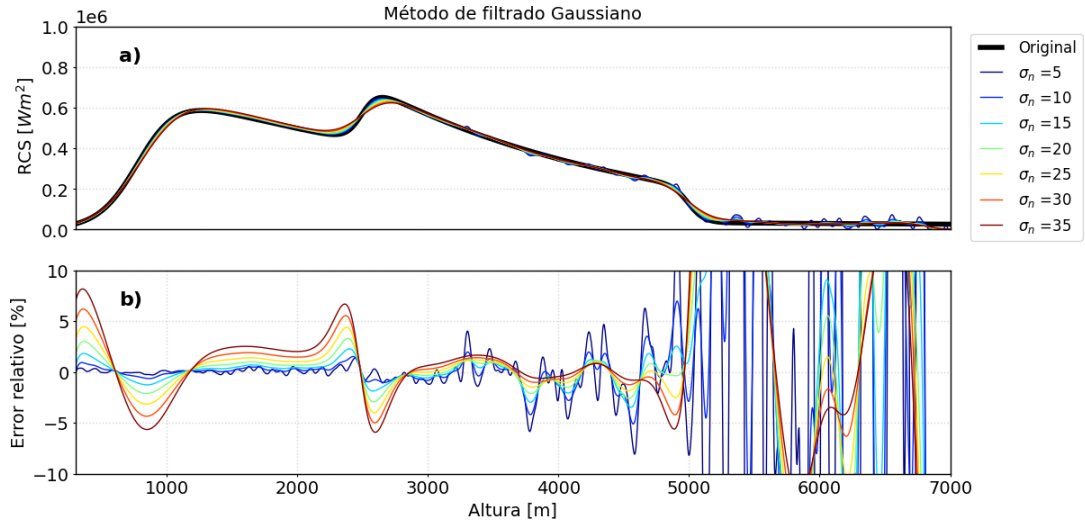


Figura 18: Análisis del método de filtrado Gaussiano para diferentes valores de σ_f en un rango entre 5 y 35. (a) RCS sintética (Fig:8) antes de añadirle ruido y perfiles de las RCS filtradas con diferentes σ_f . (b) Errores relativos de diferentes señales filtradas respecto de la señal sintética

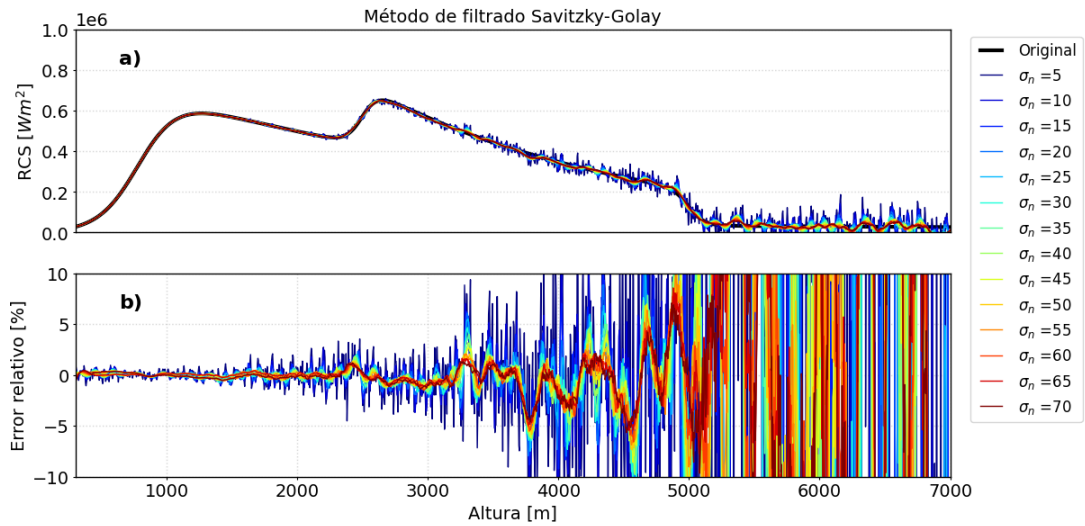


Figura 19: Análisis del método de filtrado Savitzky-Golay para diferentes valores de σ_f en un rango entre 5 y 70. (a) RCS sintética (Fig:8) antes de añadirle ruido y perfiles de las RCS filtradas con diferentes σ_f . (b) Errores relativos de diferentes señales filtradas respecto de la señal sintética

Si comparamos las figuras 19a) y 18a), vemos a simple vista como las señales filtradas por el método gaussiano presentan menor ruido y son curvas más suaves. No obstante, se observa que el filtro gaussiano presenta mayores errores relativos a bajas alturas (Fig:18b)), mientras que el filtro de Savitzky-Golay inicialmente tiene un bajo error relativo, pero se incrementa notablemente para alturas mayores, donde hay más ruido en la RCS (Fig:19b)).

Una vez se han seleccionado los mejores parámetros para cada filtro (σ_f^{opt}), se comparan todos los filtros usando $\sigma_f = \sigma_f^{opt}$ en la figura 20:

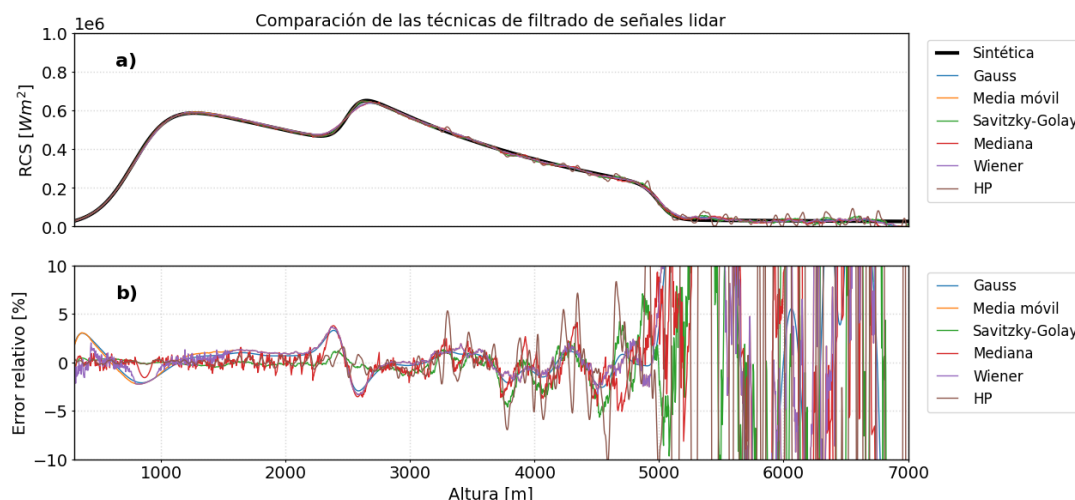


Figura 20: Comparación de diversos métodos de filtrado de señales lidar para señal sintética ruidosa de la figura 8. (a) RCS sintética sin ruido y perfiles de las RCS filtradas con diferentes técnicas. (b) Errores relativos de diferentes señales filtradas respecto de la señal sintética

