



Adquisición, procesamiento y análisis de imágenes hiperrespectrales: de la microscopía de fluorescencia a la industria satelital

Agustina Pose

Mayo de 2017



TEMA: Adquisición, procesamiento y análisis de imágenes hiperespectrales: de la microscopía de fluorescencia a la industria satelital

ALUMNA: Agustina Pose

L.U. N°: 322/10

LUGAR DE TRABAJO: Laboratorio de Electrónica Cuántica, Departamento de Física, Facultad de Ciencias Exactas y Naturales, Universidad de Buenos Aires

DIRECTOR DEL TRABAJO: Dr. Hernán E. Grecco

FECHA DE INICIACIÓN: Abril 2015

FECHA DE FINALIZACIÓN: Mayo 2017

FECHA DEL EXAMEN: Mayo 2017

INFORME FINAL APROBADO POR:

Autor

Jurado

Director

Jurado

Profesor de Tesis de Licenciatura

Jurado

Resumen

El trabajo de tesis aquí presentado se desarrolló en un marco de colaboración entre el Laboratorio de Electrónica Cuántica (LEC) perteneciente a la UBA y la empresa argentina Satellogic, dedicada al armado de satélites pequeños para captura de imágenes de la tierra.

Con la motivación de capturar imágenes satelitales hiperespectrales, la tesista en conjunto con las dos partes diseñaron, fabricaron y pusieron a punto un prototipo de cámara hiperespectral, el cual actuó como prueba de concepto para la cámara que hoy en día se encuentra a bordo de los satélites *Newsat 1 y 2* (alias *Fresco y Batata*) fabricados y lanzados por la empresa Satellogic el 30 de mayo de 2016.

Este trabajo consiste en un estudio acerca de la adquisición, procesamiento y análisis de imágenes hiperespectrales. Trabajando en colaboración con el LEC, la tesis aquí presentada explora asimismo las similitudes y diferencias entre las imágenes hiperespectrales satelitales y las obtenidas en microscopía de fluorescencia, las cuales tienen incontables aplicaciones en medicina y biología.

El análisis de imágenes hiperespectrales efectuado abarca diferentes enfoques. Se estudia su adquisición, detallando el diseño, principio de funcionamiento y resultados obtenidos a partir de la cámara hiperespectral construida. Se analiza asimismo el post procesamiento de este tipo de imágenes, explorando el concepto de *deconvolución espectral* y aplicándolo tanto sobre grupos de imágenes hiperespectrales simuladas como reales.

Índice general

1. Introducción	3
1.1. Imágenes hiperespectrales: definición y aplicaciones	3
1.1.1. Evolución histórica de la fotografía	3
1.1.2. Aplicaciones en distintas ramas de la óptica	6
1.2. Métodos de captura de imágenes hiperespectrales	10
1.2.1. Técnicas de escaneo espectral	10
1.2.2. Técnicas de escaneo espacial	11
1.2.3. Técnicas de toma de imágenes hiperespectrales instantáneas	13
1.2.4. Técnicas de escaneo espacio-espectral	14
1.3. Post procesamiento de imágenes hiperespectrales: deconvolución espectral	16
1.3.1. Algoritmos de deconvolución espectral	18
1.3.2. Modelo sobre la realidad	20
1.3.3. Reducción de dimensionalidad	21
1.3.4. Determinación de <i>endmembers</i>	22
1.3.5. Determinación de abundancias	25
2. Armado y puesta a punto de una cámara hiperespectral	29
2.1. Cámara hiperespectral para uso satelital	29
2.2. Cámara hiperespectral para uso terrestre: teoría y diseño	33
2.2.1. Armado mecánico y método de operación	33
2.2.2. Características técnicas	36
2.2.3. Calibración espectral previa	39
2.3. Resultados	39
2.3.1. Calibración espectral previa	39
2.3.2. Transformación de datos	46
2.3.3. Pruebas de campo	51
2.3.4. Resolución espacial	57

3. Mezclado y deconvolución lineal	59
3.1. Simulación mezclado lineal (<i>linear mixing</i>)	59
3.1.1. Tipos de ruido presentes en sensores CMOS	63
3.1.2. Aplicación de la deconvolución lineal a la microscopía de fluorescencia	66
4. Deconvolución espectral ciega: PCA - VCA	82
4.1. Teoría y base matemática	82
4.1.1. Principal Component Analysis (PCA)	84
4.1.2. Vertex Component Analysis (VCA)	85
4.2. Aplicación de PCA + VCA y deconvolución lineal sobre datos hiperespectrales simulados	89
4.2.1. Implementación de PCA + VCA	91
4.2.2. Desglose del algoritmo	92
4.2.3. Eliminación de píxeles puros	100
4.2.4. Deconvolución a partir de <i>endmembers</i> similares	105
4.3. Aplicación de PCA + VCA sobre imágenes hiperespectrales reales .	107
5. Conclusiones	111

Capítulo 1

Introducción

En este capítulo se explora la teoría general detrás del trabajo aquí presentado. En primer lugar se define el concepto de imagen hiperespectral y sus aplicaciones tanto en la industria satelital como en microscopía. Posteriormente, se detalla el estado del arte de los métodos de adquisición de imágenes hiperespectrales. Por último, se estudia el post procesamiento de las mismas, introduciendo el concepto de deconvolución espectral.

1.1. Imágenes hiperespectrales: definición y aplicaciones

1.1.1. Evolución histórica de la fotografía

Se define a la fotografía como *el procedimiento o técnica que permite obtener imágenes estáticas mediante la acción de la luz sobre una superficie sensible o sobre un sensor*, técnica que ha constituido desde sus inicios un medio de gran utilidad en la investigación científica. [Bull2010]

Gracias a su utilización a nivel científico se tiene la posibilidad de registrar fenómenos que no pueden ser observados directamente, como por ejemplo aquellos que se desarrollan en tiempos muy breves (fotografía ultrarrápida) [Gao2014], o extremadamente lentos (fotografía de baja velocidad), aquellos que se producen a escala microscópica [Smith2011], o que afectan a regiones muy vastas de la Tierra o del Espacio (fotografía aérea, orbital, astronómica) [Hogg2008], aquellos ligados a radiaciones no visibles al ojo humano [Krishnan2009], o situaciones en general en las que el ser humano no es capaz de obtener la información buscada sin hacer uso de esta herramienta.

De la misma forma que tantas otras técnicas empleadas en ciencia, la adquisición de imágenes tiene como objetivo transmitir y almacenar información de un

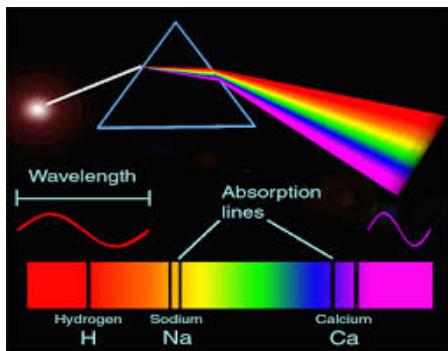


Figura 1.1: Líneas de emisión y absorción del espectro solar. Del análisis del espectro, se pueden identificar elementos químicos en la atmósfera solar como el Sodio, el Hidrógeno y el Calcio. Adaptado de <http://www.flexilearn.ie/course/Advanced-Characterisation-Techniques/38>

objeto. Como lo dice su definición, permite obtener *imágenes estáticas*, las cuales posibilitan su estudio sin necesidad de observación directa.

La fotografía tradicional almacena esta información en forma de un mapa bidimensional permitiendo reproducir la proyección de un objeto sobre un plano. De esta forma, los datos obtenidos están directamente relacionados con propiedades del elemento a ser estudiado (tales como su reflectancia o fluorescencia, por ejemplo). En el caso de la fotografía blanco y negro, las imágenes obtenidas corresponden a mapas bidimensionales de la escena, donde se sensa la intensidad total de cada pixel en una única toma, integrando la luz recibida en un amplio rangopectral.

En el caso de una imagen color (RGB) el cubo de datos obtenido tiene valores para ambas dimensiones espaciales (x, y) y exactamente tres bandas espetrales correspondientes al rojo, verde y azul (lo que equivale a obtener tres imágenes monocromáticas de una misma escena). Las imágenes RGB permiten emular la percepción que el ojo humano tiene del color; sin embargo, existen diversas aplicaciones científicas y técnicas donde una mera percepción del color no resulta suficiente. Es necesario en ciertos casos conocer el espectro completo de un objeto, para lo cual se necesita información más extensa y compleja que la obtenida a partir de únicamente tres bandas espetrales.

Con el correr del tiempo, los procesos de captura de imágenes fueron evolucionando con el objetivo de transmitir información cada vez más completa del objeto de estudio, como por ejemplo su distribución espacial en tres dimensiones [Geng2011], su dinámica a lo largo del tiempo (ya sea que se trate de procesos cortos o largos) o su información espectral, la cual es el objeto de estudio de este trabajo.

Desde fines del siglo XVII la información espectral codificada en los objetos de estudio ha sido de gran interés para la comunidad científica, cuando se empezó a contar con la noción de que la firma espectral de los objetos está asociada a sus propiedades físicas. Uno de los casos de mayor y más antiguo impacto es la espectroscopía astronómica, por ejemplo, la cual comienza con las observaciones iniciales de la luz del Sol dispersa por un prisma, realizadas en el año 1670 por Isaac Newton. Las primeras descripciones de los espectros de Sirio y Arturo por William Herschel (1798) y la clasificación de las líneas del espectro del Sol por Joseph von Fraunhofer (1814), permitieron la identificación de elementos químicos en la atmósfera solar por Gustav Kirchhoff y Robert Bunsen (1861) (Figura 1.1) [Hecht2001].

Conocer el espectro de un cuerpo permite saber propiedades que son invisibles al ojo desnudo o a la fotografía convencional. En el caso de la espectroscopía astronómica en general, es posible averiguar propiedades de estrellas y galaxias distantes, tales como su composición química y movimiento. En el campo de la agricultura, es posible conocer variables propias de los cultivos tales como su estado de irrigación y de salud, su nivel de fertilización, distinguir períodos de siembra y de cosecha, entre otras cosas. La espectroscopía aplicada en las ciencias atmosféricas, por ejemplo, permite reconocer componentes químicos y gases constituyentes en la atmósfera. En general, diversas áreas de la ciencia se nutren de los descubrimientos obtenidos a partir de conocer el espectro de un objeto.

La toma de imágenes hiperespectrales (*Hyperspectral Imaging* o *HSI*)¹ es el proceso mediante el cual se fotografía un objeto, recuperando la información espectral que lo caracteriza. Esta técnica permite establecer una correlación entre la distribución espacial de un objeto y su espectro, mediante un proceso de espectroscopía para cada pixel. Consiste en colectar y procesar información en frecuencias específicas del campo electromagnético con el objetivo de obtener el espectro para cada pixel en la imagen de una escena.

Los sensores de imagen capaces de tomar mediciones espetrales, colectan información como un conjunto de fotografías. Cada una de ellas representa un rango estrecho de longitudes de onda del espectro electromagnético, el cual se conoce como banda espectral. Estas imágenes se combinan para formar un cubo de datos tridimensional (x, y, λ) para el procesamiento y análisis, donde x e y representan dos dimensiones espaciales de la escena, y λ representa la dimensión espectral (la cual comprende a un cierto rango de longitudes de onda).

Generalmente, los sensores que miden en un número acotado de bandas espetrales (en el orden de la decena) con gran ancho de banda, pueden catalogarse

¹Acorde a la jerga comúnmente empleada en el análisis de imágenes hiperespectrales, se empleará en este trabajo la sigla *HSI* proveniente del inglés haciendo referencia al proceso de adquisición de imágenes hiperespectrales.

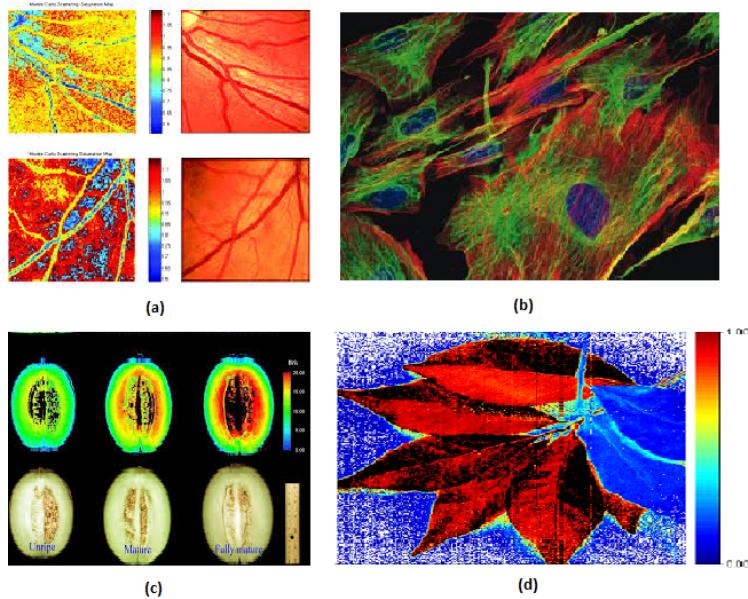


Figura 1.2: Imágenes hiperespectrales aplicadas a diversas áreas de la ciencia. (a) HSI aplicado en estudios biomédicos. (b) HSI en microscopía de fluorescencia. (c) HSI como herramienta de evaluación de calidad de alimentos. (d) HSI aplicado en agricultura. Adaptado de [Lu2014]

como *multiespectrales*; mientras que se denominan *hiperespectrales* a los capaces de medir una mayor cantidad de canales, cada uno de ellos de menor ancho de banda. Mientras que los primeros permiten obtener una cantidad discreta y acotada de valores para el espectro de un objeto, los sensores hiperespectrales permiten reconstruirlo de forma continua. [Ferrato2013]

La transferencia de información no sólo espacial, sino también espectral, permite hallar objetos, identificar materiales y sustancias y detectar procesos, entre otros fenómenos.

1.1.2. Aplicaciones en distintas ramas de la óptica

La toma de imágenes hiperespectrales tiene un extenso campo de aplicación, el cual comprende diversas áreas de la ciencia y la industria tales como la astronomía, la agricultura, agroquímica, mineralogía, meteorología, oceanografía, control y protección ambiental, medicina y biofísica, entre otras. La Figura 1.2 muestra algunos ejemplos de imágenes hiperespectrales aplicadas en distintas ramas de la ciencia.

Como se observó previamente, la toma de fotografías en general tiene como objetivo obtener una representación de un objeto real, representando una imagen mediante la transferencia de información de un plano a otro. En este proceso

puede perderse parte de la información completa que caracteriza al objeto real, independientemente de cuáles sean las escalas características del problema (espacial o temporal) o cuál sea la óptica empleada (microscopio, cámara convencional, telescopio, etc.). Para que sea posible recuperar la información perdida, es necesario en primer lugar entender en qué consiste ésta. Las diferentes técnicas de captura de imágenes se caracterizan por recuperar distintas características de los datos perdidos. La toma de imágenes hiperespectrales en particular, se caracteriza por recuperar la información espectral del objeto fotografiado.

Dado que las escalas características (espaciales, espetrales y temporales) varían según el proceso que se quiera estudiar, la técnica de captura de imágenes a emplear debe ser adaptada en cada caso. A modo de ejemplo, existe una clara diferencia en la escala espacial que requiere el monitoreo de masas de cultivos extendidas a lo largo de miles de hectáreas (donde es necesaria la teledetección y el empleo de un telescopio), versus el estudio de procesos biológicos a nivel sub celular (casos en los que la herramienta apropiada es un microscopio). A pesar de las diferencias existentes entre distintas ramas de la ciencia donde se emplean imágenes hiperespectrales (las cuales abarcan desde el tipo de equipamiento hasta las posibles aplicaciones), existen similitudes en la naturaleza de los problemas que se presentan y, en consecuencia, en la forma de encararlos.

Dos casos de particular interés son la microscopía de fluorescencia (capaz de obtener imágenes espetrales con una resolución en la escala de los micrones) y el sensado remoto por medio de imágenes satelitales (capaz de obtener imágenes espetrales que abarquen decenas de kilómetros). A pesar de que estas dos ramas de la ciencia abarquen escalas espaciales radicalmente diferentes, existen fuertes analogías en la naturaleza de los problemas a resolver. El análisis de la toma de imágenes hiperespectrales aplicada a estos dos casos particulares, y el estudio de sus analogías y diferencias, constituyen la motivación principal de este trabajo.

HSI en microscopía de fluorescencia

La microscopía de fluorescencia es una herramienta muy utilizada para la investigación moderna en biología, especialmente en las ramas de la biología celular y molecular. Permite tomar imágenes de múltiples componentes en simultáneo en células vivas con alta resolución espacial y temporal. Como tal, es una herramienta útil para estudiar procesos intracelulares de alta complejidad. La captura de imágenes de múltiples componentes permite resolver espacio-temporalmente heterogeneidades inter e intracelulares, y utilizarlas como fuente de información. Más aún, este proceso facilita la comparación entre la dinámica y distribución espacial de dos o más componentes acopladas, con gran sensibilidad. Comparar interacciones entre componentes dentro de un mismo objeto (una célula, organelas, estructura

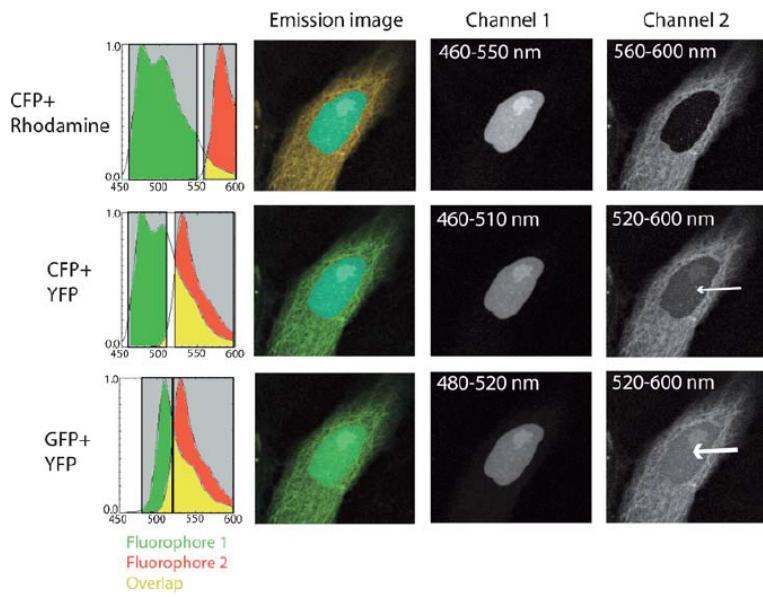


Figura 1.3: Imágenes hiperespectrales aplicadas en microscopía de fluorescencia. Se muestran las señales obtenidas al marcar una muestra con distintos tipos de fluoróforos. Adaptado de [Zimmermann2005]

o un pixel) permite detectar diferencias espaciales y temporales aún menores que la variabilidad inter e intracelular previamente mencionada.

Una de las aplicaciones más importantes de la microscopía de fluorescencia es el estudio de procesos celulares, el cual requiere identificar los componentes bioquímicos involucrados y conocer cómo estos componentes se afectan mutuamente.

Para poder entender procesos complejos no alcanza con medir estos componentes uno a uno en distintas células, dado que existe una variabilidad molecular considerable entre células diferentes (existen casos en los que esta variabilidad puede alterar cualitativamente las propiedades macroscópicas del sistema). Por lo tanto, monitorear un componente por célula no sería suficiente para entender los diferentes estados macroscópicos, ni los fenómenos que subyacen detrás del comportamiento de diferentes células. Para poder superar esta diversidad e incluso aprovecharla, es necesario medir múltiples componentes dentro de la misma célula.