El proceso de añadir ruido gaussiano a la señal es aleatorio, ya que se añaden puntos a la señal sintética siguiendo una distribución aleatoria gaussiana. En consecuencia, el ruido que se añade es ligeramente distinto cada vez que se ejecuta el procedimiento. Por ello, se ha realizado el análisis de la figura anterior 10 veces y se han promediado los resultados, obteniéndose los errores relativos recogidos en la siguiente tabla:

Gaussiano	Wiener	Media móvil	Savitzky-Golay	Mediana	HP
$(7.73 \pm 0.28) \%$	$(8.06 \pm 0.16) \%$	$(8.23 \pm 0.25) \%$	$(10.11 \pm 1.26) \%$	$(10.56 \pm 0.84) \%$	$(20.15 \pm 2.23) \%$

Tabla 6: Promedio del error relativo que hay entre la señal original y la filtrada con distintos métodos

El filtro gaussiano proporciona el mejor suavizado $(7.73 \pm 0.28) \%$, seguido de los filtros de Wiener $(8.06 \pm 0.16) \%$ y de media móvil $(8.23 \pm 0.25) \%$. Los filtros Savitzky-Golay y mediana también ofrecen buenos resultados, ya que tienen un error relativo promedio de $\sim 10 \%$ (límite para el que consideramos que recuperamos la señal sin ruido). No así el filtro HP que presenta un error relativo de hasta el $(20.15 \pm 2.23) \%$.

5.2.2. Relación entre el nivel de ruido y la precisión del filtro.

Una vez se ha determinado que la mejor técnica de filtrado es la gaussiana, falta tratar la problemática. El parámetro está vinculado al nivel de ruido: se requiere una relación empírica que relacione el menor valor de σ_f que debe tener dicho filtro para corregir una señal analógica con un ruido de orden σ_n . Se ha añadido ruido con desviaciones estándar en el rango $\sigma_n \in [10^{-4}, 10^{-3}]$ y para cada valor σ_n se ha buscado el menor $\sigma_f \in [0.1, 20]$ que filtre la señal con menos de un 10 % de error relativo promedio respecto de la señal sintética sin ruido. Este proceso se repite 20 veces para tener en cuenta la aleatoriedad del ruido y se hace el promedio de todas las iteraciones. La figura 21 muestra los resultados obtenidos y su ajuste lineal:

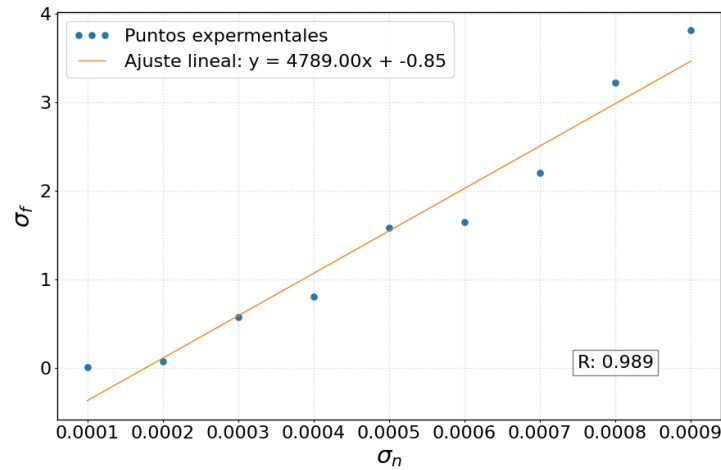


Figura 21: Ajuste lineal para el menor valor de σ_f del filtro gaussiano que corrige una señal lidar analógica con ruido gaussiano de orden σ_n . El coeficiente de correlación es $R=0.989$, por lo que los puntos experimentales se ajustan a la recta naranja con gran precisión

Repitiendo este procedimiento 10 veces (con sus 20 iteraciones cada vez) y haciendo un promedio de las rectas de ajuste, se llega a la ecuación 31, donde se ha despreciado la contribución del coeficiente b del ajuste:

$$\sigma_f \approx (1.03 \pm 0.84) \cdot 10^4 \sigma_n \quad (31)$$

La ecuación 31 establece una relación cuantitativa entre la cantidad de ruido de una señal lidar analógica y el nivel del filtrado gaussiano necesario para que la señal difiera en menos de un 10 % de la sintética sin ruido. Cabe recordar que el ruido gaussiano se añade a las señales previas a su corrección por rango. Por tanto, la ecuación 31 responde a una proporción entre el ruido de la señal P_{rec} y el filtrado de dicha señal. Si el ruido se añade directamente a la RCS, se observa la siguiente tendencia:

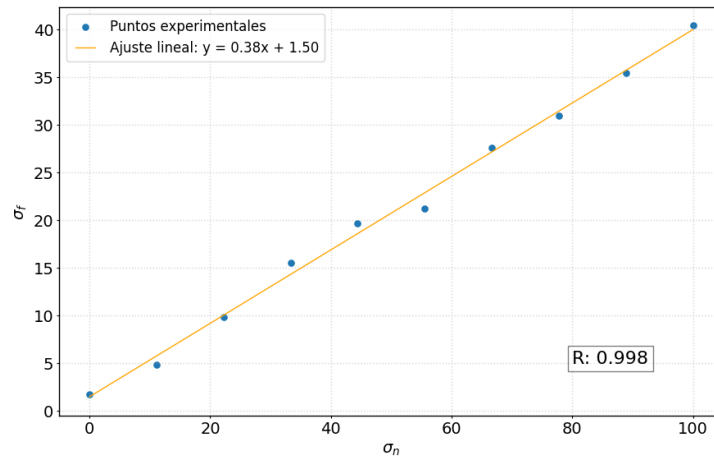


Figura 22: Ajuste lineal para el menor valor de σ_f del filtro gaussiano que corrige una RCS a la que se le ha añadido ruido gaussiano de orden σ_n . El coeficiente de correlación es $R=0.998$, por lo que los puntos experimentales se ajustan a la recta naranja con gran precisión

Repitiendo este procedimiento 10 veces y haciendo un promedio de las rectas de ajuste, se llega a la siguiente ecuación:

$$\sigma_f \approx (0.44 \pm 0.23) \sigma_n \quad (32)$$

Por tanto, se llegan a ecuaciones experimentales diferentes en función de si se añade ruido a la señal antes o después de corregirla por rango. De hecho, en el caso de añadir ruido a la señal se debe usar un $\sigma_f > \sigma_n$, esta desigualdad se invierte si el ruido se añade a la RCS.

5.3. Estudio de sensibilidad de los algoritmos de la técnica lidar al ruido

El ruido en una señal lidar afecta al cálculo de sus propiedades ópticas. La Fig:23-izquierda muestra el coeficiente de extinción obtenido de una señal real, medida con el sistema lidar operado en el IISTA-CEAMA (Granada) [35], y el coeficiente de extinción de una señal lidar sintética ruidosa que pretende emular la señal real (Fig:23-derecha).

El coeficiente de extinción para la señal real se ha medido asumiendo $LR = 70 \text{ sr}$ en el canal de longitud de onda de $\lambda_L = 1064 \text{ nm}$; para generar la señal sintética elástica se han seleccionado los mismos valores de LR y λ_L y se ha añadido un ruido gaussiano del orden de $\sigma_n = 8 \cdot 10^{-6}$. Las representaciones son similares, aunque difieren especialmente para bajas alturas, donde la señal sintética tiene un valor de α_p mayor. No obstante, con la figura 23 se pone en manifiesto que las propiedades ópticas de la señal (sintética y real) incrementan su ruido por propagación de errores. Por lo tanto, en esta sección se va a evaluar como se propaga el ruido en los algoritmos de inversión y solapamiento, antes y después de filtrar la señal.

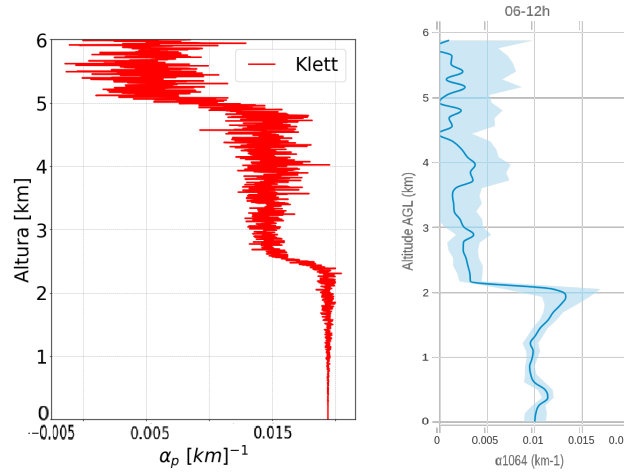


Figura 23: Comparación entre perfiles de extinción obtenidos tras aplicar el algoritmo de Klett a una señal sintética ruidosa (izquierda) y los perfiles de extinción medidos experimentalmente en el IISTA para un día característico (15/06/2023) en la (derecha)

5.3.1. Algoritmos de solapamiento

Para evaluar la propagación del ruido en el algoritmo de determinación de la función de solapamiento, se ha añadido ruido gaussiano con $\sigma_n=25$ y $\sigma_n=1$ a las señales corregidas de rango elástica y Raman, respectivamente. Las RCS sintéticas generadas con y sin ruido y el perfil de SNR que corresponde a dichas señales se representan en las figuras 24a y 24b. Los valores de la SNR de la señal elástica y Raman se encuentran en el intervalo $SNR \in [10, 100]$, lo que significa que el ruido añadido es pequeño, ya que la señal es 100 veces mayor que el ruido para bajas alturas y aproximadamente 10 veces mayor para alturas por encima de los 5 km.

Se ha aplicado el algoritmo de solapamiento explícito a las señales sintéticas antes y después de añadirles ruido, el resultado para la señal elástica se recoge en la figura 24c). Se observa que la función de solapamiento obtenida presenta un ruido significativo por encima de 4 km.

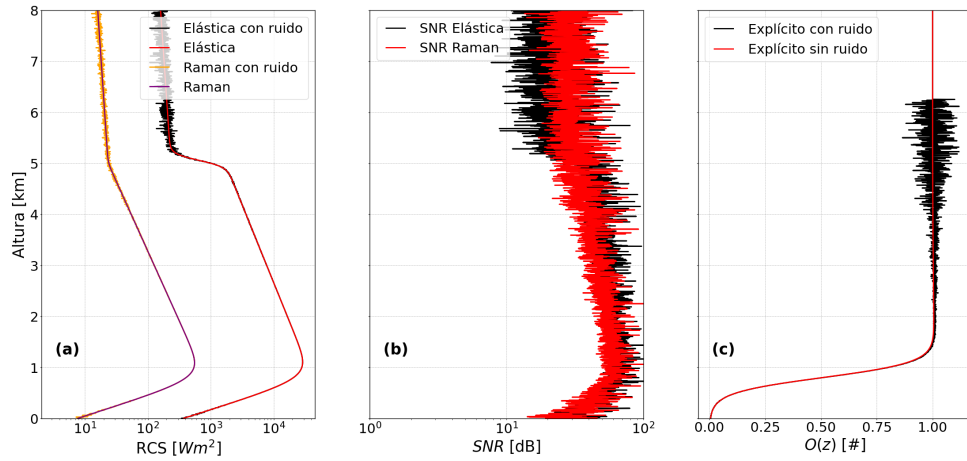


Figura 24: Análisis de la propagación del ruido en los algoritmos de solapamiento para una RCS elástica y Raman sin corregir por solapamiento generadas con $\lambda_L = 532 \text{ nm}$, $\lambda_R = 531 \text{ nm}$, $LR_p = 60 \text{ sr}$ y $\dot{a}_\alpha = 1$ con ruido gaussiano de media $\mu = 0$ y desviación estándar $\sigma_n = 25$ (elástica) y $\sigma_n = 1$ (Raman). (a) Perfiles de las RCS elástica y Raman sin ruido y con ruido gaussiano. (b) Perfiles de SNR para estas señales. (c) Funciones de solapamiento obtenidas tras aplicar el algoritmo explícito a la señal elástica con y sin ruido

Conociendo la proporción que establece la ecuación 32, se ha corregido la RCS ruidosa con un $\sigma_f = 10$ para la elástica y $\sigma_f = 0.4$ para la Raman y se ha aplicado el algoritmo explícito a la señal filtrada. En la figura 25 se evalúa la similitud entre la señal elástica filtrada y la señal sin ruido, antes (b) y después de corregir por solapamiento (e). Se observa en ambas subfiguras que el error relativo máximo es de $\pm 5\%$. Lo que constata que corregir por solapamiento no incrementa el ruido en la señal si esta se ha filtrado correctamente antes.