La técnica de HSI aplicada en este campo permite tomar imágenes por fluorescencia en múltiples canales haciendo uso de la diversidad de los marcadores fluorescentes disponibles, con el objetivo de visualizar diversos aspectos de un mismo espécimen. Las localizaciones de distintos componentes en las células pueden ser monitoreadas y comparadas entre sí en procesos como la división o secreción celular, por ejemplo. Cuantos más canales existan más compleja es la información

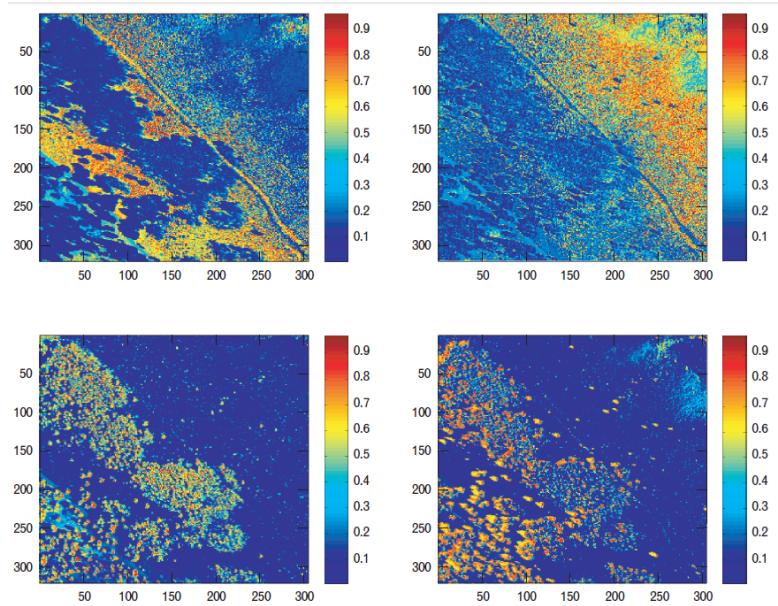


Figura 1.4: Imágenes satelitales hiperespectrales. Cada cuadro muestra la abundancia de diferentes materiales dentro de una misma escena. Adaptado de [Keshava2003]

obtenida, por lo que generalmente se requiere un análisis cuantitativo y un post procesamiento de la información para estudiar los datos obtenidos. La Figura 1.3 muestra ejemplos de imágenes obtenidas a través de HSI aplicadas en el campo de la microscopía de fluorescencia. [Grecco2016] [Zimmermann2005]

HSI en imágenes satelitales

Como contracara de la microscopía, en las imágenes obtenidas a través del sensado remoto por medio de satélites, coexisten distintos materiales en una misma escena. Generalmente estos componentes corresponden a objetos macroscópicos, tales como agua, tierra, cultivos, metales o cualquier material natural o hecho por el hombre. La captura de imágenes hiperespectrales en este contexto permite reconocer y distinguir los distintos materiales que se hallan en una misma escena, como se muestra en la Figura 1.4.

Mediante el procesamiento de estas imágenes es posible monitorear variables macroscópicas a nivel global relacionadas con diversas áreas, tales como la agricultura (permitiendo sensar el estado de fertilización, salud e irrigación de cultivos, distinguir temporadas de siembra y de cosecha, detectar malezas en campos de cultivos), y el control y protección ambiental (midiendo concentraciones de distintos gases atmosféricos), entre muchas otras aplicaciones.

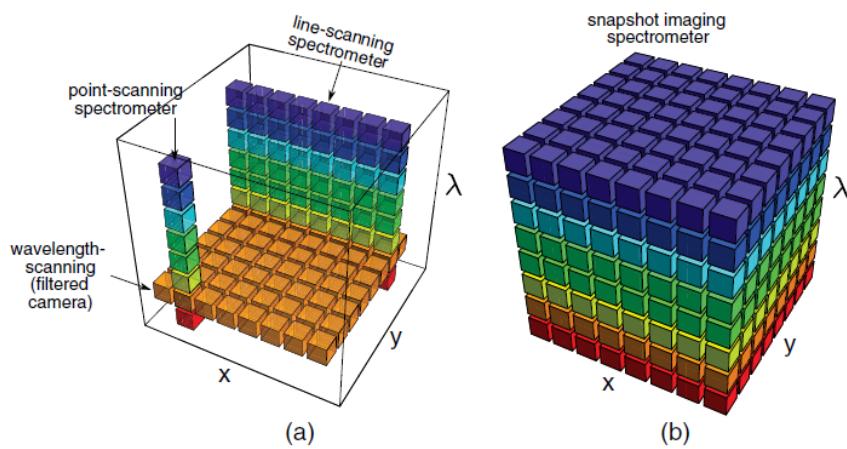


Figura 1.5: Porciones del cubo de datos (x, y, λ) colectadas durante un único período de integración del sensor, en dispositivos de (a) escaneo y (b) toma de imágenes instantáneas. Adaptado de [Hagen2013]

1.2. Métodos de captura de imágenes hiperespectrales

El objetivo de adquirir imágenes hiperespectrales requiere en primera instancia el estudio y la optimización del diseño de la cámara correspondiente. En términos técnicos, existen cuatro maneras diferentes en las que los sensores pueden muestrear el cubo hiperespectral: mediante el escaneo espacial² (*spatial scanning*), el escaneo espectral (*spectral scanning*), la toma de imágenes instantánea (*snapshot imaging*) y el escaneo espacio-espectral (*spatio-spectral scanning*). En esta sección se brinda una breve descripción de los diferentes métodos de captura de imágenes hiperespectrales, con el objetivo de analizar y dar a conocer el estado del arte [Hagen2013]. El modo de operación de algunas de estas técnicas se encuentra esquematizado en la Figura 1.5.

1.2.1. Técnicas de escaneo espectral

En el escaneo espectral, cada lectura de un sensor bidimensional representa un mapa espacial (x, y) monocromático de la escena. Los dispositivos de HSI para escaneo espectral están basados generalmente en el empleo de filtros ópticos pasa-banda (ya sean fijos o sintonizables). La escena es escaneada espectralmente mediante el intercambio de un filtro tras otro, mientras que la plataforma de

²Estrictamente, la acción de *escanear* implica pasar por un escáner. En este trabajo se emplea el término *escaneo* como sinónimo de *barrido*.

be mantenerse estática. En estos sistemas de escaneo espectral “estáticos” puede ocurrir un corrimiento espectral si hay desplazamientos dentro de la escena, invalidando la detección o correlación espectral.

A continuación se describen los diferentes métodos de captura de imágenes hiperespectrales mediante la técnica de escaneo espectral, según el estado del arte.

Cámara de filtros intercambiables

Una cámara de filtros intercambiables es aquella en la que es posible tomar distintas imágenes monocromáticas de la misma escena, aplicando diferentes filtros. Un ejemplo de esto son las ruedas de filtros, donde éstos se intercambian mecánicamente entre sí, permitiendo sensar la escena para diferentes longitudes de onda. [Bianco2013]

Otro ejemplo son los filtros Bayer, los cuales corresponden a matrices de filtros, rojos verdes y azules, que se sitúan sobre sensores digitales de imagen haciendo llegar a cada fotodiodo la información de luminosidad correspondiente a una sección de los distintos colores primarios. Interpolando las muestras de cuatro fotodiodos vecinos se obtiene un pixel de color: de esta forma se obtienen las tradicionales imágenes RGB.

Cámara de filtros alternables (*Tunable Filter Camera*)

Una cámara de filtros alternables se caracteriza por utilizar un sistema de filtros ajustables, ya sea eléctrica o mecánicamente. Entre estos sistemas se pueden destacar los dispositivos Fabry - Perot mecánicamente ajustables [Atherton1981] [Antila2012], y los filtros ajustables tanto de cristal líquido (LCTF) [Gupta2008] como los acusto-ópticos (AOTF) [Poger2001], entre otros. Los tiempos de respuesta en el ajuste de los distintos filtros van desde aproximadamente 1 s para la rueda de filtros, 50 a 500 ms para el LCTF y el Fabry Perot mecánicamente ajustable, y 10 a 50 μ s para el AOTF.

1.2.2. Técnicas de escaneo espacial

En el escaneo espacial, cada lectura hecha por un sensor bidimensional (2-D) se corresponde con un corte completo del espectro (x, λ) . Los dispositivos de toma de imágenes hiperespectrales para escaneo espacial obtienen un corte del espectro proyectando una franja de la escena y dispersándola mediante un prisma o red de difracción. Estos sistemas tienen la desventaja de analizar la imagen por líneas (en el caso del especlómetro de escaneo lineal) y de contar con partes mecánicas integradas en el camino óptico.

En el caso de estos sistemas, la dimensión espacial debe ser colectada a través del movimiento o escaneo de una plataforma. Esto requiere monturas estabilizadas o información de apunte precisa para que sea posible reconstruir la imagen. No obstante, los sistemas de escaneo lineal son particularmente frecuentes en la teledetección, donde es sensato emplear plataformas móviles. Un caso particular del escaneo lineal es el del escaneo puntual (*mediante un espectrómetro de escaneo puntual*), donde una abertura puntual es utilizada en lugar de una franja, y el sensor es esencialmente unidimensional en lugar de bidimensional.

Espectrómetro de barrido (*Pushbroom Spectrometer*)

La luz proveniente de la escena atraviesa en primer lugar una abertura lineal, para ser luego dispersada a través de una matriz bidimensional de detectores, de forma que todos los puntos a lo largo de la línea sean muestreados simultáneamente. Para completar la dimensión espacial ortogonal a la línea, la escena es *escaneada*³ a través de la apertura de entrada. Esta acción puede tomar la forma de objetos moviéndose a través de una cinta transportadora, el suelo desplazándose bajo un satélite o una plataforma espacial, o la escena siendo escaneada a través de la rendija de entrada mediante un espejo galvanométrico.

Espectrómetro de escaneo puntual (*Point Scanning Spectrometer*)

El espectro incidente es dispersado a lo largo de un arreglo lineal de elementos de detección, permitiendo tasas de lectura muy rápidas. La escena es escaneada a través del sensor mediante el empleo de dos espejos galvanométricos (o solamente uno en caso de que el sensor mismo se esté desplazando).

Espectrómetro lineal de apertura codificada (*Coded Aperture Line-Imaging Spectrometer*)

La espectrometría de apertura codificada es un método en el cual se escanea una apertura codificada a través de la rendija de entrada de un espectrómetro. El dispositivo consiste en una apertura codificada colocada a la entrada de un espectrómetro, junto a un sensor de área que debe ser colocado en el plano de la detección. Un esquema del armado experimental de esta técnica se puede observar en la Figura 1.6. [Fernandez2007] [Gehm2008]

³Adaptado del inglés *scanned*.

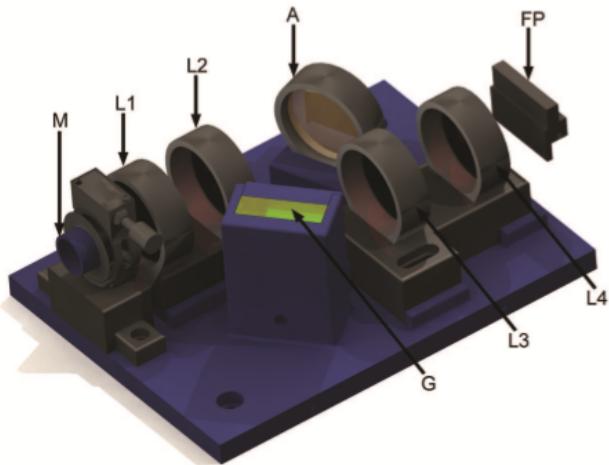


Figura 1.6: Armado experimental de un espectrómetro de apertura codificada. (M) Máscara en la entrada. (L1 - L4) Lentes en el sistema óptico. (A) Espejo de oro. (G) Grilla. (FP) Sensor ubicado en el plano focal. Adaptado de [Fernandez2007]

1.2.3. Técnicas de toma de imágenes hiperespectrales instantáneas

En las técnicas de toma de imágenes hiperespectrales instantáneas, una sola lectura de un sensor bidimensional contiene toda la información espacial (x,y) y espectral (λ). Los dispositivos instantáneos de HSI generan el cubo de datos completo en una sola toma, sin necesidad de escanear la escena. En sentido figurado, una sola imagen corresponde a una proyección en perspectiva del cubo de datos completo, de donde se puede reconstruir su estructura tridimensional. Se han diseñado diversos dispositivos instantáneos de HSI, tales como los enumerados a continuación. Cabe destacar, asimismo, que el esfuerzo computacional y los costos de manufactura de estos dispositivos suelen ser muy altos.

Espectrómetro de proyección de transformada de Fourier (*Imaging Fourier Transform Spectrometer*)

Se caracteriza por escanear un espejo de un interferómetro de Michelson con el objetivo de obtener mediciones para múltiples diferencias de camino óptico [Potter1972] [Descour1996]. Una alternativa más reciente es el espectrómetro de proyección de transformada de Fourier birrefringente, desarrollado por Harvey y Fletcher - Holmes, que cuenta con la ventaja de ser menos sensible a las vibraciones. [Harvey2004]

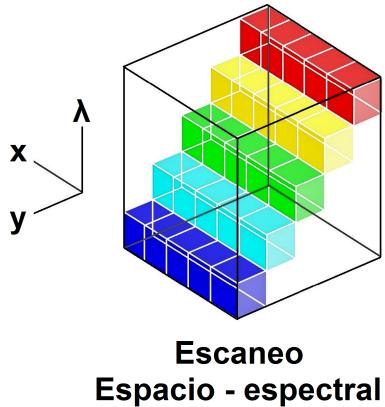


Figura 1.7: Método de operación de la técnica de escaneo espacio - espectral.
Adaptado de https://en.wikipedia.org/wiki/Hyperspectral_imaging

Espectrómetro hiperespectral por tomografía computada (*Computed Tomography Hyperspectral Imaging Spectrometer*)

Es un dispositivo de escaneo similar a la técnica de snapshot CTIS, pero cuenta con la ventaja de ser capaz de colectar proyecciones provenientes de una mayor cantidad de ángulos, de forma que los datos reconstruidos tengan menos artefactos. Su principal desventaja es que el detector no es usado eficientemente en comparación con otros métodos. [Yamaguchi1991] [Bulygin1992]

1.2.4. Técnicas de escaneo espacio-espectral

Esta técnica pone en práctica el concepto de “escaneo inclinado” del cubo hiperespectral. El escaneo espacio-espectral genera una serie de delgadas franjas diagonales del cubo de datos. En sentido figurado, cada imagen adquirida es un mapa espacial de la escena coloreado según un gradiente de longitudes de onda. Más precisamente, cada imagen representa dos dimensiones espaciales, una de las cuales lleva codificada información espectral. Para adquirir el espectro de un dado objeto puntual, es necesario escanear la escena. El modo de operación de esta técnica se encuentra esquematizado en la Figura 1.7.

Esta técnica combina algunas ventajas del escaneo espacial y del espectral: dependiendo del contexto de aplicación, es posible elegir entre una plataforma móvil o estacionaria. Más aún, cada imagen es un mapa espacial de la escena, facilitando el apuntamiento, enfoque, y análisis de los datos. Esto es particularmente valioso cuando la dinámica de escaneo es irregular o irrecuperable. Cabe destacar que

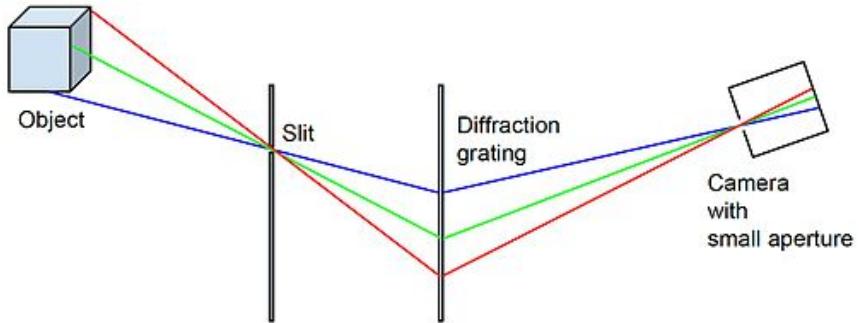


Figura 1.8: Esquema del sistema prototípico. El escaneo espacioespectral se logra moviendo la cámara o el sistema completo a través de la dirección de la dispersión. Adaptado de [Grusche2014]

los sistemas de escaneo espacio-espectral logran obtener alta resolución espacial y espectral. [Bershady2010]

Sistema prototípico

Un sistema prototípico de escaneo espacio-espectral consiste en un espectroscopio lineal básico (abertura lineal + elemento dispersivo) a una distancia apropiada (no nula) frente a una cámara. (Si la distancia efectiva a la cámara es nula, el sistema califica como un dispositivo de escaneo espacial). El proceso de captura de imágenes se basa en proyecciones de cámara oscura espectralmente codificadas: una serie de proyecciones a través de una distribución continua de *pinholes* (equivalentes en este caso a la apertura) es proyectada sobre un elemento dispersivo. Cada proyección contribuye a una franja coloreada según un gradiente de longitudes de onda, correspondiente a una banda de la imagen 2-D que está siendo sensada. El escaneo se logra desplazando la cámara de forma transversal con respecto a la franja (en el caso de una plataforma estacionaria), o moviendo el sistema entero transversalmente a la franja (en el caso de una plataforma móvil). Un esquema del dispositivo se puede observar en la Figura 1.8. [Grusche2014]

Sistema avanzado

Un sistema de escaneo espacio-espectral avanzado, consiste en colocar un elemento dispersivo ante un dispositivo de escaneo espacial. (Esto permite un intercambio fácil entre escaneo espacial y espacio-espectral). La captura de imágenes se basa en el análisis espectral de una franja de la imagen dispersada de la escena. Al igual que en el sistema más básico, el escaneo se logra mediante el movimiento transversal de la franja con respecto al sistema, o mediante el desplazamiento del

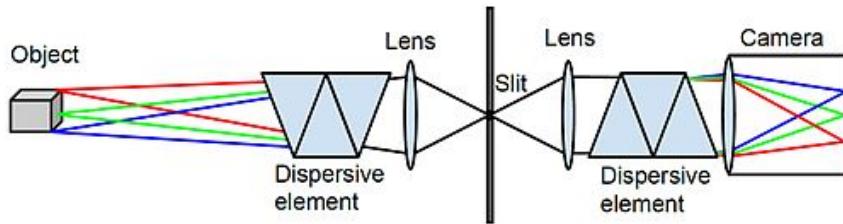


Figura 1.9: Esquema del sistema avanzado. La primera lente hace imagen del objeto en el plano de la apertura. El primer elemento dispersivo dispersa esta imagen. La cámara genera una imagen del plano de la apertura, el segundo elemento dispersivo dispersa la imagen de la apertura, creando por lo tanto una imagen del objeto coloreada por un gradiente de longitudes de onda. Adaptado de [Grusche2014]

dispositivo con respecto a la escena. Un esquema del dispositivo se puede observar en la Figura 1.9

1.3. Post procesamiento de imágenes hiperespectrales: deconvolución espectral

El correcto estudio y análisis de imágenes hiperespectrales requiere un post procesamiento detallado de las mismas. Existen diversos factores que generan que este trabajo resulte un desafío rico en complejidad.

El tamaño espacial de los píxeles en sensores multiespectrales e hiperespectrales es en general lo suficientemente amplio como para que distintas sustancias puedan contribuir al espectro medido por un solo pixel. Consecuentemente, a partir de las imágenes, es de interés extraer de un espectro tanto los materiales constituyentes en la mezcla, así como las proporciones en las que cada uno aparece.

La deconvolución espectral es el procedimiento mediante el cual el espectro medido por un pixel es descompuesto en una colección de espectros constituyentes (o *endmembers*⁴) y un set de las correspondientes fracciones (*abundancias*), que indican la proporción de cada *endmember* presente en el pixel. Esto es importante en numerosos escenarios en los que el detalle a nivel subpixel es apreciable, los cuales pueden ir desde la toma de imágenes satelitales mediante sensores remotos, hasta el campo de la microscopía de fluorescencia. En el primer caso, los *endmembers* normalmente corresponden a objetos macroscópicos en la escena, tales como agua, tierra, metal, o cualquier material natural o hecho por el hombre. Para dis-

⁴Se usará de aquí en más la palabra anglosajona *endmember* para describir a los materiales que constituyen una escena. Se pretende respetar en este trabajo la jerga históricamente utilizada en el análisis de imágenes satelitales.

tinguir estos elementos, es necesario medir su reflectividad en diferentes bandas espectrales.