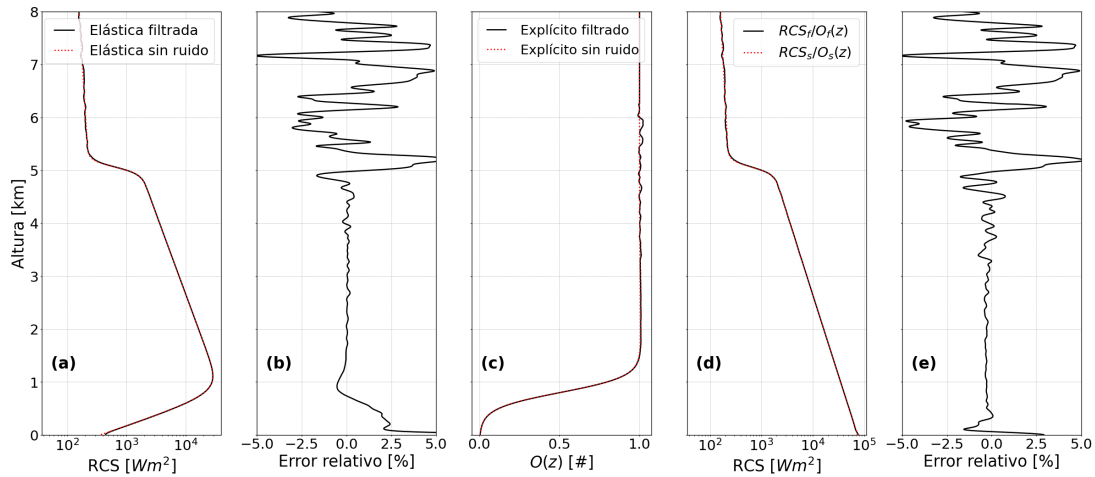


Figura 25: Evaluación de la validez del filtrado gaussiano en la corrección por solapamiento para una RCS elástica generada con $\lambda_L = 532 \text{ nm}$, y $LR_p = 60 \text{ sr}$. (a) RCS elástica antes de añadirle ruido (RCS_s) y tras el proceso de filtrado (RCS_f). (b) Error relativo de la RCS_f respecto de la RCS_s . (c) Funciones de solapamiento obtenidas tras aplicar el algoritmo explícito a la señal elástica sin ruido (O_s) y filtrada (O_f). (d) RCS_s y RCS_f corregidas por solapamiento (e) Error relativo entre las RCS corregidas por solapamiento

5.3.2. Algoritmos de inversión

En esta sección se analiza la propagación del ruido de una señal a sus propiedades ópticas. Para ello, se ha generado una señal idéntica a la de la figura 24a, pero asumiendo solapamiento completo ($O(z) = 1, \forall z$). En la figura 26 se observa el resultado de aplicar los algoritmos Klett y Raman a la señal:

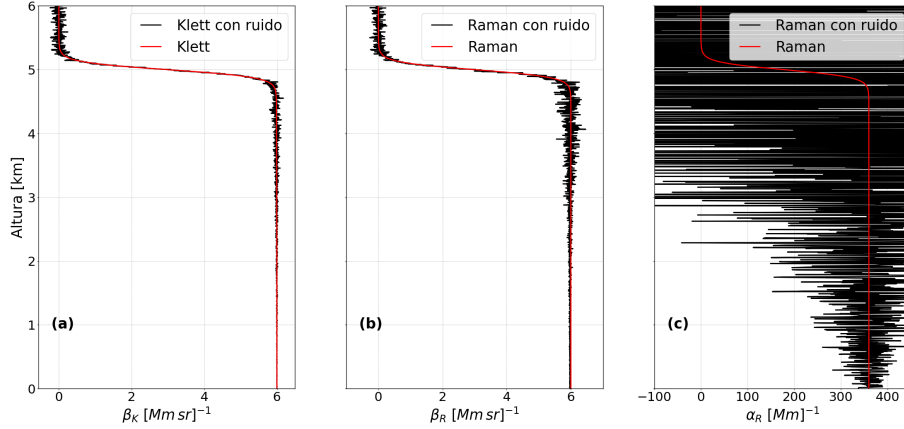


Figura 26: Análisis de la propagación del ruido en los algoritmos de inversión para una RCS elástica y Raman con solapamiento completo generadas con $\lambda_L = 532 \text{ nm}$, $\lambda_R = 531 \text{ nm}$, $LR_p = 60 \text{ sr}$ y $\dot{a}_\alpha = 1$ con ruido gaussiano de media $\mu = 0$ y desviación estándar $\sigma_n = 25$ (elástica) y $\sigma_n = 1$ (Raman). (a) Perfil de β_K calculado para la señal sintética con y sin ruido (b) Perfil de β_R calculado para la señal sintética con y sin ruido (c) Perfil de α_R calculado para la señal sintética con y sin ruido

Se observa que el ruido de la señal afecta a los resultados de todos los algoritmos, a pesar de que se ha añadido un ruido pequeño ($SNR \in [10, 100]$). No obstante, el efecto es muchísimo más acusado en el perfil de α_R . Con anterioridad se ha comentado que el algoritmo para obtener α_R involucra operaciones matemáticas que pueden incrementar mucho el ruido de la RCS (Sec.2.5.2). Si observamos la ecuación 18 el término clave en el análisis es $\frac{d}{dz} \left[\log \left(\frac{N}{RCS} \right) \right]$. En la siguiente figura se observa la evolución del ruido en el cálculo del coeficiente de extinción:

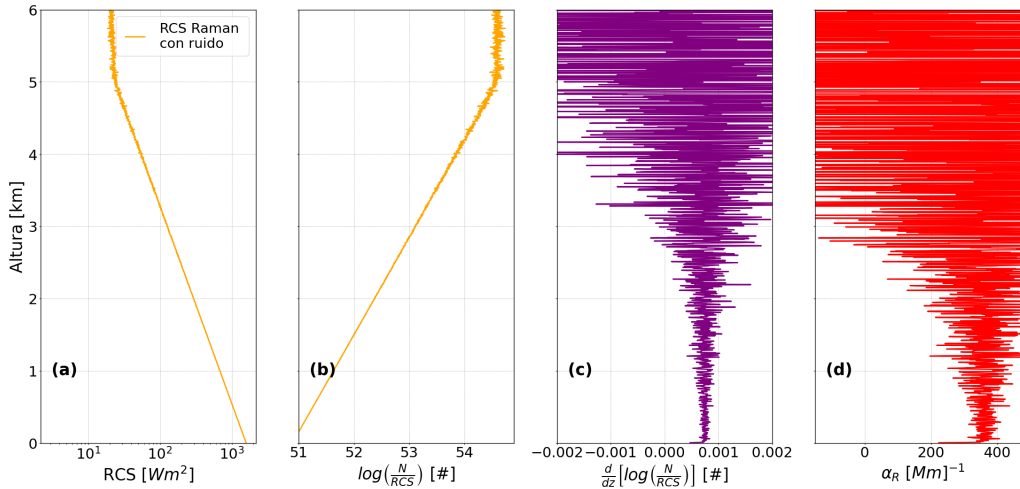


Figura 27: Estudio de la evolución del ruido en el cálculo de α_R para una RCS Raman generada con $\lambda_R = 531 \text{ nm}$, $LR_p = 60 \text{ sr}$, y $\dot{a}_\alpha = 1$ con ruido gaussiano de media $\mu = 0$ y desviación estándar $\sigma_n = 1$. (a) Perfil de la RCS Raman con ruido gaussiano (b) Logaritmo del cociente de la concentración de moléculas y la RCS Raman (c) Derivada del logaritmo del cociente de la concentración de moléculas y la RCS Raman (d) Perfil de α_R de la RCS Raman ruidosa