En el caso de la detección hiperespectral mediante sensores remotos en el régimen reflectivo, la señal incidente es la radiación electromagnética originada del sol. Ésta es capturada por un sensor tras haber sido reflejada por materiales que se encuentran sobre la superficie de la tierra, los cuales pueden ser naturales o hechos por el hombre. En el caso de la microscopía de fluorescencia, la señal incidente es luz emitida por fluoróforos al ser éstos excitados por radiación electromagnética en longitudes de onda contenidas en sus espectros de absorción.

En microscopía, los *endmembers* y las abundancias se pueden asociar a los fluoróforos y canales que se empleen. Las propiedades fotofísicas de los fluoróforos más relevantes en la toma de imágenes hiperespectrales son sus atributos espectrales. Estos determinan la capacidad de obtener una señal específica de un fluoróforo en presencia de otro dado conjunto de fluoróforos en la muestra. Cuanto más grande sea la separación entre los espectros de excitación o emisión de ambos fluoróforos, mayor es la señal que puede ser colectada sin tener interferencia entre los distintos canales de medición (conocida como *crosstalk*). Sin embargo, a medida que se incrementa el número de componentes a medir en simultáneo, la superposición espectral entre fluoróforos crece inevitablemente.

El amplio rango de fluoróforos disponibles permite marcar muestras complejas en forma múltiple, lo que da lugar a obtener una mayor cantidad de información. Se requiere una separación confiable entre los distintos fluoróforos para poder llevar a cabo análisis cuantitativos, pero esto es complicado por la considerable superposición que suele haber entre espectros. Las señales de fluorescencia pueden no estar completamente separadas en diferentes canales, por lo que una identificaciónívoca puede no ser posible. Esta es una importante consideración a tener en cuenta, especialmente cuando las abundancias de los distintos fluoróforos son muy diferentes o cuando los tipos de fluoróforos disponibles son acotados (como es por ejemplo el caso de las proteínas fluorescentes).

Este problema puede ser mitigado optimizando tanto la adquisición como el post procesamiento de las imágenes, empleando para ello técnicas de toma de imágenes hiperespectrales en conjunción con la aplicación de algoritmos de deconvolución espectral sobre los datos adquiridos. En el caso de la microscopía, este método permite obtener una cuantificación confiable de señales de fluorescencia incluso fuertemente superpuestas (se ha transformado en una importante herramienta, por ejemplo, en el caso de estudios de colocalización y FRET⁵). En el caso de la detección mediante sensores remotos, estas técnicas permiten detectar

⁵FRET (*Fluorescence resonance energy transfer*) es una técnica de microscopía que permite estudiar interacciones moleculares dentro de células vivas con muy alta resolución espacial y temporal, dando lugar a un amplio rango de aplicaciones biológicas. [Sekar2003]

y caracterizar materiales incluso en escenarios altamente mezclados, donde la baja resolución espacial de las imágenes lleva a que diversos *endmembers* sean capturados por un mismo pixel.

Las clasificaciones clásicas de pixel a pixel identifican la clase de material a la que el espectro de un pixel más se parece, pero no indagan más acerca de otras sustancias que puedan también residir dentro de las fronteras del pixel. Los píxeles mezclados contienen combinaciones de más de una sola sustancia. Si la resolución espacial de un sensor de imagen es lo suficientemente baja como para que *endmembers* adyacentes puedan conjuntamente ocupar un único pixel, o los materiales presentes en la escena tienen un alto grado de transparencia, entonces la medición espectral resultante será una composición de los *endmembers* individuales. [BioucasDias2012] [Keshava2003] [Zimmermann2005] [Grecco2016]

1.3.1. Algoritmos de deconvolución espectral

Los algoritmos de deconvolución espectral han sido desarrollados por diversas áreas de la ciencia, abarcando una amplia gama de enfoques. El proceso de deconvolución de principio a fin es de hecho una concatenación de cuatro procedimientos distintos, cada uno con objetivos específicos. Estos algoritmos emplean una gran variedad de técnicas para estimar los *endmembers* y abundancias correspondientes. Debido a que las escenas hiperespectrales pueden poseer volúmenes de datos extremadamente grandes (por ejemplo 640 líneas de muestreo, 320 muestras por línea, 200 bandas espectrales), algunos algoritmos de deconvolución primero reducen la dimensión de los datos para minimizar el correspondiente procesamiento computacional.

Se puede descomponer el proceso completo de la deconvolución espectral en cuatro etapas subsecuentes: descripción de la realidad, reducción dimensional, determinación de *endmembers* y determinación de abundancias. La figura 1.10 ilustra estas etapas. [Keshava2003]

La *descripción de la realidad* modela la mezcla entre los materiales presentes en la escena. La *reducción dimensional* reduce la cantidad de datos con el objetivo de disminuir la carga computacional en los pasos de procesamiento subsecuentes. La *determinación de endmembers* estima el set de distintos espectros que componen los píxeles mixtos en la escena. La etapa de *determinación de abundancias* consiste en proveer estimaciones de las abundancias fraccionales para los *endmembers* en cada pixel.

El proceso de deconvolución de principio a fin se puede estudiar mediante tres criterios que categorizan a este tipo de algoritmos: en primer lugar, la *interpretación de los datos* indica cómo un algoritmo interpreta el espectro combinado de un pixel. Principalmente se pueden distinguir dos clases de algoritmos: los estadísticos (el algoritmo procesa un pixel mezclado empleando mediciones estadísticas tales

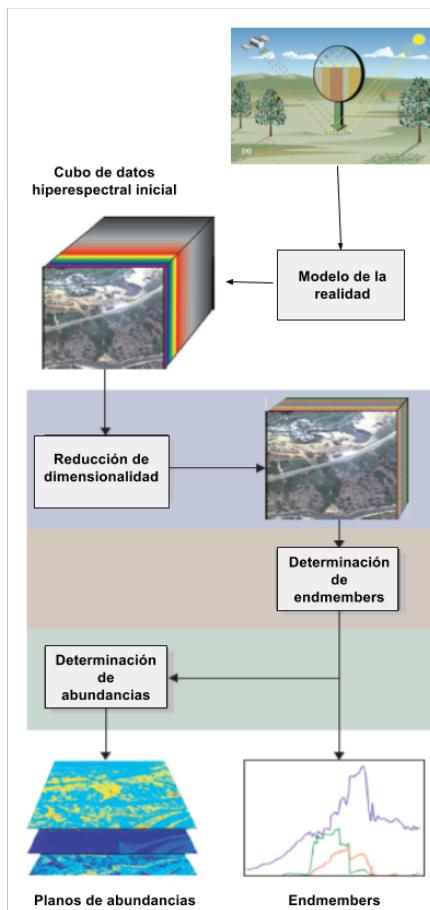


Figura 1.10: Etapas de la deconvolución espectral. La *descripción de la realidad* modela la mezcla entre los materiales presentes en la escena. La *reducción dimensional* reduce la cantidad de datos con el objetivo de disminuir la carga computacional en los pasos de procesamiento subsecuentes. La *determinación de endmembers* estima el set de distintos espectros que componen los píxeles mixtos en la escena. La etapa de *determinación de abundancias* consiste en proveer estimaciones de las abundancias fraccionales para los *endmembers* en cada pixel. Adaptado de [Keshava2003]

como promedios o covarianzas) y los no estadísticos (algoritmos que funcionan sin emplear variables estadísticas).

Por otro lado, la *descripción de la aleatoriedad* indica cómo un algoritmo incorpora la aleatoriedad de los datos. Se pueden diferenciar según este criterio los métodos paramétricos de los no paramétricos.

Por último, el *criterio de optimización* indica cuál es la función objetiva que se está optimizando. Según este criterio, se pueden diferenciar los algoritmos que

optimizan funciones tales como el error cuadrático (*squared error*), el error no cuadrático (*non squared error*), máximo a posterior (*maximum a posteriori*) y máxima probabilidad (*maximum likelihood*), entre otras.

1.3.2. Modelo sobre la realidad

Cualquier enfoque que pretenda deconvolucionar datos hiperespectrales, debe comenzar con un modelo que describa cómo las sustancias materiales constituyentes de un pixel se combinan para generar el espectro compuesto medido por el sensor.

Los modelos de mezclado intentan representar la física subyacente que está en los cimientos de la fenomenología hiperespectral, y los algoritmos de deconvolución emplean estos modelos para ejecutar la operación inversa, intentando recuperar los *endmembers* y las fracciones de las abundancias asociados al espectro de cada pixel mezclado. [Keshava2003]

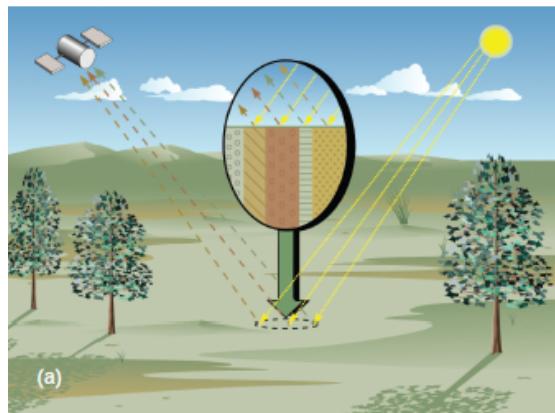


Figura 1.11: El modelo de mezcla lineal modela la superficie reflectante como una mezcla de *endmembers* en forma de grilla, y asume que la radiación incidente rebota una sola vez en su superficie. Adaptado de [Keshava2003].

El modelo de la realidad que generalmente resulta implementado tanto en el caso de la microscopía de fluorescencia como en el caso del sensado remoto es conocido como el *modelo de mezcla lineal*. La Figura 1.11 ilustra el modelo de mezcla lineal en el caso del sensado remoto: la superficie reflectante es modelada como una mezcla de *endmembers* en forma de grilla, y la radiación incidente rebota una sola vez en su superficie. Mediante este modelo, si el área total de la superficie es dividida proporcionalmente según las abundancias fraccionales de las sustancias constituyentes, entonces la radiación reflejada transmite en las mismas proporciones las características de los materiales asociados. En este sentido, existe una relación lineal entre las abundancias fraccionales de las sustancias dentro

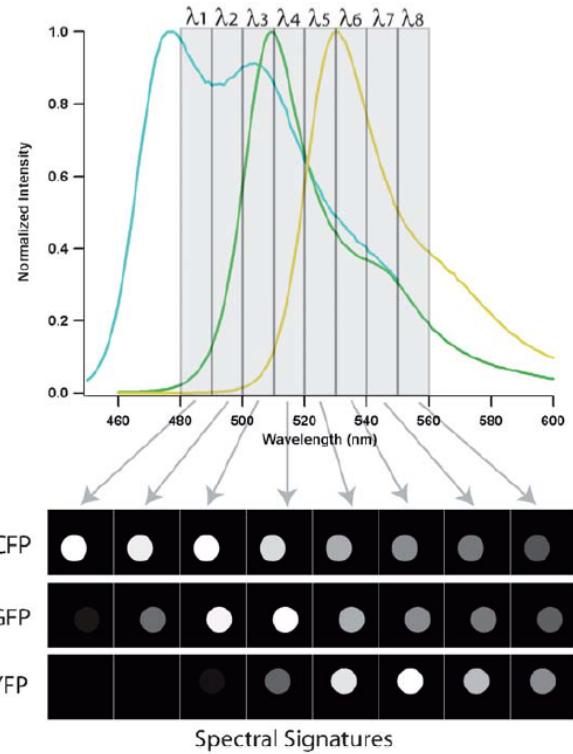


Figura 1.12: Imágenes espectrales obtenidas a partir de señales fluorescentes. Se muestran las contribuciones de tres fluoróforos (CFP, GFP y YFP) en ocho canales de medición distintos. La distribución de la señal fluorescente en los canales de medición está directamente relacionada con los espectros de emisión de los fluoróforos empleados. La combinación de estas señales es el producto de una mezcla lineal entre los espectros de emisión de los fluoróforos en cuestión. Adaptado de [Zimmermann2005]

del área censada y el espectro de la radiación reflejada. Análogamente, la Figura 1.12 ilustra la aplicación del modelo de mezcla lineal aplicado a la microscopía de fluorescencia, donde la señal detectada en cada canal tiene una relación lineal con los espectros de los fluoróforos empleados, pesados cada uno por su abundancia.

1.3.3. Reducción de dimensionalidad

Como segunda etapa del proceso de deconvolución espectral, el objetivo de la reducción de dimensionalidad es llegar a una representación mínima de la señal en un espacio de menos dimensiones, tal que contenga la información necesaria para llevar a cabo una deconvolución exitosa en esta dimensión menor. Idealmente, los algoritmos de reducción dimensional se diseñan teniendo en cuenta cómo será

el desempeño de los algoritmos de deconvolución en la nueva dimensión. [Kesava2003].

El número de *endmembers* presentes en una dada escena es, con frecuencia, mucho menor que el número de bandas empleadas. Por lo tanto, asumiendo que el modelo de mezcla lineal es una buena aproximación, los vectores espectrales residen dentro o muy cerca de un subespacio lineal de menor dimensión. La identificación de este subespacio permite una apropiada representación de los vectores espectrales en una dimensión menor, optimizando así el tiempo y la complejidad del procesamiento computacional, el almacenamiento de datos y la relación señal-ruido. En general, es conveniente (y a veces necesario) operar sobre los datos representados en el subespacio propio de la señal. Por lo tanto, un algoritmo que identifique los subespacios asociados a las señales es requerido como un primer paso.

A continuación se enumeran algunos de los principales algoritmos de reducción de dimensionalidad.

El *análisis de componentes principales* (*principal-component analysis* o *PCA*) es una técnica basada en el error cuadrático que identifica ejes ortogonales para la reducción dimensional, llevando a cabo una descomposición en autovectores y autovalores de la matriz de covarianza asociada al set de datos. La dimensionalidad efectiva de los datos puede ser estimada contando el número de autovalores significativamente distintos de cero. [Strang1988]

La *máxima fracción de ruido* (*Maximum Noise Fraction* o *MNF*) requiere estimar la covarianza para el ruido aditivo, además de la covarianza propia de los datos. A diferencia del caso de PCA, los ejes en los cuales se optimiza la SNR no deben ser necesariamente ortogonales. Sin embargo, también identifican y ordenan las componentes de la señal recibida que posean la máxima SNR. [Green1988]

En el caso de la *transformación de componentes principales ajustados por ruido* (*noise-adjusted principal components* o *NAPC*), al igual que en PCA, las componentes ordenadas pueden estimar la dimensionalidad de la señal efectiva, y el set de variables aleatorias obtenidas puede ser truncado para retener sólo aquellas componentes que posean una SNR mínima. [Lee1990]

1.3.4. Determinación de *endmembers*

La determinación de *endmembers* corresponde a la tercera etapa del proceso de deconvolución espectral. Este paso consiste en identificar el conjunto de *endmembers* presentes en la escena. Cabe destacar que, en caso de que las firmas espectrales de los *endmembers* resulten conocidas a priori (como puede ser el caso de la microscopía de fluorescencia, por ejemplo), este paso resulta innecesario.

El objetivo de los algoritmos de determinación de *endmembers* consiste en estimar los espectros puros de las sustancias comprendidas en la escena. Estos cons-

tituyen la base del espacio sobre la que los datos hiperespectrales son proyectados según el modelo de mezcla lineal. Desde un punto de vista físico, los *endmembers* deben conservar las características físicas de los elementos constituyentes, tales como su absorción y reflectancia dependiendo de la longitud de onda.

Algoritmos estadísticos vs. no estadísticos

Una primera clasificación de este tipo de algoritmos permite diferenciar los no estadísticos de los estadísticos.

En el primer caso, esencialmente se asume que los *endmembers* son cantidades deterministas, mientras que en el segundo caso existen dos posibilidades: los *endmembers* pueden ser considerados deterministas teniendo un cierto grado de incertezza asociado, o pueden ser completamente estocásticos, con variables aleatorias asociadas a funciones de densidad probabilísticas.

Los métodos estadísticos en general identifican *endmembers* optimizando funciones objetivas, las cuales se derivan de la estadística de los datos. Los algoritmos no paramétricos hacen esto minimizando una función objetiva que no depende de un modelo paramétrico, sino que está meramente derivada de la estadística de los datos. Una función objetiva comúnmente empleada con este objetivo es el error cuadrático. Los algoritmos de conglomerado y segmentación (*clustering algorithms*) son ejemplos típicos de este caso. [Foody1994] [Bezdek1984]

Los algoritmos de determinación de *endmembers* que emplean información estadística en conjunto con funciones de densidad paramétricas buscan resultados mediante la optimización de distintas funciones de densidad. Cada enfoque difiere en la técnica y en los resultados finales, debido a que tanto el grado de conocimiento a priori como las hipótesis que se imponen sobre el problema varían en cada caso: por ejemplo, distintos modelos de deconvolución espectral asumen *Gaussianidad*⁶ de diferentes maneras. La técnica de *cuadrados mínimos no lineal* [Tompkins1997] modela el ruido aditivo como gaussiano. El *método de estimación de clases gaussianas* [Stocker1997] pre asume que los *endmembers* son clases gaussianas, pero sin considerar ruido aditivo. El *modelo de mezcla estocástica (SMM)* asume que todos los datos en la escena son de tipo gaussiano.

Algoritmos Geométricos

Existe otra importante familia de algoritmos de deconvolución espectral, la cual corresponde a los llamados *algoritmos geométricos*. Estos enfoques son no paramétricos y no estadísticos: en su lugar explotan el fuerte paralelismo entre el modelo de mezcla lineal y la teoría de grupos convexos [Boardman1994] [Craig1994]. Se basan en asumir que el espectro de cada pixel de una escena reside dentro

⁶adaptado de la expresión del inglés *Gaussianity*

de un volumen multidimensional, y que, debido al modelo de mezcla lineal, los *endmembers* deben residir en las extremidades de este volumen para que existan píxeles mezclados. El objetivo es entonces estimar las posiciones de los vértices que demarcan la superficie encerrada de volumen mínimo que incluya todos los píxeles.

Los métodos geométricos de determinación de *endmembers* son decididamente no estadísticos. Pre asumen la presencia de *endmembers* determinísticos en los vértices del simplex y, consecuentemente, son sensibles a valores atípicos o píxeles malos. Sin embargo las técnicas geométricas pueden, por ejemplo, exponer objetos raros que no serían detectados mediante enfoques estadísticos.

Dentro de los algoritmos geométricos se destacan dos grandes subgrupos: los basados en píxeles puros y los basados en minimización de volúmen. La Figura 1.13 ilustra el concepto del simplex de mínimo tamaño en contener la información para tres sets de datos diferentes: en los dos primeros casos hay píxeles puros, mientras que el último caso corresponde a un escenario altamente mezclado donde no existe ningún pixel puro.

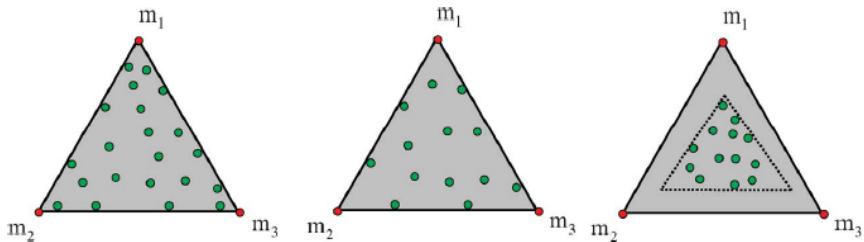


Figura 1.13: Simplex de mínimo tamaño en contener la información para tres sets de datos diferentes: en los dos primeros casos hay píxeles puros, mientras que el último caso corresponde a un escenario altamente mezclado donde no existen píxeles puros. Adaptado de [BioucasDias2012]

Algoritmos geométricos basados en píxeles puros

Los algoritmos basados en píxeles puros asumen la presencia de al menos un pixel puro por *endmember*, lo que implica que exista al menos un vector espectral en cada vértice del simplex de datos. Esta asunción es un requisito fuerte que puede no cumplirse en varios conjuntos de datos. En cualquier caso, estos algoritmos encuentran el grupo de píxeles más puros dentro de los datos. [BioucasDias2012]

Ejemplos de estos algoritmos son el *índice de pureza de píxeles (pixel purity index, PPI)* [Boardman1993] [Boardman1995], *N-FINDR* [Winter1999], el algoritmo de *análisis iterativo del error (iterative error analysis, IEA)* [Neville1999], *VCA (vertex component analysis)* [Nascimento2005], el algoritmo de *crecimiento*

de simplex (*The simplex growing algorithm, SGA*) [Chang2006], *máximo ángulo secuencial en cono convexo* (*sequential maximum angle convex cone, SMACC*) [Gruninger2004], *maximización de volumen alternante* (*alternating volume maximization, AVMAX*) [Chan2011], y *maximización de volumen sucesiva* (*successive volume maximization, SVMAX*) [Wu2008], entre otros.

Algoritmos geométricos de minimización de volumen

Los algoritmos de minimización de volumen buscan una matriz de mezclado que minimice el volumen del simplex definido por sus columnas, sujeta a la restricción de contener todos los vectores espectrales observados. La presencia de píxeles puros deja de ser una condición necesaria, lo que implica un problema de optimización no convexa mucho más complejo. La Figura 1.14 ilustra el concepto del simplex de mínimo tamaño que contiene la información. [BioucasDias2012]

Ejemplos de algoritmos donde el concepto de minimización de volumen se implementa de manera robusta, son el *análisis de simplex de mínimo volumen* (*minimum volume simplex analysis, MVSA*) [Li2008] y la *identificación de simplex via selección variable y aumento de Lagrangiano* (*simplex identification via variable splitting and augmented Lagrangian, SISAL*) [BioucasDias2009].

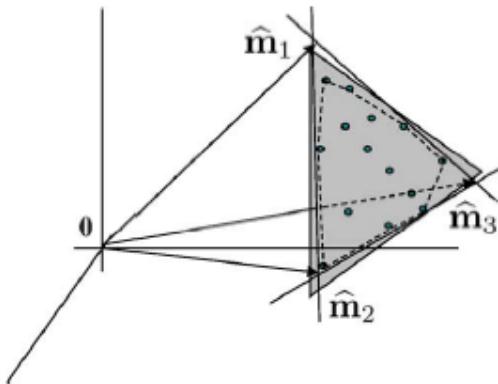


Figura 1.14: Ilustración del concepto de simplex de mínimo tamaño en contener la información para un escenario altamente mezclado, donde no existen píxeles puros. Adaptado de [BioucasDias2012]

1.3.5. Determinación de abundancias

Como último paso del proceso de deconvolución espectral, la determinación de abundancias requiere identificar las abundancias fraccionales en las que cada

endmember contribuye al espectro medido por un pixel. Esta etapa consiste en aplicar algoritmos de deconvolución lineal sobre el conjunto de datos hiperespectrales obtenido, los cuales asumen que los *endmembers* y sus correspondientes firmas espectrales ya son conocidos.

Un escenario donde la aplicación de este modelo en forma pura tiene sentido, es el de la microscopía de fluorescencia. En este caso las firmas espectrales de los *endmembers* observados (los espectros de emisión de los fluoróforos empleados) pueden ser conocidas a priori, por lo que la deconvolución espectral se puede llevar a cabo aplicando únicamente un algoritmo de deconvolución lineal. En caso de que los *endmembers* no sean conocidos a priori (como ocurre generalmente en el caso de las imágenes satelitales) es necesario aplicar primero los métodos descriptos en la subsección previa.

En términos generales, los algoritmos de deconvolución lineal proyectan el set de datos sobre una base conocida de firmas espectrales, asociadas a los *endmembers* presentes en la muestra. El objetivo común es estimar las abundancias que minimicen el error cuadrático entre el espectro real y el aproximado.

Uno de los aspectos más complejos de estos algoritmos radica en determinar cómo relacionar la matemática y las técnicas estadísticas existentes con las restricciones físicas subyacentes. Con esto en mente, cualquier estimación de las abundancias fraccionales debe tener en cuenta las restricciones de no negatividad, pureza, y aditividad completa o parcial. [Keshava2003]

Con respecto a la no-negatividad, las abundancias deben ser no negativas para que tengan sentido físico ($a_i \geq 0, i = 1, \dots, M$, con M igual a la cantidad de *endmembers* presentes en la escena) [Lawson1974]. En cuanto a la pureza, un coeficiente de abundancia fraccional no puede ser mayor que 1 ($a_i \leq 1, i = 1, \dots, M$). En relación a la aditividad, la aditividad completa requiere que la suma de las abundancias de un pixel mezclado sea igual a uno (asumiendo implícitamente que todos los *endmembers* que componen el espectro medido del pixel son conocidos), [Kay1993]

$$\sum_{i=1}^M a_i = 1 \quad (1.1)$$

Cabe destacar que estas restricciones aplican al caso de una medición ideal. En el caso de una medición real (ruidosa), los valores medidos se encuentran afectados por el ruido, por lo que las condiciones previamente enumeradas se tornan flexibles. En el caso de una medición ruidosa, la imposición estricta de este conjunto de restricciones puede llevar a un resultado sesgado.

Generalmente, los algoritmos de deconvolución lineal están dominados por enfoques que evocan algún aspecto del método de cuadrados mínimos. Un método estimativo que no fuerza ninguna restricción física en las abundancias fraccionales

es el de *cuadrados mínimos irrestringido* (*unconstrained least squares, ULS*). Asumiendo el modelo de mezcla lineal y la ausencia de ruido aditivo, este modelo tiene sentido cuando hay más canales de medición que *endmembers* (una suposición razonable para el sensado hiperespectral), y cuando los *endmembers* son linealmente independientes.

Este trabajo consiste en un estudio acerca de la adquisición, procesamiento y análisis de imágenes hiperespectrales. La tesis aquí presentada explora asimismo las similitudes y diferencias entre las imágenes hiperespectrales satelitales y las obtenidas en microscopía de fluorescencia.

El análisis de imágenes hiperespectrales efectuado abarca diferentes enfoques. Se estudia en primer lugar su adquisición, detallando el diseño, principio de funcionamiento y resultados obtenidos a partir de la cámara hiperespectral construida por la tesista en conjunto con la empresa Satellogic. Se analiza asimismo el post procesamiento de este tipo de imágenes, explorando el concepto de *deconvolución espectral*. Se detalla la implementación en *Python 3.4*, *Numpy X.X* y *SciPy Y.Y* de un simulador de imágenes hiperespectrales y de diversos algoritmos de deconvolución, los cuales fueron aplicados tanto sobre grupos de imágenes hiperespectrales simuladas como reales.

En el Capítulo 2, se presenta la cámara hiperespectral diseñada, fabricada y calibrada por la tesista en conjunto con la empresa Satellogic. Se detallan el armado mecánico, el método de operación y sus características técnicas. Se muestran asimismo los resultados obtenidos, los cuales incluyen el diseño de un prototipo de calibración espectral, la transformación de los datos crudos en el cubo hiperespectral buscado, y la realización de pruebas de campo, donde se obtuvieron imágenes hiperespectrales de diferentes cultivos localizados en la provincia de Córdoba.

En el Capítulo 3, se exploran los principales conceptos detrás del post procesamiento de las imágenes hiperespectrales, cuando más de un material presente en la escena es sensado por un mismo pixel (lo cual se puede deber tanto a la baja resolución espacial de la imagen, como al grado de transparencia de los materiales que componen la escena). En primer lugar, se analiza la mezcla del espectro medido por cada pixel, teorizada por el *modelo de mezcla lineal*. Posteriormente, se estudia el post procesamiento de las imágenes mediante la *deconvolución lineal*, proceso aplicable cuando los materiales presentes en la escena son conocidos. Asimismo, se detalla la implementación en *Python 3.4*, *Numpy X.X* y *SciPy Y.Y* de algoritmos de deconvolución espectral, y de un simulador de imágenes hiperespectrales.

En el Capítulo 4, se estudia el post procesamiento de las imágenes hiperespectrales en el caso en el que los materiales presentes en la escena son desconocidos (problema conocido como *deconvolución ciega*). Se presenta la base matemática de

un algoritmo de reducción de dimensionalidad (*PCA*) y de uno de deconvolución espectral (*VCA*). Asimismo, se detalla la implementación en *Python 3.4*, *Numpy X.X* y *SciPy Y.Y* de los algoritmos enumerados, y de un simulador de imágenes hiperespectrales. Finalmente, se muestran los resultados obtenidos al aplicar los algoritmos implementados tanto sobre imágenes hiperespectrales simuladas como reales (se emplearon las imágenes obtenidas a partir de la cámara hiperespectral fabricada por la tesista en conjunto con Satellogic).

El trabajo concluye en el Capítulo 5, donde se presentan las conclusiones y perspectivas para el futuro.

Capítulo 2

Armado y puesta a punto de una cámara hiperespectral

En este capítulo se describe el armado y funcionamiento de una cámara hiperespectral para uso terrestre, la cual fue diseñada y construida por la tesisista en conjunto con la empresa argentina Satellogic. El estudio y optimización del funcionamiento de esta cámara dieron lugar al diseño y armado de una cámara hiperespectral para uso satelital, la cual es hoy una de las cargas útiles (o *payloads*) a bordo de los satélites argentinos *NewSat 1* y *NewSat 2* (alias *Fresco* y *Batata*), puestos en órbita el 30 de Mayo de 2016 y construidos por la empresa Satellogic.

Se detalla el método de operación de la cámara, sus principios de funcionamiento tanto prácticos como teóricos y sus similitudes y diferencias con la cámara de vuelo (actualmente a bordo de dos satélites). Se analiza la naturaleza de las imágenes obtenidas, y se describe la transformación de datos implementada por la tesisista en *Python 3.4*, *Numpy X.X* y *SciPy Y.Y* sobre las imágenes crudas, con el objetivo de transformarlas en un conjunto de imágenes hiperespectrales convencional (el cual corresponde a un cubo de la forma (x, y, λ)).

Asimismo, se describe en este capítulo el trabajo realizado al tomar fotos hiperespectrales de cultivos pertenecientes a campos en Córdoba, con la cámara aquí descrita.

2.1. Cámara hiperespectral para uso satelital

La empresa argentina Satellogic, en conjunto con la tesisista, desarrollaron un prototipo de cámara hiperespectral para uso satelital. Tras la realización de pruebas y mediciones en tierra, se aprobó la prueba de concepto de este prototipo y se lo adaptó a un diseño robusto. La cámara hiperespectral diseñada es hoy una de las cargas útiles (o *payloads*) a bordo de los satélites argentinos *NewSat 1* y *NewSat*

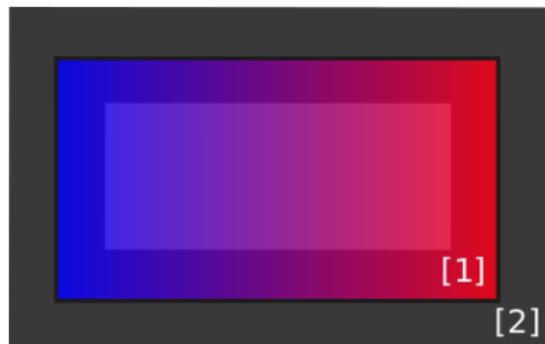


Figura 2.1: Esquema de la cámara hiperespectral para uso satelital. El filtro lineal [1] se coloca directamente sobre el sensor [2].

2 (alias *Fresco* y *Batata*), puestos en órbita el 30 de Mayo de 2016, construidos por la empresa Satellogic.

Es interesante destacar que, al diseñar una cámara para uso satelital, existen ciertas restricciones adicionales a las del caso de uso terrestre. Dado que el dispositivo debe formar parte de un satélite pequeño y liviano (de peso inferior a 40kg), es necesario que el diseño sea particularmente robusto, compacto y liviano. Asimismo, para simplificar su funcionamiento y control a distancia, es recomendable que el dispositivo no cuente con partes móviles.

La cámara diseñada para uso satelital consiste en un filtro óptico pasa banda con longitudes de onda centrales variables entre el espectro visible y el infrarrojo cercano, adosado a un sensor de área para la captura de imágenes (como se muestra en la Figura 2.1). En este esquema, cada pixel del sensor mide intensidad lumínica para una única longitud de onda central, la cual varía desde 450nm en un extremo del sensor, hasta 850nm en el extremo opuesto.

Para escanear espectralmente una porción de la escena, es necesario que la luz que incide en la cámara sea capturada por los distintos píxeles del sensor: esto equivale a obtener una medición de la escena para distintas bandas espectrales. En el caso de una cámara para uso satelital, el escaneo de la escena está dado por el movimiento propio del satélite con respecto a la tierra: esto lleva a que la misma fracción de la escena sea proyectada sobre distintas bandas espectrales del sensor a medida que el satélite avanza. Para que la resolución espectral sea óptima, el modo de captura de imágenes debe ser tal que, para cuadros sucesivos, cada porción de la escena resulte proyectada en una banda espectral contigua a la de la imagen previa, como se destaca en la Figura 2.2. De esta forma, sin necesidad de que existan partes móviles, es posible obtener imágenes hiperespectrales satelitales mediante un diseño robusto, compacto y liviano.

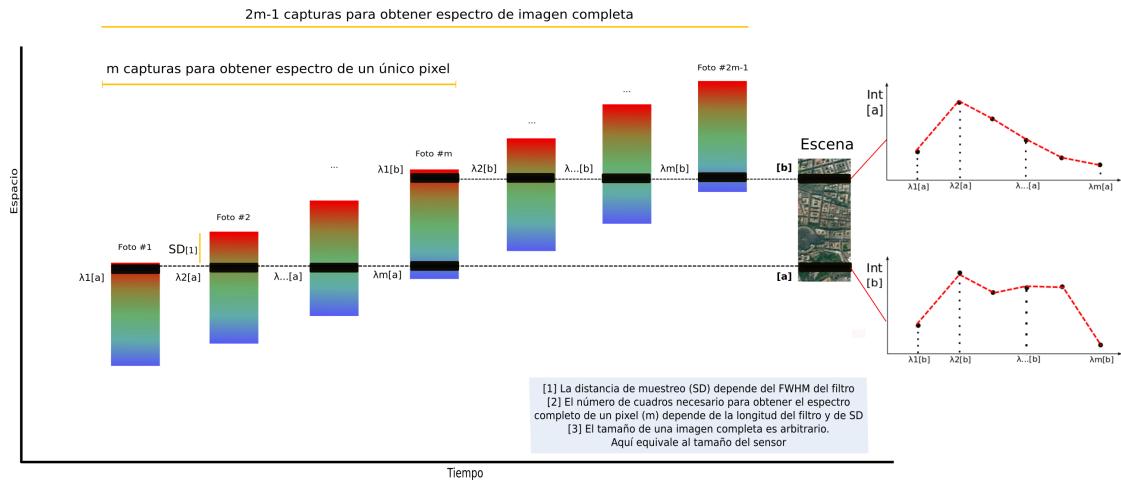


Figura 2.2: Método de operación de la cámara hiperespectral de vuelo. El desplazamiento relativo del satélite con respecto a la escena genera en el escaneo espectral de la misma.

Cabe destacar que el método de operación mediante el cual la cámara diseñada captura imágenes hiperespectrales, corresponde a la categoría de las llamadas *técnicas de escaneo espacio-espectral* (detalladas en el Capítulo 1), las cuales ponen en práctica el concepto de “muestreo inclinado” del cubo hiperespectral, como se muestra en la Figura 2.3. El escaneo espacio-espectral descrito genera una serie de delgadas franjas diagonales del cubo de datos. De esta forma, cada imagen adquirida corresponde a un mapa espacial de la escena, coloreado según un gradiente de longitudes de onda. Más precisamente, cada imagen representa dos dimensiones espaciales, una de las cuales lleva codificada información espectral.

Es necesario tener en cuenta que el resultado buscado al tomar imágenes hiperespectrales corresponde a obtener un cubo de dimensiones (x, y, λ) , donde las primeras dos corresponden a un mapa de la escena, y la tercera, a su luminosidad para cada longitud de onda. De esta forma, cada corte horizontal del cubo corresponde a una imagen monocromática de la escena (donde el color observado depende de la altura del corte). Las imágenes crudas obtenidas a partir del escaneo espacio-espectral corresponden a cortes diagonales del cubo de datos, donde se aprecian mapas de la escena coloreados según un gradiente de longitudes de onda. Resulta entonces necesario transformar los datos obtenidos a partir de las imágenes hiperespectrales crudas con el objetivo de obtener el cubo hiperespectral buscado.

Dado que las imágenes son capturadas desde un satélite, las particulares condiciones de captura generan un desafío a la hora de reconstruir la información espectral. Esto lleva a que la transformación de datos necesaria para convertir

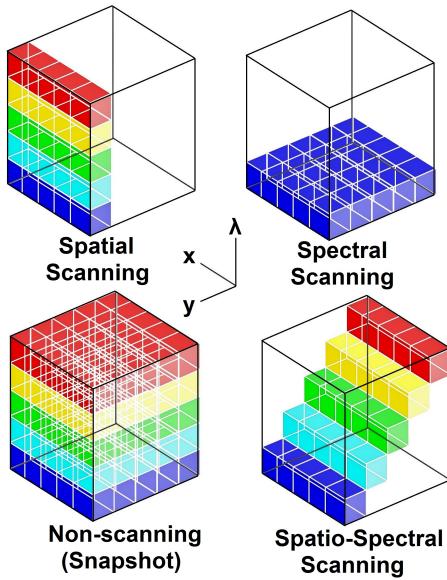


Figura 2.3: Técnicas de adquisición para la captura de imágenes hiperespectrales, visualizadas como secciones del cubo de datos hiperespectral con sus dos dimensiones espaciales (x, y) y su dimensión espectral (λ). Adaptado de https://en.wikipedia.org/wiki/Hyperspectral_imaging.

imágenes crudas (las cuales corresponden a franjas diagonales del cubo hiperespectral) en el cubo final, sea una operación no trivial.

En una cámara de vuelo, el avance entre cuadros consecutivos depende tanto de la tasa de captura de imágenes y del tiempo de exposición, como de la velocidad de avance del satélite. La variabilidad de este último factor genera que el desplazamiento entre imágenes consecutivas (equivalente a la distancia de escaneo espectral de la escena) no sea uniforme. El problema se torna más complejo aún al tener en cuenta que estas tres variables se encuentran acopladas entre sí. En primer lugar, el tiempo de exposición de las imágenes no depende sólo de la luminosidad de la escena sino que, con el objetivo de evitar que una imagen salga borrosa, resulta limitado por la velocidad del satélite. Asimismo, la tasa de captura de imágenes debe ser acorde al tiempo de exposición y a la capacidad de almacenamiento y velocidad de transferencia del sensor en particular.

Previo al armado de la cámara hiperespectral de vuelo, se diseñó y construyó una versión análoga de esta cámara para ser usada en tierra, la cual se describe en esta tesis. El estudio y optimización de su método de operación sirvieron como base para analizar el funcionamiento y optimizar el diseño de la cámara hiperespectral para uso satelital.

El diseño de la cámara de tierra cuenta con un número mayor de grados de libertad, los cuales están desacoplados entre sí (a diferencia del caso satelital). Esto brinda mayor flexibilidad a la hora de configurar el método de operación de la cámara, permitiendo modificar más variables y estudiar con mayor detalle la optimización de su funcionamiento.

2.2. Cámara hiperespectral para uso terrestre: teoría y diseño

Con la motivación de llevar a cabo una prueba de concepto y estudiar la optimización del método de operación de la cámara hiperespectral para uso satelital, se diseñó y construyó una versión análoga de esta cámara para uso terrestre.