En la figura 27c) se observa como el ruido se incrementa significativamente tras calcular la derivada. Si la señal es suave, la derivada tiende a ser relativamente pequeña porque los cambios en la señal son pequeños. Sin embargo, si la función es mínimamente ruidosa, como es el caso de la figura 27b), la

derivada incrementa mucho las fluctuaciones (ruido) de la señal. En la figura 27d) se observa que la forma de α_R es esencialmente la misma que la derivada, por tanto, el ruido de la derivada es tan grande que las operaciones restantes del algoritmo Raman solo escalan la señal, pero no alteran su forma.

Tras haber analizado la propagación del ruido en los algoritmos de inversión, se filtra la señal empleando un filtro gaussiano de igual σ_f que el del apartado anterior (10 para la elástica y 0.4 para la Raman) y se aplican los algoritmos de inversión a la señal filtrada. Las desviaciones absolutas entre la señal filtrada y la sintética son proporcionales al ruido.

Para el algoritmo Klett se recoge la comparación entre ambos perfiles de retrodispersión en la figura 28. Se observa que la desviación máxima es $\sim 0.1 (Mm sr)^{-1}$, lo que corresponde con un error relativo máximo es del orden del 1%. Por tanto, podemos concluir que el filtrado es efectivo y conseguimos recuperar el coeficiente de retrodispersión con un error relativo aceptable, ya que en la mayoría del perfil las desviaciones absolutas tienden a cero.

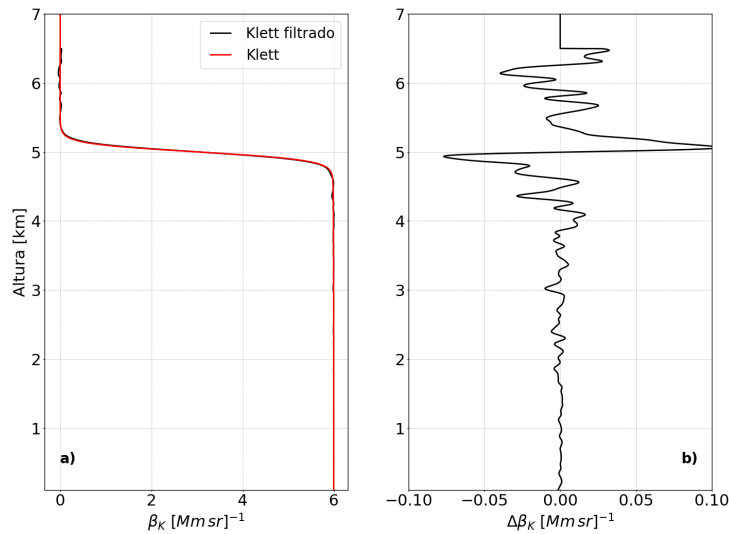


Figura 28: Análisis de la desviación de β_K para la señal filtrada respecto de la señal original generada con $\lambda_L = 532 nm$ y $LR_p = 60 sr$. (a) Perfil de β_K para la señal elástica sin ruido y filtrada. (b) Desviación entre el coeficiente de retrodispersión sin ruido y el filtrado

El mismo procedimiento para el algoritmo Raman se muestra en la figura 29. Se puede ver en la figura 29b) que el coeficiente de retrodispersión presenta una desviación máxima del orden de $\sim 0.15 (Mm sr)^{-1}$, similar a los resultados obtenidos para el algoritmo Klett. No obstante, para el caso de la extinción, la desviación sigue siendo muy grande tras el filtrado, de hecho el ruido es del orden de la señal (orden 10^2). Por tanto, a pesar de que el filtrado consigue recuperar la señal con un error relativo máximo de $\sim 5\%$, el ruido se amplifica en el cálculo de α_R .

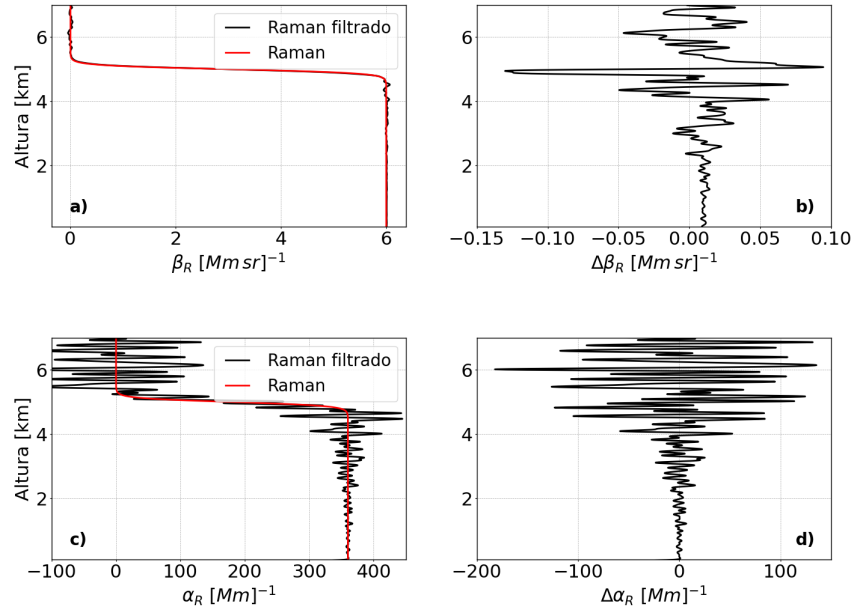


Figura 29: Análisis de la desviación de β_R y α_R para la señal filtrada respecto de la señal original generada con $\lambda_L = 532 \text{ nm}$, $\lambda_R = 531 \text{ nm}$ y $LR_p = 60 \text{ sr}$. (a) Perfil de β_R para la señal Raman sin ruido y filtrada. (b) Desviación entre el coeficiente de retrodispersión sin ruido y el filtrado (c) Perfil de α_R para la señal Raman sin ruido y filtrada. (d) Desviación entre el coeficiente de extinción sin ruido y el filtrado

Se ha repetido este análisis para los canales de longitud de onda de 355-354 nm y 1064-1058 nm, obteniendo representaciones muy similares. Las desviaciones máximas encontradas son del mismo orden para todas las longitudes de onda: (1-5) % para β_K y β_R y 100 % para α_R . Por tanto, la adición de ruido y el proceso de filtrado no depende, o al menos, de forma significativa de las longitudes de onda elástica y Raman. Como se ha comentado anteriormente, el ruido gaussiano es aleatorio, por lo que cada vez que se realiza el análisis los valores absolutos de las desviaciones difieren, pero el orden es siempre el mismo.