El dispositivo diseñado también captura imágenes hiperespectrales mediante la *técnica de escaneo espacio-espectral*, donde cada cuadro adquirido corresponde a un mapa espacial de la escena coloreado según un gradiente de longitudes de onda, al igual que en el caso satelital. Es por este motivo que para adquirir el espectro de un dado objeto puntual, es necesario nuevamente escanear la escena mediante la toma de imágenes sucesivas. Sin embargo, a diferencia del caso de vuelo, la cámara de tierra está diseñada para fotografiar objetos estáticos: dado que en este caso la plataforma no es móvil, no existe un desplazamiento relativo de la escena con respecto al sensor. El escaneo equivalente se logra entonces agregando partes móviles al dispositivo diseñado: en este escenario el filtro no se encuentra fijo al sensor, sino que el mismo se desplaza con respecto a éste, impulsado por un actuador lineal. Los cuadros sucesivos corresponden a imágenes de la misma escena, tomadas para distintas posiciones del filtro.

2.2.1. Armado mecánico y método de operación

El equipo descrito en este trabajo comprende (1) un filtro pasa banda con longitudes de onda centrales variables entre el espectro visible y el infrarrojo cercano; (2) un sensor de área para la captura de imágenes (en este caso se empleó un CMOS); (3) un actuador lineal; y una unidad de procesamiento para lectura de las imágenes y control. La forma en que se montan el sensor y el filtro se pueden apreciar en detalle en las Figuras 2.4 y 2.5. Estas figuras muestran también los ejes que serán usados en adelante.

En este diseño, tanto el sensor como el actuador lineal se encuentran fijos a la carcasa del dispositivo, y alineados con el eje \hat{z} . El filtro se encuentra adosado al actuador con la ayuda de la parte mecánica (4), y se mueve con respecto al sensor, impulsado por el movimiento del actuador. La dirección de avance del filtro debe resultar paralela al sentido de variación de longitudes de onda (ambos deben estar

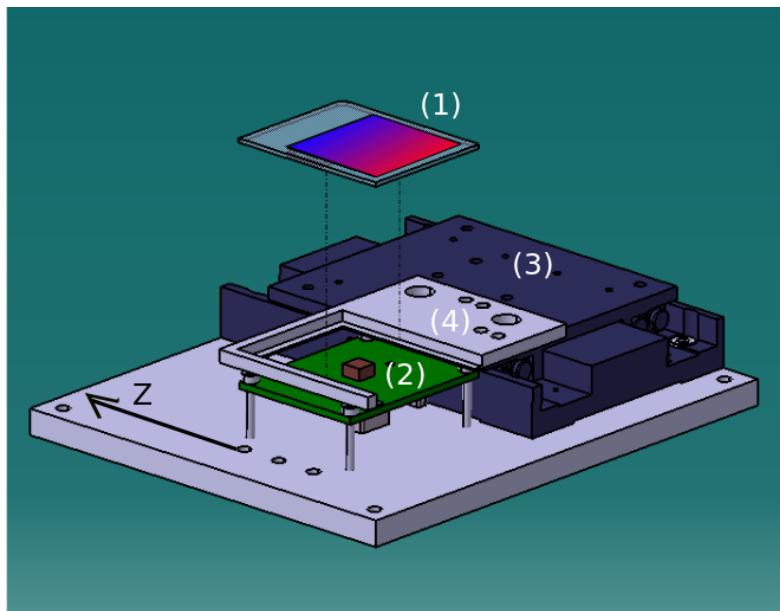


Figura 2.4: Armado mecánico. El sistema comprende (1) un filtro pasa banda con longitudes de onda centrales variables entre el espectro visible y el infrarrojo cercano; (2) un sensor de área para la captura de imágenes; (3) un actuador lineal; y una unidad de procesamiento para lectura de las imágenes y control. El filtro se encuentra adosado al actuador con la ayuda de la parte mecánica (4), y se mueve con respecto al sensor.

alineados con el eje \hat{z}). Una imagen hiperespectral completa es adquirida al tomar imágenes sucesivas a medida que el filtro se desplaza con respecto al sensor.

El filtro óptico consiste en un pasa banda con longitud de onda central variable entre $\lambda_{min} = 450nm$ en uno de sus extremos, y $\lambda_{max} = 850nm$ en el extremo opuesto. El ancho de banda de los filtros ($FWHM^1$) varía linealmente en función de la longitud de onda central, siendo mínimo para λ_{min} y máximo para λ_{max} .

La longitud de carrera del actuador debe ser tal que permita que cada longitud de onda del filtro sea sensada por cada pixel del sensor. Esto implica que debe ser al menos tan larga como la longitud del filtro sumada a la del sensor, como se muestra en la Figura 2.6. En la configuración inicial, un extremo del filtro (lado f_B) debe coincidir con el extremo opuesto del sensor (lado s_A).

Una vez que el actuador comienza su movimiento, se deben tomar imágenes consecutivas cada vez que el filtro se desplace en la distancia de muestreo deseada. Es necesario configurar el actuador para garantizar que el desplazamiento del filtro

¹Full Width Half Maximum

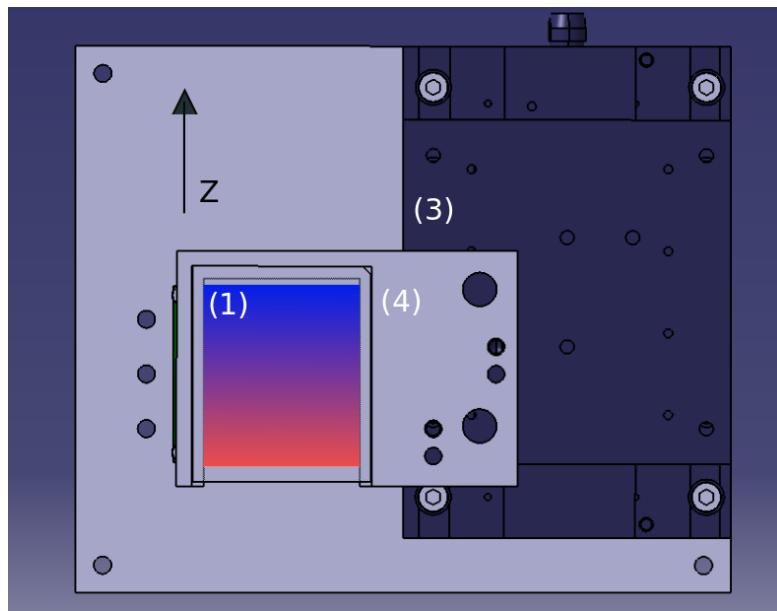


Figura 2.5: Armado mecánico. El sistema comprende (1) un filtro pasa banda con longitudes de onda centrales variables entre el espectro visible y el infrarrojo cercano; (2) un sensor de área para la captura de imágenes; (3) un actuador lineal; y una unidad de procesamiento para lectura de las imágenes y control. El filtro se encuentra adosado al actuador con la ayuda de la parte mecánica (4), y se mueve con respecto al sensor.

entre imágenes sucesivas sea el correcto. En la configuración final, el otro extremo del filtro (lado f_A) debe coincidir con el extremo opuesto del sensor (lado s_S).

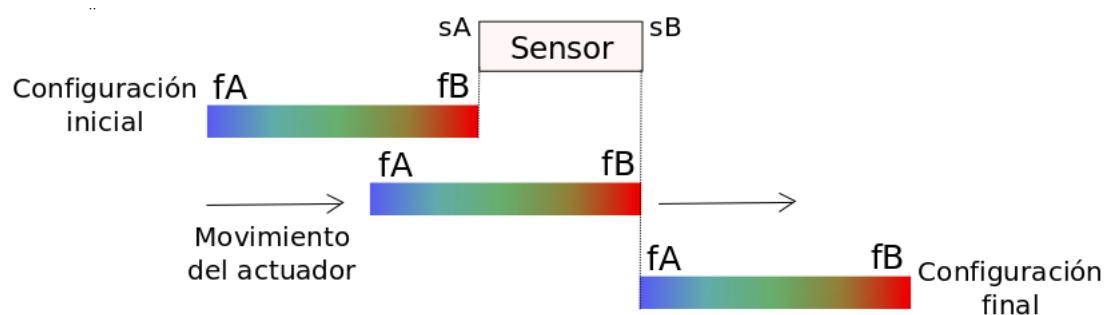


Figura 2.6: En la configuración inicial, un extremo del filtro (lado f_B) debe coincidir con el extremo opuesto del sensor (lado s_A). Una vez que el actuador comienza su movimiento, se debe comenzar a tomar imágenes. En la configuración final, el otro extremo del filtro (lado f_A) debe coincidir con el extremo opuesto del sensor (lado s_B).

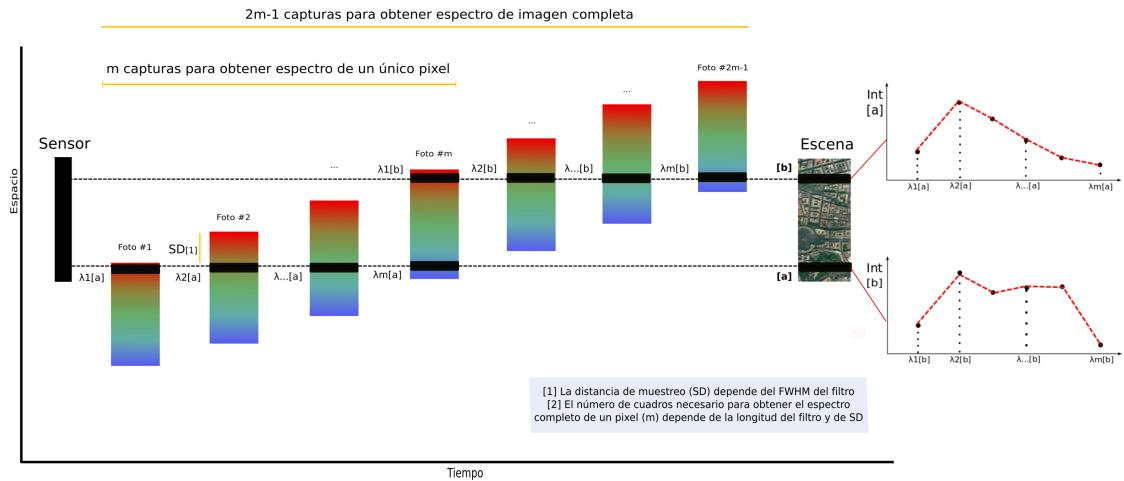


Figura 2.7: Método de operación de la cámara hiperespectral de tierra. El desplazamiento relativo del filtro con respecto al sensor genera en el escenario espectral de la escena.

Las imágenes son adquiridas y la información correspondiente a cada banda espectral es almacenada. Dado que todas las bandas espetrales recorren las mismas porciones de la escena, pero desplazadas entre sí en la dirección del eje \hat{z} , las imágenes consecutivas deben ser procesadas conjuntamente para obtener una imagen hiperespectral completa, como se muestra en la Figura 2.7. Si se desea capturar una segunda imagen hiperespectral, el actuador debe reiniciarse a su posición inicial y comenzar nuevamente su movimiento.

2.2.2. Características técnicas

La cámara diseñada está compuesta por un sensor que consta de 1280×960 píxeles cuadrados de $3,75\mu m$ de lado. En la Figura 2.8 se puede apreciar la curva de responsividad del sensor en función de la longitud de onda. El filtro empleado consiste en un pasa banda de longitud de onda variable. En las Figuras 2.9, 2.10 y 2.11 se muestran las curvas de calibración provistas por el fabricante, las cuales corresponden a longitud de onda central (nm), ancho altura mitad o *FWHM* (nm) y transmisividad versus posición del filtro (mm), respectivamente.

Dado el método de operación de la cámara diseñada, una imagen hiperespectral completa se obtiene mediante el escaneo espectral de una dada escena: esto se logra mediante la toma de imágenes sucesivas de una escena fija para distintas posiciones del filtro. La distancia óptima de muestreo depende de las características del mismo: influye tanto la variación de longitud de onda en función de la posición del filtro, como el ancho de banda del mismo para cada longitud de onda. La máxima distancia de muestreo que permite reconstruir espectralmente la escena completa

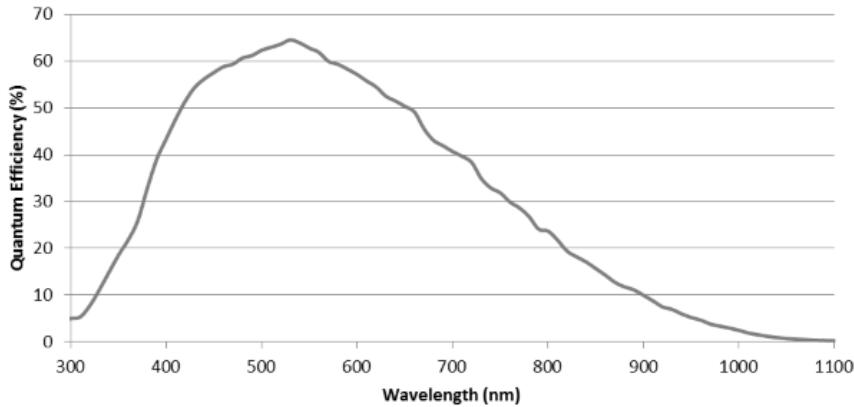


Figura 2.8: Responsividad del sensor en función de la longitud de onda. Calibración provista por el proveedor del sensor.

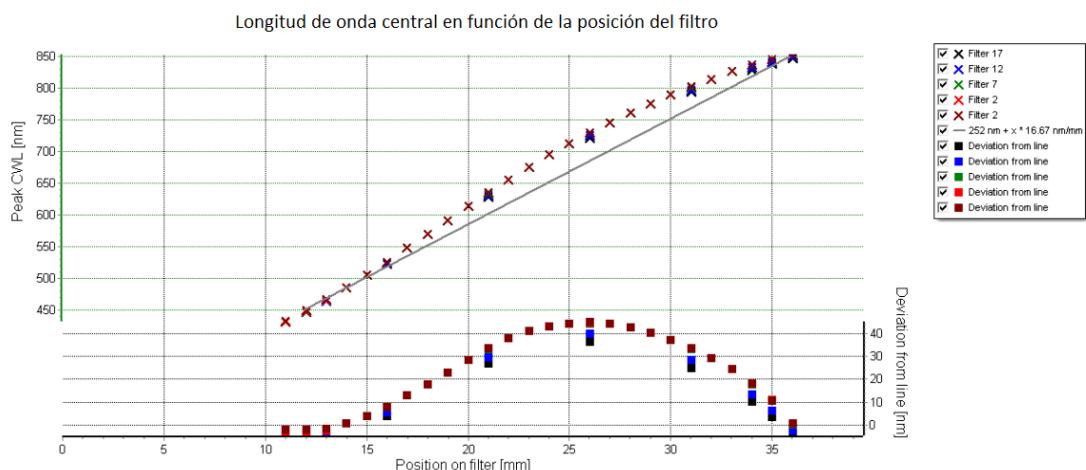


Figura 2.9: Longitud de onda central (nm) en función de la posición sobre el filtro (mm). Calibración provista por el proveedor del filtro.

está dada por la frecuencia de Nyquist del filtro. Para una imagen hiperespectral completa, esto implica tomar imágenes a medida que el filtro se desplaza en una distancia igual a la mitad de su mínimo ancho de banda (dado que éste varía entre λ_{min} y λ_{max}).

Durante el proceso completo de toma de imágenes, cada pixel del sensor mide constantemente la misma porción de la escena. Dado que las imágenes consecutivas son tomadas cada vez que el filtro avanza en la distancia óptima de escaneo (d) con respecto al sensor, cada pixel es muestrado espectralmente con un paso igual a d , como se muestra en la Figura 2.7. El número de imágenes (m) requeridas para

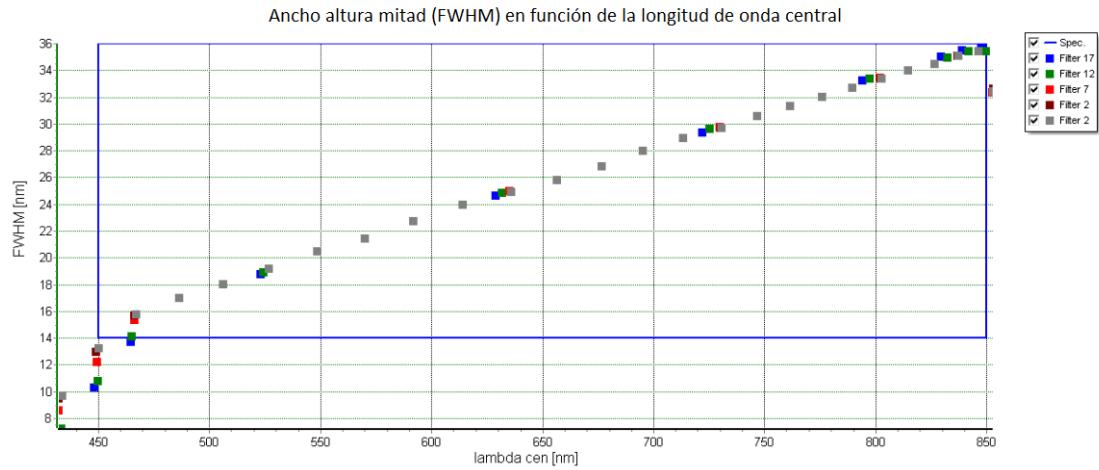


Figura 2.10: Ancho de banda o *FWHM* (*nm*) en función de la posición sobre el filtro (*mm*). Calibración provista por el proveedor del filtro.

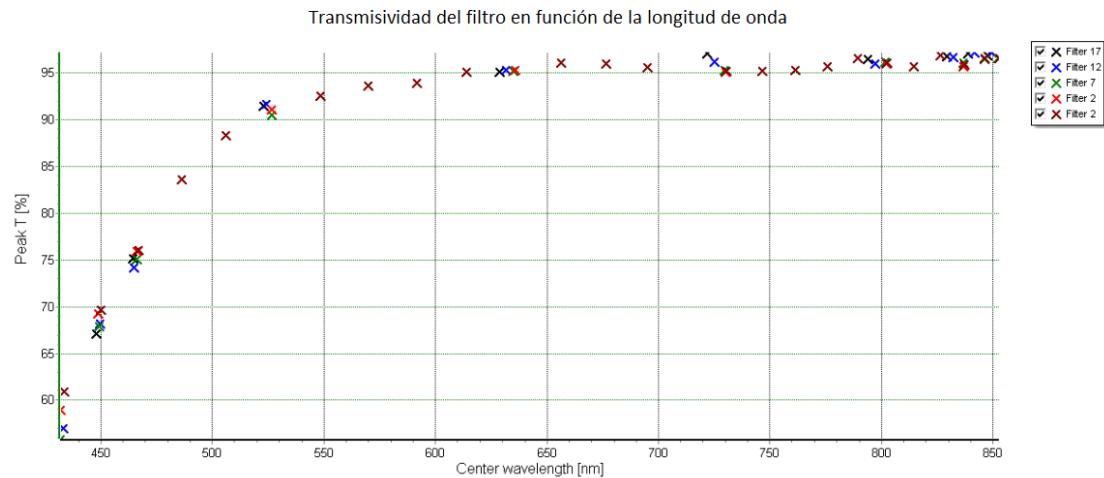


Figura 2.11: Transmisividad en función de la posición sobre el filtro (*mm*). Calibración provista por el proveedor del filtro.

medir el espectro completo de un dado pixel equivale a la longitud total del filtro dividida por la distancia de muestreo:

$$m = \frac{\lambda_{max} - \lambda_{min}}{d} \quad (2.1)$$

2.2.3. Calibración espectral previa

En la cámara de vuelo, el armado mecánico es tal que cada pixel del sensor mide una única longitud de onda central para todas las imágenes adquiridas. La diferencia entre cuadros sucesivos está dada por el desplazamiento de la imagen con respecto al sensor. En la cámara de tierra, sin embargo, cada pixel del sensor mide la misma fracción de la escena en todos los casos. El escaneo está dado por el movimiento del filtro, lo que conduce a que cada pixel del sensor mida una longitud de onda distinta en cada cuadro.

En orden de reconstruir la escena para una dada longitud de onda, en primer lugar es necesario conocer, para cada pixel, cuáles son las longitudes de onda centrales medidas para cada posición del actuador. Con este objetivo se diseñó e implementó un protocolo de calibración previa, el cual se describe en la sección de resultados.

2.3. Resultados

2.3.1. Calibración espectral previa

En orden de reconstruir la escena para una dada longitud de onda, en primer lugar es necesario conocer, para cada pixel, cuáles son las longitudes de onda centrales medidas para cada posición del actuador. En esta sección se desarrolla el protocolo diseñado para calibrar dispositivos de captura de imágenes hiperespectrales como el aquí descrito.

Dado el funcionamiento del dispositivo, para una dada posición del actuador, cada pixel del sensor corresponde a una longitud de onda particular. Dado que el actuador avanza de a pasos discretos, cada pixel del sensor mide un conjunto fijo de longitudes de onda (el cual depende de la posición del pixel en cuestión, y del paso del actuador).

En el caso de un filtro de variación lineal, la relación entre la longitud de onda central medida ($\lambda_{central}$), el número de pixel (n_{pixel}) y la posición del actuador ($x_{actuador}$) está dada por la ecuación:

$$\lambda_{central} = a * (x_{actuador} + n_{pixel} * ps) + b \quad (2.2)$$

donde ps es el tamaño del pixel, a corresponde a la variación de longitud de onda del filtro por milímetro (la cual equivale a la pendiente de la recta) y b es el *offset* (representa la posición inicial relativa entre filtro y sensor, la cual depende del armado mecánico).

La calibración consiste en tomar sets de imágenes iluminando el sensor con luz monocromática y uniforme. En este escenario, $\lambda_{central}$, $x_{actuador}$, ps y n_{pixel}

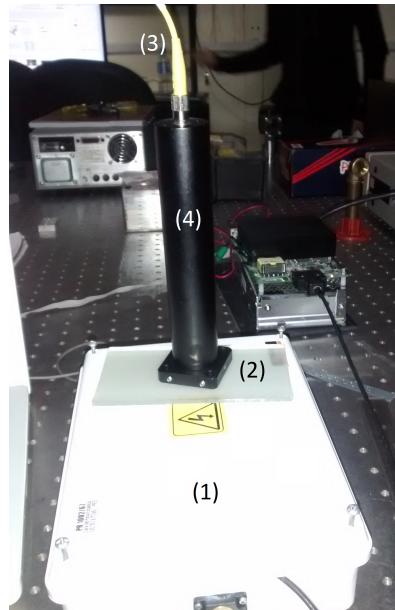


Figura 2.12: Dispositivo de calibración espectral.

son conocidos para cada imagen. Los parámetros propios del filtro (en este caso, la variación de longitud de onda por milímetro, a , y el offset, b) pueden ser calculados al repetir este procedimiento, modificando la longitud de onda con la que se ilumina al sensor. Una vez que los parámetros del filtro son conocidos y el paso de avance del actuador es fijado, el grupo de longitudes de onda medidos por cada pixel queda automáticamente determinado.

Implementación del protocolo de calibración

Esta subsección detalla la aplicación del protocolo previamente descrito en la calibración de la cámara hiperespectral para uso terrestre estudiada en este trabajo. Las mediciones realizadas con este objetivo fueron efectuadas dentro del Laboratorio de Electrónica Cuántica, perteneciente al departamento de Física de la UBA.

Las mediciones de calibración se llevaron a cabo mediante el armado experimental detallado en la Figura 2.12. Éstas consistieron en iluminar la cámara (1) con distintos láseres, removiendo la lente de la misma y colocando en su lugar un difusor (2). Los láseres se montaron mediante fibra óptica (3), de forma de facilitar el armado del setup y el cambio entre las distintas longitudes de onda. Éstos se montaron a aproximadamente 15cm de distancia, sujetados por la pieza plástica (4), la cual cumplía asimismo el rol de aislar la luz externa. Este armado

experimental permitió iluminar el sensor de la cámara (a través del filtro) con luz uniforme y monocromática.

Las fuentes de luz fueron elegidas de forma de abarcar todo el rango espectral comprendido por los filtros: las longitudes de onda utilizadas fueron $473nm$, $532nm$, $632nm$ y $850nm$. La distancia de muestreo fue elegida teniendo en cuenta el ancho de banda del filtro. Para obtener información espectral completa, es necesario escanear la escena de a pasos más estrechos que la mitad del mínimo ancho de banda del filtro (distancia relacionada con su frecuencia de Nyquist). A partir de la Figura 2.10 se deduce que el mínimo ancho de banda del filtro es de aproximadamente $16nm$, por lo que se busca una distancia de escaneo menor a $FWHM_{min}/2 = 8nm$. A su vez, la Figura 2.9 muestra que, a primer orden, el avance espectral del filtro en función de la posición se puede aproximar en un valor de $16nm/mm$. Esto implica que para escanear espectralmente la escena con un paso menor a $8nm$ es necesario que el filtro se desplace físicamente en distancias menores a $0,5mm$. Con este objetivo, para la calibración aquí efectuada, se fijó el paso de avance del actuador en $0,2525mm$ (lo que equivale a muestrear espectralmente cada $4nm$).

Para una dada distancia de muestreo en nm (d), la cantidad de cuadros obtenidos (m) durante la captura de una imagen hiperespectral completa está dada por la Ecuación 2.1, por lo que la configuración elegida genera, para cada láser, un set de 100 cuadros en total ($N = (850nm - 450nm)/4nm = 100$). Entre imágenes consecutivas el filtro se desplaza en una distancia de $0,2525mm$, lo que equivale a aproximadamente 67 píxeles. Esto implica que, en el sistema de referencia del filtro, si una dada longitud de onda central (fija a una posición del filtro) es medida por el pixel n en una imagen, en el cuadro consecutivo esa misma longitud de onda será medida por el pixel $n + 67$. La longitud de onda central del filtro con respecto al sensor avanzará de a 67 píxeles entre imágenes consecutivas.

El análisis desarrollado en estos dos últimos párrafos se encuentra condensado en la siguiente tabla:

Mínimo ancho de banda del filtro (nm)	16 nm
Distancia máxima de muestreo (nm)	8 nm
Distancia máxima de muestreo (mm)	0.5 mm
Distancia de muestreo elegida (mm)	0.2524 mm
Distancia de muestreo elegida (nm)	4 nm
Número de imágenes capturadas en la configuración elegida	100
Avance del filtro entre imágenes consecutivas (px)	67 px

En la Figura 2.13 se muestra un subconjunto de la serie de imágenes obtenidas al iluminar el sensor con el láser de $632nm$. Cada uno de los cuadros obtenidos corresponde a distintas posiciones del actuador (lo que equivale a distintas posiciones del filtro). Se grafican asimismo los perfiles verticales de intensidad para cada

una de estas imágenes, las cuales se condensan en un esquema de intensidad versus número de pixel. Cada una de las curvas graficadas corresponde a una posición del actuador diferente.

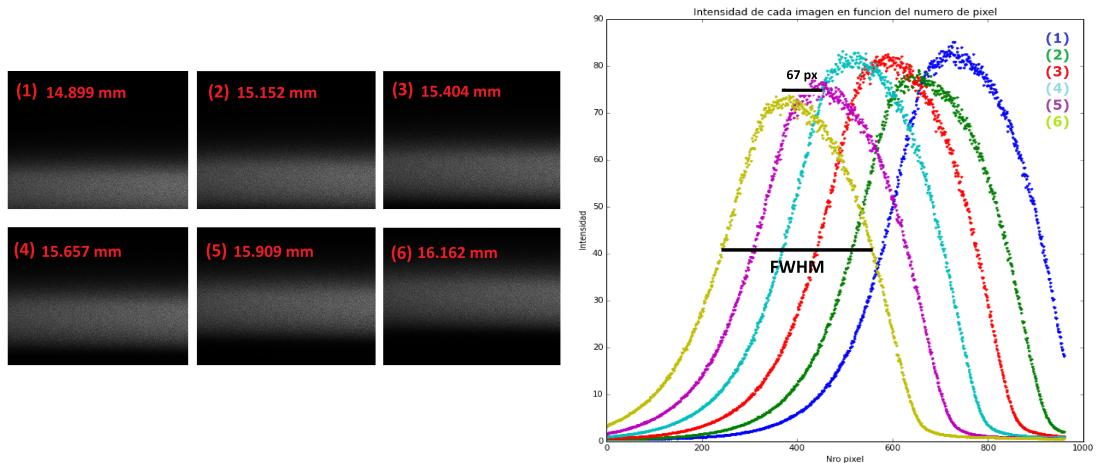


Figura 2.13: Subconjunto de la serie de imágenes obtenidas al iluminar el sensor con el láser de $632nm$. Cada uno de los cuadros obtenidos corresponde a distintas posiciones del actuador (lo que equivale a distintas posiciones del filtro). Se grafican asimismo los perfiles verticales de intensidad para cada una de estas imágenes (intensidad versus número de pixel), donde cada curva graficada corresponde a una posición del actuador diferente.

Al emplear un láser como fuente de luz, el ancho de banda de los filtros ($> 10nm$) resulta mayor que el de la luz incidente ($< 0,1nm$). Esto implica que el ancho de las campanas graficadas en la Figura 2.13 corresponde al ancho de banda del filtro para $632nm$. Asimismo se observa que, debido a la distancia de muestreo seleccionada, el pico de intensidad se desplaza de a 67 píxeles entre imágenes consecutivas.

Se obtuvieron conjuntos de imágenes análogas al iluminar el sensor con los láseres azul, verde e infrarrojo. Al variar la longitud de onda de la luz incidente, se observan variaciones en el ancho altura mitad (FWHM) de las campanas de intensidad (debido a que el ancho de banda del filtro varía en función de la longitud de onda central).

Dado que cada longitud de onda corresponde a una posición diferente del filtro, el rango de posiciones del actuador en las cuales llega luz al sensor se modifica en función de la longitud de onda de la fuente empleada. Este fenómeno se puede observar en la Figura 2.14, donde se muestra la intensidad medida en cada imagen en función de la posición del actuador, para cada láser.

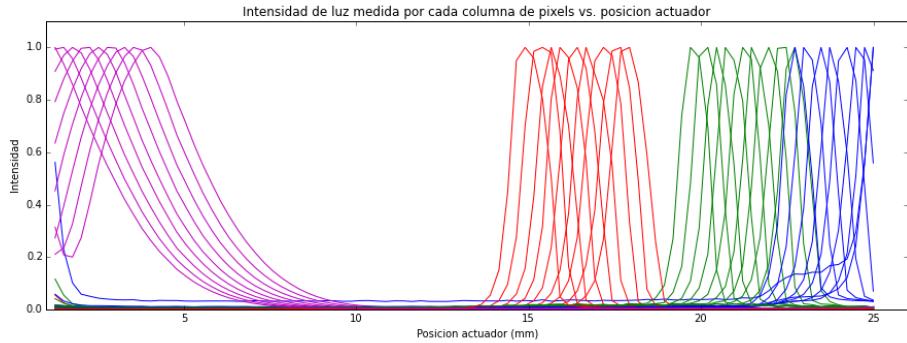


Figura 2.14: Intensidad medida en cada imagen en función de la posición del actuador, para cada láser. Las curvas violetas corresponden a las mediciones efectuadas empleando como fuente el láser de 850nm, las rojas corresponden al láser de 632nm, las verdes al de 532nm y las azules al del 473nm.

Con el objetivo de conocer, para cada posición del actuador, cuáles son las longitudes de onda centrales medidas para cada pixel, se buscó en cada imagen (relativa a una dada posición del actuador) el número de pixel correspondiente a su máximo de intensidad. De esta manera se computaron los píxeles correspondientes a los máximos de intensidad medida para cada posición del actuador. El resultado de este análisis se condensa en la Figura 2.15. Se muestra, para cada longitud de onda incidente, el conjunto de píxeles correspondiente al máximo de intensidad medida en función de la posición del actuador.

Se puede observar a partir de la Figura 2.9 que modelar la variación de longitud de onda por milímetro del filtro como una recta conduce a cometer errores de hasta 40 nm, por lo que una aproximación de primer orden no resulta suficiente. Esto condujo a modelar la variaciónpectral de los filtros en función de la posición como un polinomio de tercer grado. En este escenario la relación entre la longitud de onda central medida ($\lambda_{central}$), el número de pixel (n_{pixel}) y la posición del actuador ($x_{actuador}$) se adapta de la Ecuación 2.2 al caso cúbico, tomando la forma

$$\begin{aligned} \lambda_{central} = & a * (x_{actuador} + n_{pixel} * ps)^3 \\ & + b * (x_{actuador} + n_{pixel} * ps)^2 \\ & + c * (x_{actuador} + n_{pixel} * ps) + d \end{aligned} \quad (2.3)$$

El ajuste se efectuó tomando como $\lambda_{central}$ a la longitud de onda de cada láser empleado como fuente de iluminación, $x_{actuador}$ a las posiciones del actuador en las que cada imagen fue tomada, y n_{pixel} al número de pixel correspondiente al máximo de intensidad, el cual depende de $\lambda_{central}$ y $x_{actuador}$. Utilizando meramente las mediciones aquí descritas se obtiene la curva de calibraciónpectral detallada

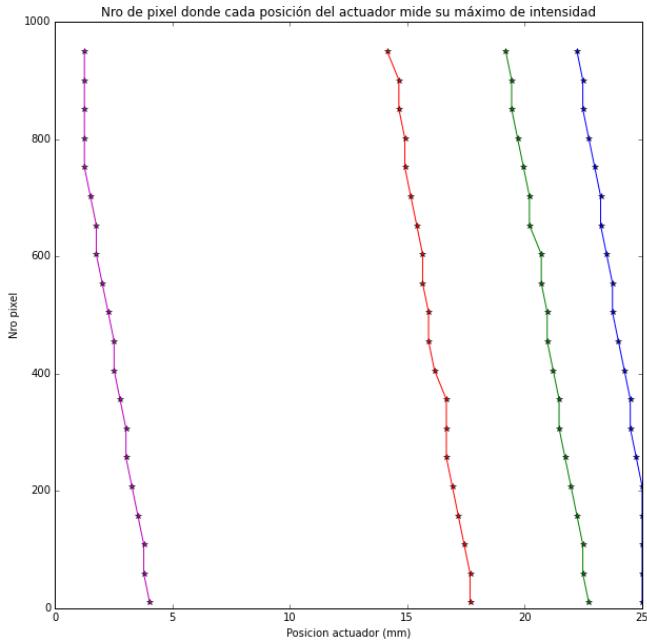


Figura 2.15: Conjunto de píxeles correspondiente al máximo de intensidad medida para cada posición del actuador. Las distintas curvas corresponden a las mediciones efectuadas empleando fuentes de distintas longitudes de onda. La curva violeta corresponde a las mediciones efectuadas empleando como fuente el láser de 850nm, la roja al de 632nm, la verde al de 532nm y la azul al del 473nm.

en la Figura 2.16, donde se encuentran promediados de forma pertinente todos los valores medidos para cada longitud de onda. Los parámetros del filtro determinados a partir de este ajuste están dados por los valores

Parámetro	Valor	Desviación estándar
a	0.012	0.003
b	-0.794	0.155
c	-3.450	2.317
d	877.337	7.180

Además de contar con las mediciones realizadas en el laboratorio, en el caso particular de la cámara aquí calibrada se contaba también con la información brindada por el proveedor, la cual consiste en más de 20 valores especificando la longitud de onda central (nm) en función de la posición del filtro (mm) (valores

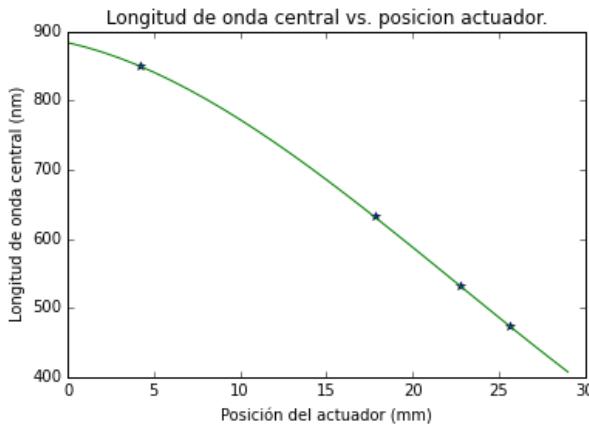


Figura 2.16: Curva de calibración espectral obtenida a partir de las mediciones detalladas en este trabajo. Se muestra la longitud de onda central (nm) en función de la posición del actuador (mm).

especificados en la Figura 2.9). Se optó entonces por emplear este set de datos (más completo) para modelar la curva de longitud de onda central versus posición. Al contar con esta información, la curva de calibración se obtuvo en dos etapas. En primer lugar, se ajustaron los datos provistos por el proveedor mediante un polinomio de tercer grado. Los valores obtenidos fueron

Parámetro	Valor	Desviación estándar
<i>a</i>	0.019	0.002
<i>b</i>	-1.595	0.123
<i>c</i>	23.858	2.767
<i>d</i>	747.411	19.448

Utilizando estos valores como dato, se calculó el *offset* (*off*) (posición inicial relativa entre filtro y sensor), el cual depende del armado mecánico para cada caso. Este cálculo se llevó a cabo ajustando las mediciones realizadas en el laboratorio (las cuales contemplan el armado mecánico de la cámara aquí analizada en particular) mediante la ecuación

$$\begin{aligned} \lambda_{central} = & a * (x_{actuador} + n_{pixel} * ps - off)^3 \\ & + b * (x_{actuador} + n_{pixel} * ps - off)^2 \\ & + c * (x_{actuador} + n_{pixel} * ps - off) + d \end{aligned} \quad (2.4)$$

donde *a*, *b*, *c*, *d* corresponden a los valores obtenidos al modelar los datos del proveedor mediante un polinomio de grado 3. El valor de *offset* (*off*) obtenido fue

Parámetro	Valor	Desviación estándar
<i>off</i>	-7.621	0.200

La curva de calibración obtenida para este caso se muestra en la Figura 2.17, la cual resulta más robusta al considerar 20 valores más que si se emplearan únicamente las mediciones efectuadas en el laboratorio. La curva final de calibración empleada resulta entonces

$$\begin{aligned}\lambda_{central}[nm] = & 0,019 * (x_{actuador}[mm] + n_{pixel} * 3,75e^{-3} + 7,663)^3 \\ & - 1,595 * (x_{actuador}[mm] + n_{pixel} * 3,75e^{-3} + 7,663)^2 \\ & + 23,858 * (x_{actuador}[mm] + n_{pixel} * 3,75e^{-3} + 7,663) + 747,411\end{aligned}\quad (2.5)$$

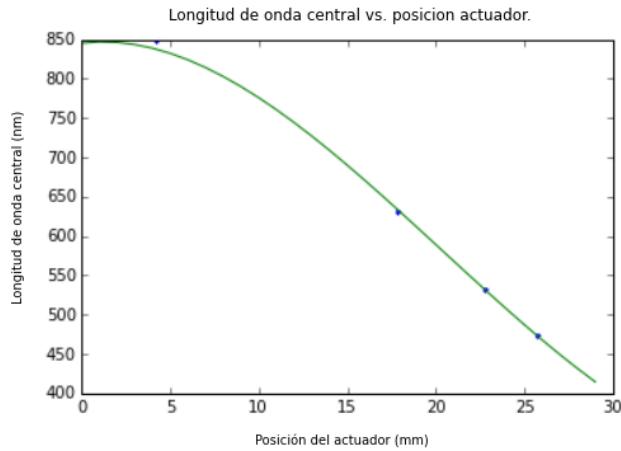


Figura 2.17: Curva de calibración espectral obtenida a partir de la información provista por el proveedor en conjunto con las mediciones detalladas en este trabajo. Se muestra la longitud de onda central (nm) en función de la posición del actuador (mm).