6. Conclusiones

Este trabajo ha permitido realizar un estudio exhaustivo sobre la validación y aplicación de diferentes algoritmos en la técnica lidar para la caracterización de aerosoles atmosféricos mediante señales sintéticas. Los principales hallazgos y contribuciones de esta investigación pueden dividirse en tres ámbitos: validación de los algoritmos de inversión y solapamiento implementados en el módulo GFATPY, determinación de la mejor técnica de suavizado para las señales lidar y estudio de la sensibilidad de los algoritmos validados al ruido.

Se han generado satisfactoriamente señales lidar sintéticas elásticas y Raman, resultando muy útiles para la validación de los algoritmos. Se ha demostrado que **el algoritmo Klett de GFATPY está correctamente implementado**, consiguiendo recuperar el coeficiente de retrodispersión de las partículas (β_K) con un error relativo máximo del 0.01 % para los tres canales de longitud de onda elástica estudiados: 355, 532 y 1064 nm. Se ha obtenido la máxima diferencia en torno a 5 km, donde la pendiente del perfil es más acusada. Este comportamiento apunta a que los cambios bruscos de las propiedades ópticas son difícil de determinar, aumentando la incertidumbre en su determinación. Es probable que el uso de métodos numéricos avanzados permita mejorar el comportamiento del algoritmo de inversión en estos casos.

En cuanto a la implementación del algoritmo Raman, se ha obtenido una diferencia máxima para el coeficiente de retrodispersión de partícula (β_R) de 0.0001 %, inferior a la del algoritmo Klett, y de 0.01 % para el coeficiente de extinción de partícula (α_R) en los canales de longitud de onda: 355-354 nm, 532-531 nm y 1064-1058 nm. Se concluye la **validez del algoritmo Raman implementado en GFATPY**, ya que las desviaciones encontradas respecto de los perfiles sintéticos son muy pequeñas. En todo caso, la máxima diferencia para α_R ocurre en el punto de máxima pendiente, no así, para β_R que se da para en

los primeros metros. La razón lidar LR_R se ha obtenido como α_R / β_R , recuperando el valor sintético sin apenas desviación para los primeros 5km. A partir de esta distancia β_R tiende a cero y LR_R diverge.

La validación de los algoritmos de solapamiento iterativo y explícito realizada con los canales de 532-531 nm indica que ambos algoritmos están correctamente implementados en GFATPY. La función de solapamiento explícita presenta desviaciones inferiores al 1.25 % en todo el perfil. Sin embargo, se ha observado que la función de solapamiento iterativa ofrece peores resultados, alcanzando diferencias de hasta el 2.20 % por debajo de 200 metros. Además, se ha estudiado la influencia de la razón lidar de partícula en la determinación de la función de solapamiento, obteniéndose una desviación asimétrica: la infraestimación de la razón lidar causa mayor desviación que la sobreestimación. A su vez, cabe destacar que la estimación de una correcta razón lidar es decisiva para la convergencia de los algoritmos de solapamiento: basta una desviación de 10 sr para que el algoritmo no converja y de 5 sr para alcanzar errores relativos de ~ 40 %.

El uso de señales sintéticas ha permitido, a su vez, evaluar la influencia de corregir la señal con una función de solapamiento sesgada en la determinación de las propiedades ópticas mediante los algoritmos de inversión. Las desviaciones de las funciones de solapamiento sesgadas no se propagan de forma lineal a los algoritmos de inversión: Una función de solapamiento con desviaciones de hasta 40 % tan solo causa desviaciones del 10 % en β_K y α_R . Estas desviaciones se reducen a medida que la razón lidar es mayor.

La adición de ruido a las señales sintéticas ha permitido evaluar la efectividad de filtros de ruido. Tras evaluar los filtros: media móvil, Savitzky-Golay, gaussiano, mediana, Wiener y HP; el filtro gaussiano proporcionó los mejores resultados. Dado que el ruido sintético usado en la señal sintética es gaussiano, es coherente que el suavizado más efectivo sea el filtro gaussiano. Sin embargo, los filtros de Wiener y de media móvil también ofrecen buenos resultados debido a su naturaleza adaptativa. Se ha detectado proporcionalidad entre la desviación estándar del filtro gaussiano (σ_f) y del ruido de la señal sintética (σ_n) a suavizar: $\sigma_f \approx (1.03 \pm 0.84) \cdot 10^4 \sigma_n$. Esto implica que sabiendo el ruido de la señal, puede determinarse el parámetro del filtro gaussiano que proporciona el mejor suavizado.

Finalmente, se ha evaluado la propagación del ruido en los algoritmos de inversión y solapamiento mediante la señal sintética con ruido. La función de solapamiento obtenida tras aplicar el algoritmo explícito a la señal hereda el ruido, siendo especialmente significativo por encima de los 4 km. Se ha observado que el error relativo entre la señal filtrada antes y después de corregir por solapamiento es el mismo, por lo que se concluye que corregir por solapamiento no incrementa el ruido de la señal.

Para los algoritmos de inversión, se constata que el ruido de la señal se propaga a las propiedades ópticas del aerosol, siendo particularmente relevante el impacto del ruido en α_R , debido a las operaciones matemáticas que amplifican significativamente el ruido (e.g., derivada). Si se filtra la señal, los coeficientes β_K y β_R se recuperan con un error relativo considerablemente inferior. Mientras que para α_R , aun tras el filtrado se obtiene una desviación relativa del orden del 100 %. Por tanto, se evidencia la utilidad del filtrado en la señal para la determinación del coeficiente de retrodispersión del aerosol.

Las señales lidar sintéticas generadas en este estudio han demostrado ser de crucial importancia para la validación de los algoritmos de inversión utilizados en la caracterización de aerosoles atmosféricos. Estas señales han permitido un análisis detallado del impacto del ruido en los coeficientes de retrodispersión y extinción, así como la evaluación de las diferentes técnicas de filtrado. Además, gracias a la simulación de condiciones reales con la adición de ruido gaussiano, las señales sintéticas han facilitado la identificación de las limitaciones y fortalezas de cada técnica, ofreciendo una base sólida para el desarrollo de nuevas estrategias que mejoren la precisión y robustez de las inversiones lidar.

Referencias

- [1] Guerrero Rascado, J. L. (2008). *Técnica Lidar para caracterización atmosférica mediante dispersión elástica y Raman*.
- [2] Horvath H., R. M. Harrison and R. Van Grieken Eds. (1998), *Influence of atmospheric aerosols upon the global radiation balance. Atmospheric particles*. John Wiley&Sons Ltd.
- [3] EPA commission. Air Quality Criteria for Particle Matter. Environmental Protection Agency (EPA) US. 2004.
- [4] Forster P. et al. IPCC. (2021) *Climate Change 2021: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. IPCC. Cambridge University Press.
- [5] Ismail, K. (2015). *Fabrication and characterisation of SERS substrates through photo-deposition of Gold Nanoparticles*.
- [6] Bravo Aranda, J. A. (2014). *Lidar depolarization technique: assessment of the hardware polarizing sensitivity and applications*. Editorial de la Universidad de Granada.
- [7] Liou, K. N. (2002). *An introduction to atmospheric radiation*. ACADEMIC Press INC.
- [8] Wiegner, M., Groß, S., Freudenthaler, V., Schnell, F., & Gasteiger, J. (2011). The May/June 2008. *Saharan dust event over Munich: Intensive aerosol parameters from lidar measurements*. Journal of Geophysical Research Atmospheres, 116(23).
- [9] Ackermann J. (1998) *The extinction-to-backscatter ratio of tropospheric aerosol: A numerical study* J. Atmos. Ocean. Tech., 15, 1043-1050.
- [10] Rayleigh, J. W. (1871). *On the Light from the Sky, its Polarization and Colour*. Philosophical Magazine, 41(4), 107-120; 274-279.
- [11] Sudharshan, B., R., and Kumar, Y. B. (2013). *Micro Pulse Lidar as a Tool for Active Remote Sensing of Atmospheric Particulate*.
- [12] Fernández Carabantes, J. J. (2023). *Efecto Radiativo del Aerosol Atmosférico: Comparación entre Técnicas de Medida*.
- [13] Zieger Paul Christoph. (2011) *Effects of relative humidity on aerosol light scattering*. ETH Zürich.
- [14] Cairo, F., G. Di Donfrancesco, A. Adriani, L. Pulvirenti, and F. Fierli (1999). *Comparison of various linear depolarization parameters measured by lidar*. Appl Optics, 38, 4425-4432.
- [15] Bravo Aranda, J.A. (2023). *Métodos y técnicas de medición del aerosol atmosférico. Tema 4: Introducción a la técnica LIDAR de aerosol*.
- [16] Wandinger, U., & Ansmann, A. (2002). *Experimental determination of the lidar overlap profile with Raman lidar*.
- [17] Comerón, A., Muñoz-Porcar, C., et al. (2023). *An explicit formulation for the retrieval of the overlap function in an elastic and Raman aerosol lidar*. Atmospheric Measurement Techniques, 16(11), 3015–3025.
- [18] Klett, J. D. (1981). *Stable analytical inversion solution for processing lidar returns*.
- [19] Bissonnette, L. R. (1986). *Sensitivity analysis of lidar inversion algorithms*.
- [20] Hughes, H. G., Ferguson, J. A., & Stephens, D. H. (1985). *Sensitivity of a lidar inversion algorithm to parameters relating atmospheric backscatter and extinction*.
- [21] Fernald, F. G. (1984). *Analysis of atmospheric lidar observations: some comments*. Applied Optics, Vol. 23, Issue 5.
- [22] Sasano, Y., E. V. Browell, and S. Ismail. (1985). *Error caused by using a constant extinction/backscattering Ratio in Lidar solution*, Appl. Opt., 24, 3929-3932.
- [23] Klett, J. D. (1985). *Lidar inversion with variable backscatter/extinction ratios*.
- [24] Kaestner, M. (1986). *Lidar inversion with variable backscatter/extinction ratios: comment*.
- [25] Speidel, J., & Vogelmann, H. (2023). *Correct(ed) Klett–Fernald algorithm for elastic aerosol backscatter retrievals: a sensitivity analysis*. Applied Optics, 62(4), 861.
- [26] Bravo Aranda, J.A. (2023). *Métodos y técnicas de medición del aerosol atmosférico. Tema 5: Lidar estático*.
- [27] Ansmann, A., U. Wandinger, M. Riebesell, C. Weitkamp, and W. Michaelis (1992). *Independent measurement of extinction and backscatter profiles in cirrus clouds by using a combined Raman elastic-backscatter lidar*. Appl. Opt., 31, 7113-7131.
- [28] Guerrero Rascado, J. L. (2023) *Métodos y técnicas de medición del aerosol atmosférico. Tema 7: Lidar Raman*.
- [29] Healey, P. (1984). *Optical time domain reflectometry-a performance comparison of the ana-*

- logue and photon counting techniques. In *Optical and Quantum Electronics* (Vol. 16).
- [30] D'Amico, G., Amodeo, A., Mattis, I., Freudenthaler, V., & Pappalardo, G. (2016). *EARLINET Single Calculus Chain-technical andn-dash; Part 1: Pre-processing of raw lidar data*. *Atmospheric Measurement Techniques*, 9(2), 491–507.
- [31] Fang, H. T., & Huang, D. S. (2004). *Noise reduction in lidar signal based on discrete wavelet transform*. *Optics Communications*, 233(1–3), 67–76.
- [32] Andrés Pérez González. (2017). *Tratamiento matemático de señales espectrofotométricas infrarrojas para la cuantificación de azúcares*. Trabajo de Graduación. Universidad del Azuay
- [33] *Capítulo IV: El filtro de Wiener*. (s. f.). Centre Tecnològic de Telecomunicacions de Catalunya (CTTC)
- [34] Kim, Hyeongwoo. *Hodrick-Prescott Filter*. 12 de marzo de 2004.
- [35] Mortier, A. (2023, 15 junio). V-Profiles - Visualization of aerosol profiles measurements and products processed with A-Profiles.
- [36] Li, C., Pan, Z., Mao, F., Gong, W., Chen, S., & Min, Q. (2015). *De-noising and retrieving algorithm of Mie lidar data based on the particle filter and the Fernald method*. *Optics Express*, 23(20), 26509.
- [37] Mao, F., Gong, W., & Li, C. (2013). *Anti-noise algorithm of lidar data retrieval by combining the ensemble Kalman filter and the Fernald method*. *Optics Express*, 21(7), 8286
- [38] ACTRIS. (2024, 29 mayo).
- [39] EARLINET. (2019, 19 diciembre).

Propuesta de Trabajo Fin de Grado en Física

Tutor/a: Juan Antonio Bravo Aranda

Departamento y Área de Conocimiento: Física Aplicada

Correo electrónico: jabravo@ugr.es

Cotutor/a: Lucas Alados Arboledas

Departamento y Área de Conocimiento: Física Aplicada

Correo electrónico: alados@ugr.es

Título del Trabajo: Evaluación de algoritmos de inversión lidar para la obtención de propiedades ópticas y físicas del aerosol atmosférico mediante generación de señales lidar sintéticas.