2.3.2. Transformación de datos

Como se ha detallado previamente, el resultado buscado al tomar imágenes hiperespectrales corresponde a obtener un cubo de dimensiones (x, y, λ) , donde las primeras dos corresponden a un mapa de la escena, y la tercera a su luminosidad para cada longitud de onda. De esta forma, cada corte horizontal del cubo corresponde a una imagen monocromática de la escena (donde el color observado depende de la altura del corte). En el caso de la cámara detallada en este trabajo, las imágenes crudas obtenidas representan cortes diagonales del cubo de datos,

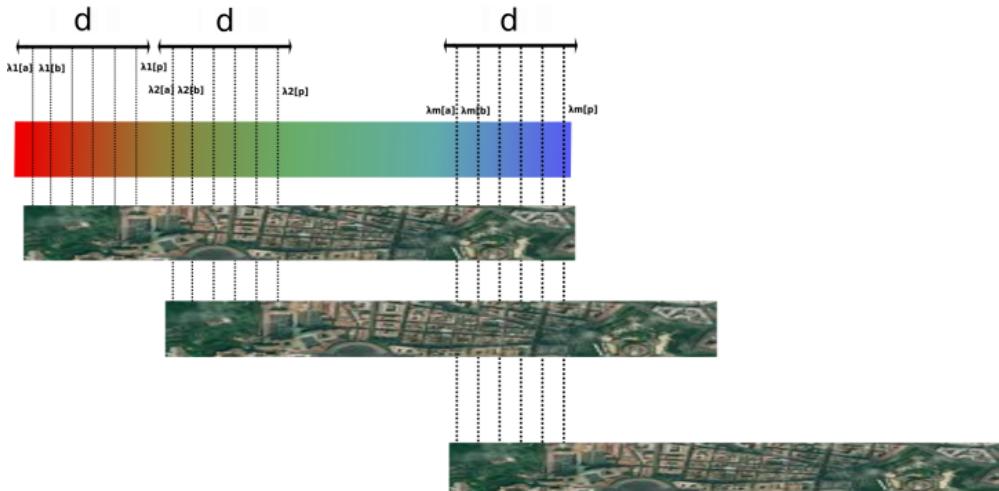


Figura 2.18: Método de operación de la cámara hiperespectral de vuelo. Al ser el desplazamiento entre imágenes mayor a un pixel, cada pixel del sensor comprendido dentro de este intervalo mide un grupo diferente de longitudes de onda centrales. En este esquema se muestran p píxeles comprendidos dentro de la distancia de muestreo (d), cada uno de los cuales sensa diferentes longitudes de onda.

donde se aprecian mapas de la escena coloreados según un gradiente de longitudes de onda. Resulta entonces necesario transformar los datos obtenidos a partir de las imágenes crudas con el objetivo de obtener el cubo hiperespectral buscado.

Gracias a la calibración espectral que se efectúa en primer lugar, la información de qué longitud de onda es medida por cada pixel resulta conocida. Bajo la hipótesis de que la firma espectral de cada material presente en la escena varía de forma suave, es posible calcular un polinomio interpolador para cada pixel de la escena. Los puntos a partir de los cuales se construye el polinomio se obtienen computando la irradiancia de la escena en función de las diferentes longitudes de onda medidas para cada posición del filtro.

En el caso de la cámara satelital, cada pixel del sensor mide una única longitud de onda para todas las imágenes. En ese escenario, la reconstrucción consiste en “rastrear” un dado pixel de la escena a lo largo de las distintas imágenes, hallar el número de pixel del sensor por el cual fue sensado en cada caso, y deducir las correspondientes longitudes de onda para las cuales fue medido en cada imagen. Los puntos a partir de los cuales se construye el polinomio se obtienen computando la irradiancia de la escena medida en cada imagen, en función de la longitud de onda que corresponda en cada caso.

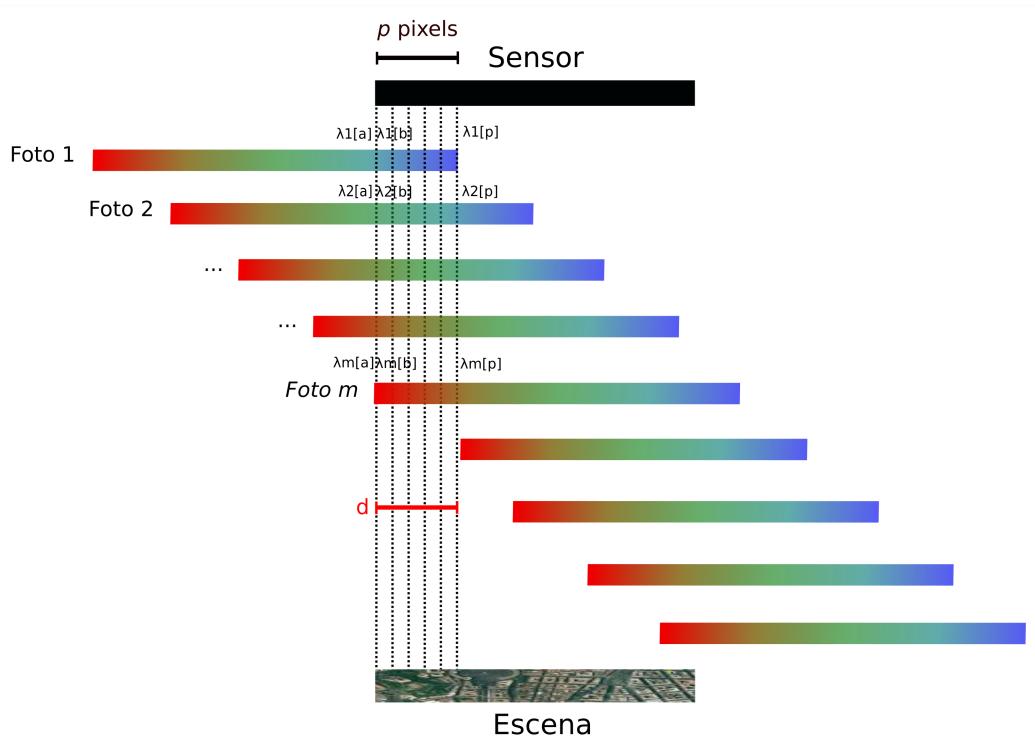


Figura 2.19: Método de operación de la cámara hiperespectral de tierra. De manera análoga al caso de vuelo, el desplazamiento entre imágenes es mayor a un pixel, por lo que cada pixel del sensor comprendido dentro de este intervalo mide un grupo diferente de longitudes de onda centrales. En este esquema se muestran p píxeles comprendidos dentro de la distancia de muestreo (d), cada uno de los cuales sensa diferentes conjuntos de longitudes de onda.

En el caso de la cámara de tierra, cada pixel del sensor mide una misma porción de la escena para todas las imágenes. En este escenario ya no es necesario que un dado pixel de la escena sea rastreado, ya que éste es siempre sensado por el mismo pixel del sensor. Al estar los píxeles de la escena y del sensor únicamente relacionados, los puntos a partir de los cuales se construye el polinomio se obtienen computando la irradiancia de la escena en cada cuadro (sensada siempre por el mismo pixel del sensor), en función de las diferentes longitudes de onda medidas por el pixel en cuestión en cada imagen (las cuales dependen de cada posición del filtro).

Se agrega en este caso un grado de complejidad en la calibración espectral, dado que en el caso de tierra las longitudes de onda medidas por un mismo pixel no dependen sólo de las características del filtro y del número de pixel (como

ocurre en el caso de la cámara satelital), sino que dependen también del avance del actuador.

Una vez construido el polinomio interpolador para cada pixel, la reconstrucción de una imagen monocromática se obtiene evaluando el polinomio interpolador de cada pixel en la longitud de onda deseada. Cabe destacar que, al reconstruir espectralmente la escena mediante interpolaciones, es posible obtener la intensidad en función de cualquier longitud de onda (los valores obtenidos no son discretos, sino que se pueden evaluar las curvas interpoladoras en un rango continuo de valores).

Como último paso, es necesario normalizar las imágenes monocromáticas obtenidas teniendo en cuenta las curvas de transmisividad y variación de ancho de banda del filtro (Figuras 2.11 y 2.10) y de responsividad del sensor (Figura 2.8), las cuales dependen de la longitud de onda.

En el caso de la cámara para uso satelital, la distancia de muestreo consiste en un parámetro difícil de regular, dado que depende de grados de libertad acoplados entre sí tales como la velocidad del satélite, el tiempo de exposición y la tasa de captura de imágenes de la cámara. Esto lleva a que el muestreo pueda ser irregular, y que el desfasaje relativo entre imágenes consecutivas sea considerablemente mayor a un pixel.

Al ser el desplazamiento entre imágenes mayor a un pixel, cada pixel del sensor comprendido dentro de este intervalo mide un grupo diferente de longitudes de onda centrales. Esto se muestra en la Figura 2.18, donde hay p píxeles comprendidos dentro de la distancia de muestreo, sensando diferentes longitudes de onda. Como consecuencia de este fenómeno el polinomio interpolador para cada uno de estos p píxeles es construido a partir de diferentes conjuntos de puntos (dado que la irradiancia de la escena es medida para diferentes longitudes de onda). De esta manera, cada polinomio interpolador es construido a partir de m puntos, existiendo p conjuntos diferentes de puntos de interpolación.

A diferencia de lo que ocurre para el caso de vuelo, en la cámara de tierra la distancia de escaneo resulta un parámetro independiente, regulable con precisión de $0,1\mu m$. En este escenario sería posible muestrear espectralmente la escena generando un desfasaje relativo entre imágenes de a un pixel: en este caso todos los píxeles del sensor medirían exactamente el mismo conjunto de longitudes de onda, por lo que no sería necesario que cada pixel construya su polinomio interpolador a partir de distintos conjuntos de puntos (I, λ) (donde I representa la intensidad de la escena).

Sin embargo, se eligió trabajar con una distancia de muestreo mayor a un pixel por dos motivos diferentes. En primer lugar, la cámara para uso terrestre se desarrolló con el objetivo de estudiar y simular la captura de imágenes hiperespectrales para el caso satelital, donde es necesario trabajar con distancias de escaneo

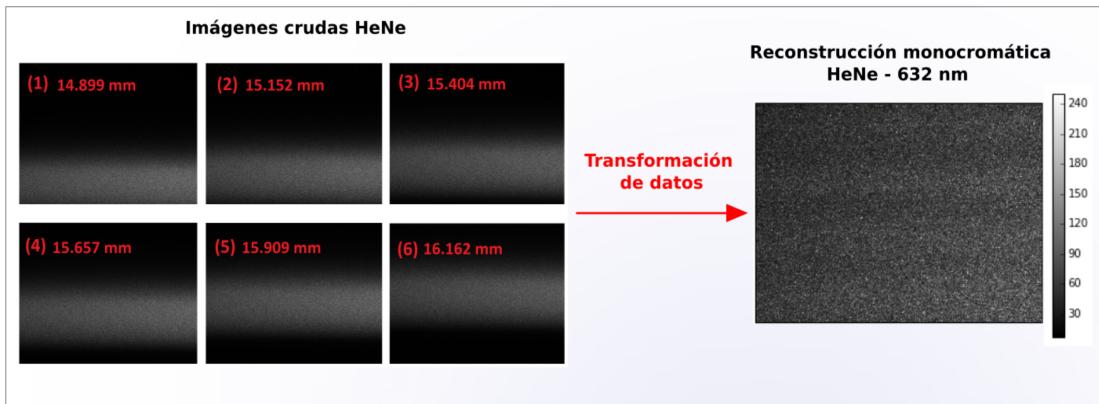


Figura 2.20: Comparación entre las imágenes crudas capturadas por la cámara (en este caso al iluminar el sensor con un láser de HeNe), y las obtenidas tras aplicar la transformación de datos implementada en este trabajo (se muestra la imagen monocromática resultante para $\lambda = 632\text{nm}$).

mayores al pixel. En segundo lugar, el ancho de banda de los filtros (detallado en la Figura 2.10) es mayor al tamaño de un pixel en dos órdenes de magnitud, por lo que resulta redundante escanear espectralmente la escena con un paso tan fino. Es por estos motivos que se eligió una distancia de muestreo mayor, donde fue necesario aplicar una transformación de los datos que involucre polinomios creados a partir de diferentes conjuntos de puntos.

La representación de la versión análoga para la cámara de tierra se encuentra representada en la Figura 2.19, donde hay p píxeles comprendidos dentro de la distancia de muestreo, sensando diferentes longitudes de onda. Como consecuencia de este fenómeno el polinomio interpolador para cada uno de estos p píxeles es construido a partir de diferentes conjuntos de puntos (dado que la irradiancia de la escena es medida para diferentes longitudes de onda). De esta manera, cada polinomio interpolador es construido a partir de m puntos, existiendo p conjuntos diferentes de puntos de interpolación.

La Figura 2.20 muestra el contraste entre las imágenes crudas capturadas por la cámara, y las obtenidas tras aplicar la transformación de datos implementada en este trabajo. En primer lugar, se exhibe el conjunto de imágenes crudas capturadas al iluminar el sensor con un láser de Helio-Neón ($\lambda = 632\text{nm}$). Paralelamente, se muestra la imagen monocromática resultante para $\lambda = 632\text{nm}$, tras aplicar la transformación de datos.



Figura 2.21: Imágenes documentando las mediciones de campo efectuadas al tomar fotos hiperespectrales de cultivos pertenecientes a campos en Córdoba.

2.3.3. Pruebas de campo

Se describen en esta sección las mediciones y los resultados obtenidos al efectuar pruebas de campo tomando fotos hiperespectrales de cultivos pertenecientes a campos en Córdoba, empleando la cámara, la calibración espectral y la transformación de datos descritos en este trabajo. Con el objetivo de poner a prueba el funcionamiento del prototipo de cámara desarrollado, se realizó un viaje a Córdoba en el cual se tomaron imágenes hiperespectrales de diferentes cultivos. En la Figura 2.21 se muestran fotografías que documentan las mediciones de campo efectuadas.

El objetivo del viaje a Córdoba fue estudiar la identificación de cultivos y malezas. Con esta meta, se tomaron imágenes hiperespectrales de diversas plantas, entre las cuales se contó rama negra, soja, sorgo alepo, yuyo colorado, gramón, centeno y maíz, entre otras. Las Figuras 2.22 y 2.23 muestran las imágenes crudas obtenidas para brotes de rama negra, en primer lugar, y sorgo alepo, en segundo lugar, para distintas posiciones del actuador. El paso del actuador se fijó en $0,510\text{mm}$ para ambos casos (fue necesario tomar menos cuadros con el objetivo de disminuir el tiempo total de captura y evitar que la escena salga borrosa, a costa de agrandar la distancia de muestreo). Cada una de las imágenes crudas corresponde a un mapa espacial de la escena, coloreado según un gradiente de longitudes de onda.

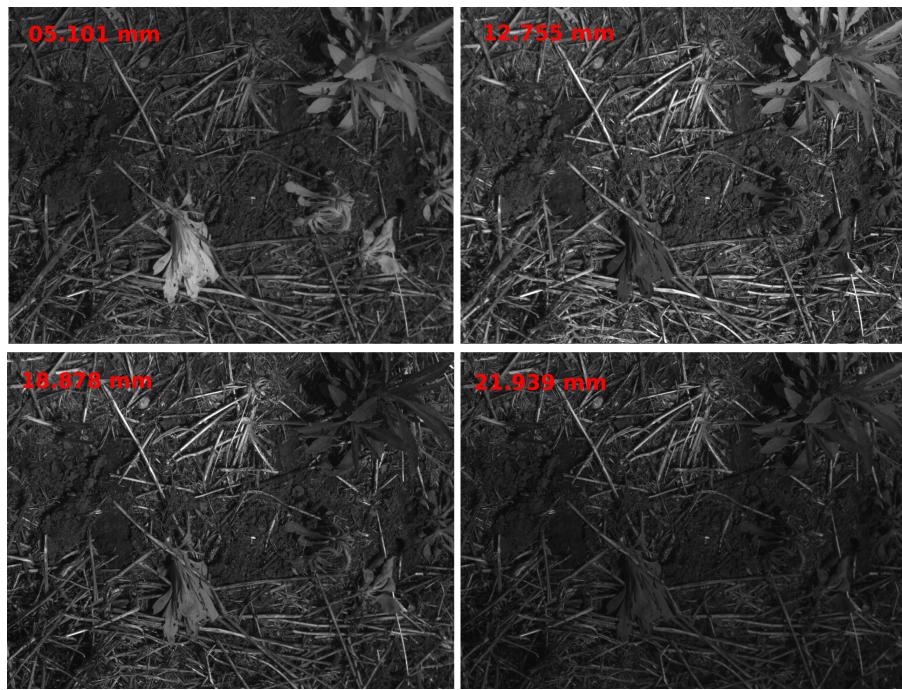


Figura 2.22: Imágenes crudas de brotes de rama negra obtenidas para diferentes posiciones del actuador.

Tras aplicar la transformación de datos detallada en el apartado previo, se obtuvieron imágenes monocromáticas corregidas en función de la respuesta de los filtros y del sensor, para cada caso. Como se detalló previamente, el algoritmo implementado permite evaluar la intensidad de la escena en un rango continuo de longitudes de onda. Las Figuras 2.24 y 2.25 muestran imágenes monocromáticas obtenidas de brotes de rama negra y de sorgo alepo respectivamente, para 490nm, 560nm, 630nm, 670nm, 720nm y 770nm (este subconjunto de longitudes de onda en particular fue seleccionado por ser el que mejor muestra las variaciones de intensidad de estos cultivos). Integrando bandas significativas del rojo, verde, azul e infrarrojo y aplicando corrección gamma, se reconstruyeron imágenes RGB y falso color, las cuales se muestran en las Figuras 2.26 y 2.27.

Con el objetivo de ecualizar las imágenes, se colocó en cada escena una valija adherida a una hoja blanca para posteriormente procesar las imágenes aplicando un balance de blancos. Esta corrección permite corregir las curvas espectrales medidas en el caso en que la iluminación se modifique entre las diferentes capturas. El análisis y la implementación del balance de blancos se hicieron posteriormente, por lo que quedan por fuera de este trabajo de tesis.

La reconstrucción del cubo hiperespectral de dimensiones (x, y, λ) genera un mapa espacial de la escena, donde la profundidad representa la dimensión espec-

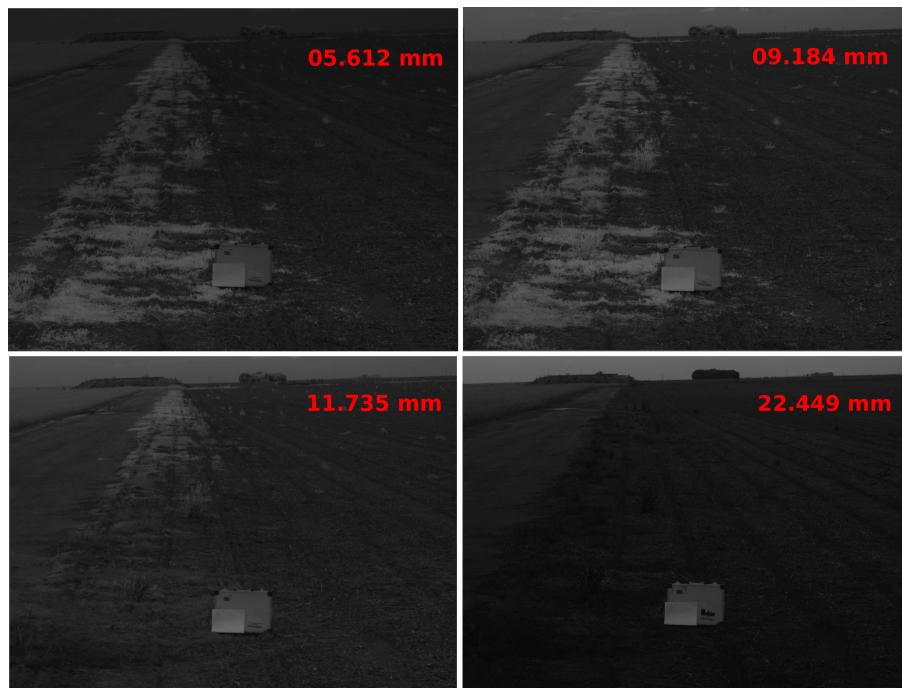


Figura 2.23: Imágenes crudas de brotes de sorgo alepo obtenidas para diferentes posiciones del actuador.