Tipología del Trabajo:

(Segun punto 3 de las Directrices del TFG aprobadas por Comisión Docente el 10/12/14)

(Marcar con X)

1. Revisión bibliográfica		4. Elaboración de nuevas prácticas de laboratorio	
2. Estudio de casos teórico-prácticos		5. Elaboración de un proyecto	
3. Trabajos experimentales	x	6. Trabajo relacionado con prácticas externas	

Breve descripción del trabajo:

La técnica lidar ofrece la posibilidad de obtener propiedades ópticas y físicas de las partículas de aerosol presentes en la atmósfera con una resolución vertical precisa (por ejemplo, Bravo-Aranda et al., 2015; Granados-Muñoz et al., 2016; Guerrero-Rascado et al., 2009). Esta información es fundamental para investigar los efectos radiativos directos e indirectos del aerosol, lo cual resulta crucial en el estudio del Cambio Climático. Recientemente, se ha establecido la red de infraestructura ACTRIS con el objetivo principal de observar el aerosol atmosférico, las nubes y los gases traza en Europa. En el ámbito de la observación del aerosol atmosférico, el uso de sistemas lidar avanzados es uno de los pilares fundamentales. El Grupo de Física de la Atmósfera (GFAT) de la Universidad de Granada ha adquirido recientemente un nuevo sistema lidar llamado ALHAMBRA y que opera de forma regular en el Instituto Interuniversitario de Investigación del Sistema Tierra en Andalucía (IISTA-CEAMA), con el cual participará en la red de infraestructura ACTRIS (<https://www.Actris.eu/>).

El equipo lidar ALHAMBRA es capaz de generar más de 50 perfiles de medidas por minuto, utilizando diferentes longitudes de onda, planos de polarización, entre otros parámetros, lo que proporciona una gran cantidad de información. Sin embargo, para obtener las propiedades ópticas y físicas del aerosol atmosférico, es necesario utilizar algoritmos de inversión (e.g., Klett, 1985, Fernald, 1984). Actualmente, en el GFAT se está llevando a cabo la traducción de estos algoritmos de MATLAB a PYTHON con el fin de optimizar el procesamiento de los datos, en el marco de la creación de un nuevo módulo llamado GFATPY.

Objetivos planteados:

El propósito principal de este estudio es validar y evaluar los algoritmos de inversión implementados en PYTHON utilizando señales lidar sintéticas. Para lograrlo, se generarán señales lidar sintéticas a partir de perfiles ficticios de aerosol atmosférico en un contexto de atmósfera estándar. Una vez obtenidas las señales sintéticas, se procederá a validar los diferentes algoritmos de inversión en orden ascendente de complejidad. En la etapa de evaluación, se investigarán las fuentes de incertidumbre, como las aproximaciones en las que se basan los algoritmos de inversión o la calidad de la señal en términos de la relación señal-ruido. Además, se considerará la optimización de los algoritmos de inversión para mejorar la eficiencia del procesamiento. La realización de este trabajo requerirá que el estudiante se familiarice con la técnica lidar, la metodología científica y las herramientas de cálculo que se están desarrollando en el GFAT.

Metodología:

La metodología propuesta para el desarrollo de este TFG se dividirá en las siguientes etapas:

- (i) Familiarización con la técnica lidar para la determinación de perfiles de partículas de aerosol, centrándose en el instrumento.
- (ii) Adquisición de conocimientos sobre los algoritmos de inversión mediante el uso del módulo GFATPY.
- (iii) Generación de perfiles sintéticos de aerosol, los cuales se obtendrán de manera artificial en el marco de una atmósfera estándar.
- (iv) Validación de los algoritmos de inversión utilizando las señales lidar sintéticas generadas en la etapa anterior. Se compararán los resultados obtenidos con los valores de referencia conocidos.
- (v) Evaluación de las fuentes de incertidumbre que puedan afectar a los algoritmos de inversión. Además, se explorará la posibilidad de optimizar los algoritmos con el objetivo de mejorar su eficiencia en el procesamiento de los datos.

Esta metodología incluye la posibilidad de realizar medidas con ALHAMBRA o realizar tests de calidad de medidas con el fin de abordar de manera integral el estudio de la técnica lidar y sus algoritmos de inversión, desde su fundamentación teórica hasta su aplicación práctica.

Bibliografía:

- Bravo-Aranda, J. A., G. Titos, M. J. Granados-Muñoz, J. L. Guerrero-Rascado, F. Navas-Guzmán, A. Valenzuela, H. Lyamani, F. J. Olmo, J. Andrey and L. Alados-Arboledas, Study of mineral dust entrainment in the planetary boundary layer by lidar depolarisation technique, *Tellus B*, 67, 26180, <http://dx.doi.org/10.3402/tellusb.v67.26180>, 2015.
- Granados-Muñoz, M. J., Navas-Guzmán, F., Guerrero-Rascado, J. L., Bravo-Aranda, J. A., Binietoglou, I., Pereira, S. N., Basart, S., Baldasano, J. M., Belegante, L., Chaikovsky, A., Comerón, A., D'Amico, G., Dubovik, O., Ilic, L., Kokkalis, P., Muñoz-Porcar, C., Nickovic, S., Nicolae, D., Olmo, F. J., Papayannis, A., Pappalardo, G., Rodríguez, A., Schepanski, K., Sicard, M., Vukovic, A., Wandinger, U., Dulac, F., and Alados-Arboledas, L.: Profiling of aerosol microphysical properties at several EARLINET/AERONET sites during the July 2012 ChArMEx/EMEP campaign, *Atmos. Chem. Phys.*, 16, 7043–7066, <https://doi.org/10.5194/acp-16-7043-2016>, 2016.
- Guerrero-Rascado, J. L., Olmo, F. J., Avilés-Rodríguez, I., Navas-Guzmán, F., Pérez-Ramírez, D., Lyamani, H., and Alados-Arboledas, L.: Extreme Saharan dust event over the southern Iberian Peninsula in september 2007: active and passive remote sensing from surface and satellite, *Atmos. Chem. Phys.*, 9, 8453–8469, <https://doi.org/10.5194/acp-9-8453-2009>, 2009.
- Klett, J. D., "Lidar inversion with variable backscatter/extinction ratios," *Appl. Opt.* 24, 1638-1643 (1985)
- Fernald, F. G. (1984). Analysis of atmospheric lidar observations: some comments. *Applied optics*, 23(5), 652-653.



UNIVERSIDAD
DE GRANADA



Facultad de Ciencias
Sección de Físicas

A rellenar sólo en el caso que el alumno sea quien realice la propuesta de TFG

Alumno/a propuesto/a: Samuel Villalba Torres

Granada, 8 de mayo 2023

Sello del Departamento