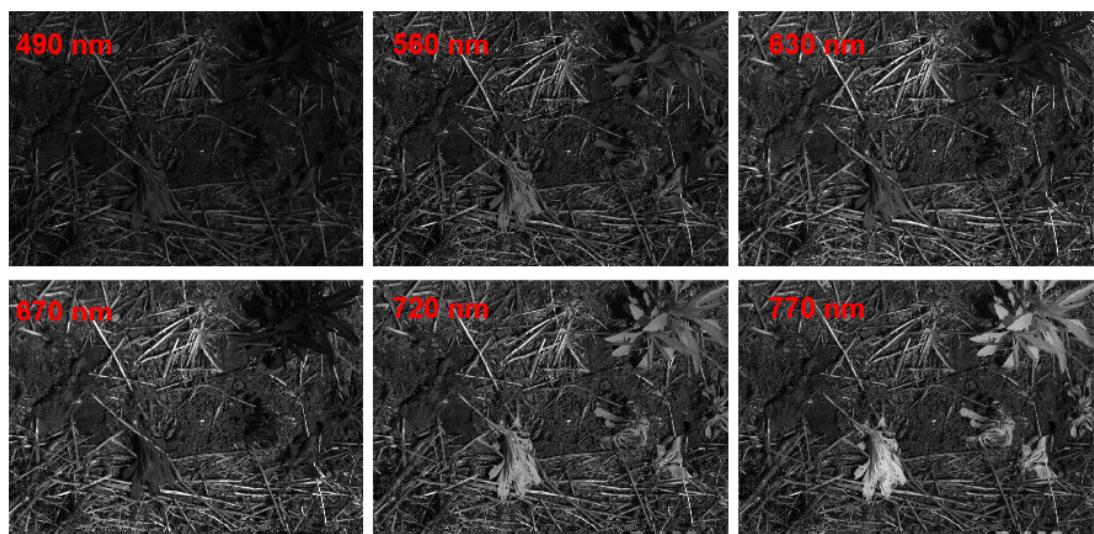


Figura 2.24: Imágenes monocromáticas de brotes de rama negra obtenidas para 490nm , 560nm , 630nm , 670nm , 720nm y 770nm .

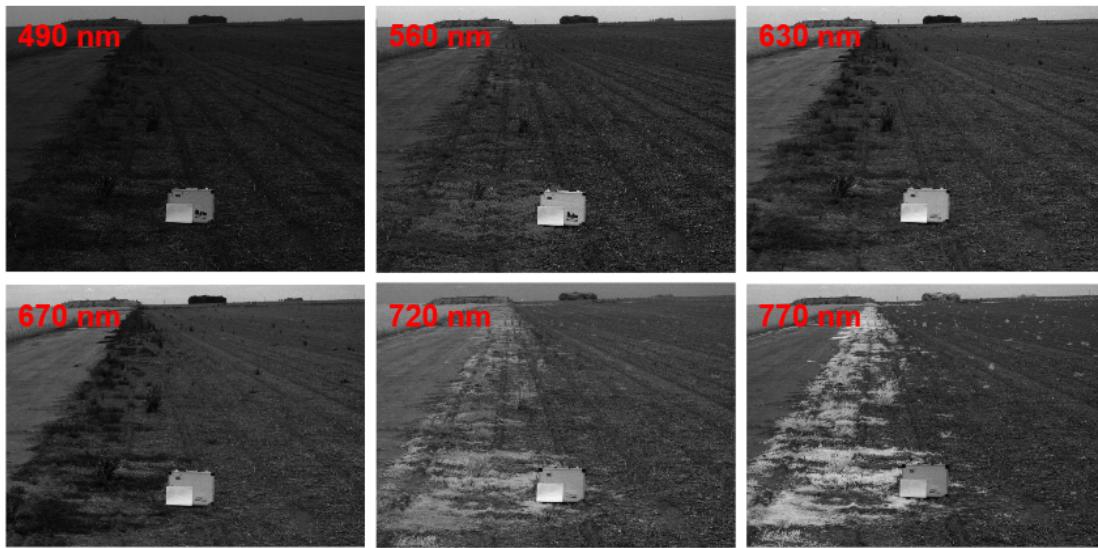


Figura 2.25: Imágenes monocromáticas de brotes de sorgo alepo obtenidas para 490nm, 560nm, 630nm, 670nm, 720nm y 770nm.

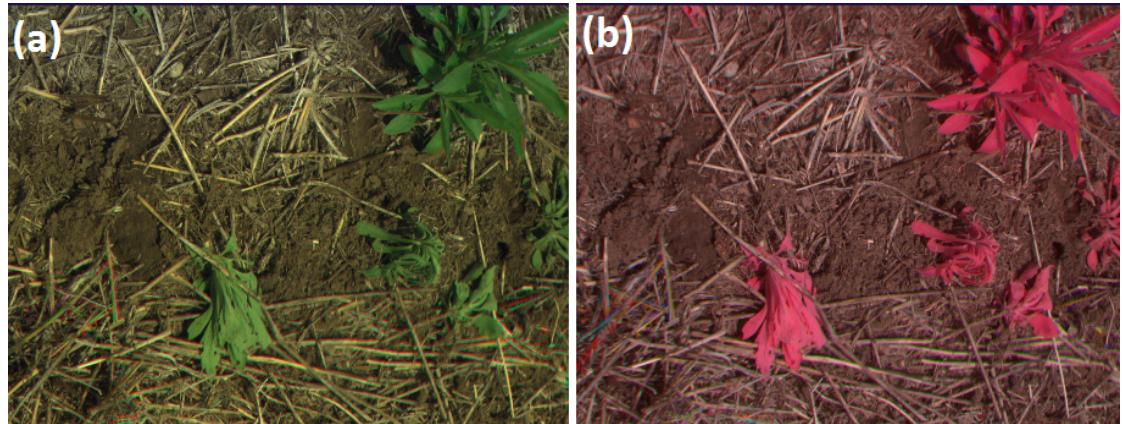


Figura 2.26: Reconstrucción de imagen (a) RGB y (b) falso color, a partir del cubo de datos hiperespectral obtenido para brotes de rama negra.

tral. En el caso de las imágenes aquí mostradas, la resolución es tal que la mayoría de los píxeles son puros (miden la irradiancia de un único material). Si se identifican sustancias (o *endmembers*) en la escena, es posible en este escenario reconstruir sus firmas espectrales de forma directa: fijando los correspondientes valores (x, y) (lo que implica seleccionar espacialmente la región ocupada por un material) y recorriendo la dimensión ortogonal del cubo, se obtienen los valores de intensidad en función de las longitudes de onda deseadas. A partir de las imágenes captura-

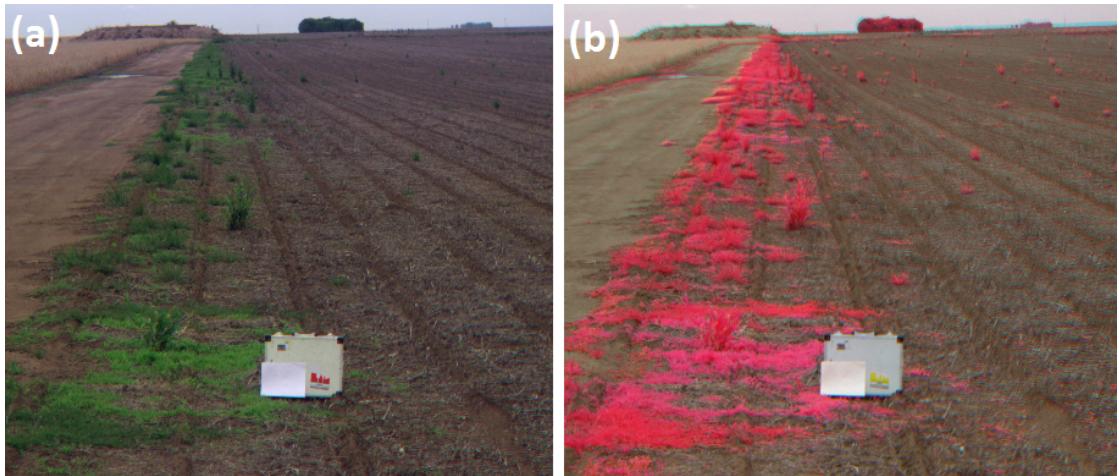


Figura 2.27: Reconstrucción de imagen (a) RGB y (b) falso color, a partir del cubo de datos hiperespectral obtenido para brotes de alepo gramón.

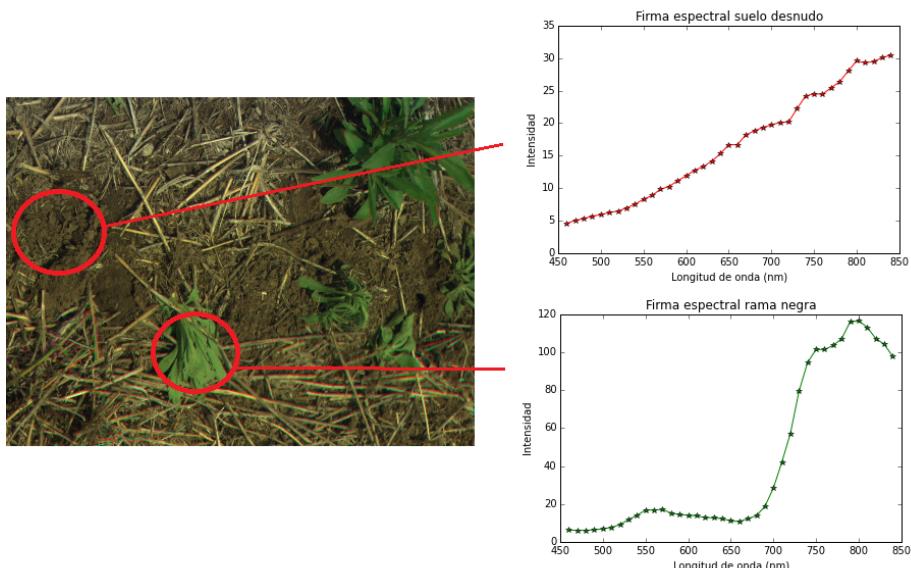


Figura 2.28: Reconstrucción de las firmas espectrales obtenidas para los brotes de rama negra y para el suelo desnudo.

das, se reconstruyeron las firmas espectrales de la rama negra, del suelo desnudo (detalladas en la Figura 2.28), del sorgo alepo y de la vegetación seca (condensadas en la Figura 2.29).

La Figura 2.30 muestra las firmas espectrales genéricas de los *endmembers* correspondientes a vegetación y suelo desnudo. Comparando con la reconstrucción

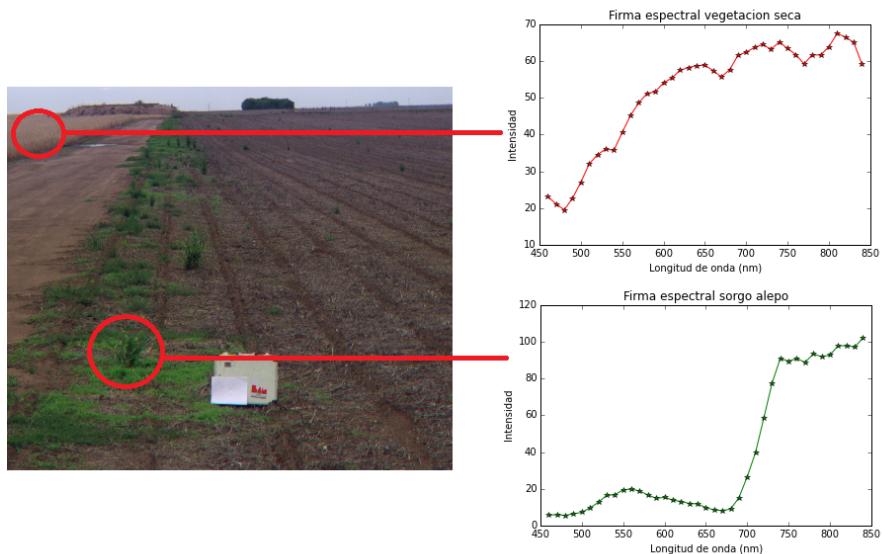


Figura 2.29: Reconstrucción de las firmas espectrales obtenidas para los brotes de sorgo alepo y para la vegetación seca.

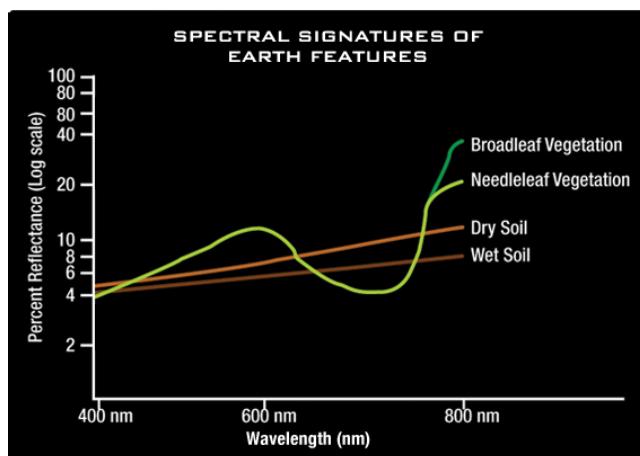


Figura 2.30: Firmas espectrales genéricas de los *endmembers* correspondientes a vegetación y suelo desnudo, representadas en escala logarítmica. Adaptado de science.nasa.gov.

llevada a cabo en este trabajo, se puede observar que las firmas espectrales deducidas tienen la forma esperada para todos los *endmembers*. La Figura 2.31 condensa las cuatro firmas espectrales enumeradas en este análisis (brotes de rama negra y de sorgo alepo, vegetación seca y suelo desnudo).

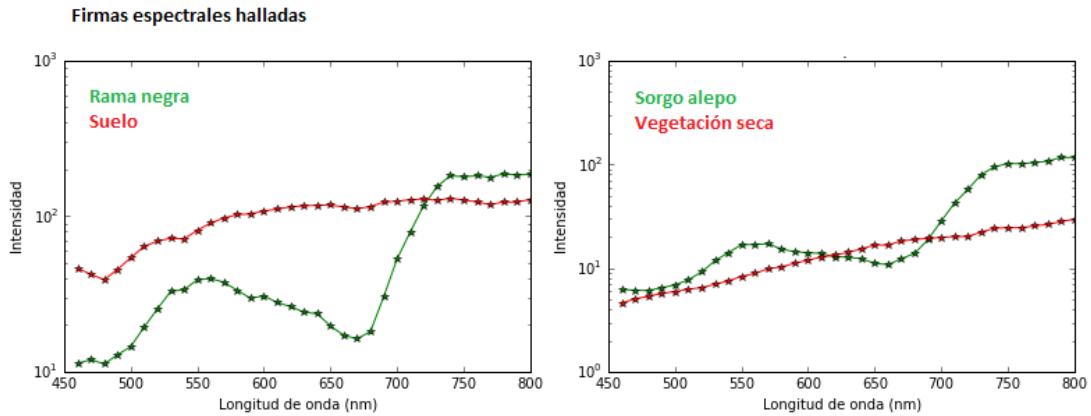


Figura 2.31: Reconstrucción de las firmas espectrales obtenidas para brotes de rama negra y de sorgo alepo, para vegetación seca y para el suelo desnudo, representadas en escala logarítmica.

2.3.4. Resolución espacial

Dado que la cámara hiperespectral de tierra se diseñó como prueba de concepto para la de uso satelital, es necesario destacar que existe una importante diferencia entre las resoluciones espaciales de ambas. Como se enunció previamente, la cámara de tierra cuenta con una resolución tal que cada pixel del sensor mide un único material de la escena. En la cámara satelital, sin embargo, cada pixel de la imagen corresponde a 30 metros de la escena en tierra, por lo que es esperable que más de un material contribuya al espectro medido por un único pixel.

Con el objetivo de adaptar los resultados obtenidos con la cámara de tierra al caso que se espera para vuelo, se redujo la resolución espacial de las imágenes capturadas, de modo tal que cada nuevo pixel corresponda a un promedio de 10x10 píxeles en la imagen original. La Figura 2.32 muestra el resultado obtenido al submuestrear la escena previamente mostrada. La Figura 2.33 muestra el espectro medido por un pixel ubicado en la interfaz entre la vegetación viva (sorgo alepo) y la seca, superpuesto con las firmas espectrales de estos *endmembers* en forma pura. A diferencia del caso previo, el espectro sensado deja de ser puro, mostrando contribuciones de las firmas de ambos *endmembers*.

En este contexto no alcanza con la mera reconstrucción de la información espectral de cada pixel para deducir cuáles son los materiales observados. Para lograr este objetivo, en escenarios mezclados (como el del sensado remoto, por ejemplo) es necesario aplicar algoritmos de deconvolución espectral, los cuales son analizados y aplicados en los próximos capítulos.



Figura 2.32: Imagen submuestreada donde cada nuevo pixel corresponde a un promedio de 10x10 píxeles en la imagen original.

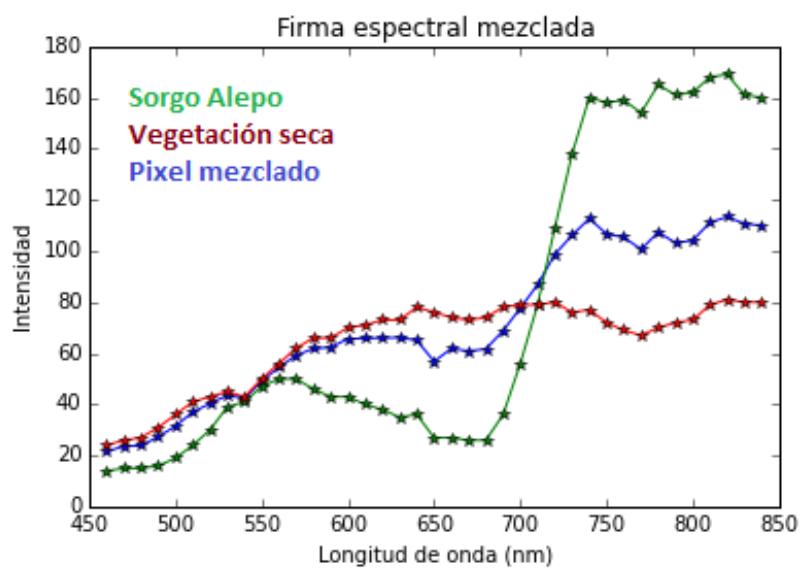


Figura 2.33: Reconstrucción de la informaciónpectral medida por cada pixel en un escenario mezclado (submuestreo de la imagen original en un factor 10). El pixel ubicado en la interfaz entre el sorgo alepo y la vegetación seca muestra contribuciones de las firmas espectrales de ambos *endmembers*.

Capítulo 3

Mezclado y deconvolución lineal

En este capítulo se exploran los principales conceptos detrás del post procesamiento de las imágenes hiperespectrales, cuando la resolución espacial de la imagen es lo suficientemente baja como para que más de un material de la escena sea sensado por un mismo pixel. Se caracteriza la mezcla espectral en las mediciones efectuadas por cada pixel, (*modelo de mezcla lineal*) y se analiza el post procesamiento en el caso en el que los materiales presentes en la escena son conocidos (*deconvolución lineal*).¹ Asimismo, se valida el software de simulación y procesamiento desarrollado por la tesista en *Python 3.4*, *Numpy X.X* y *SciPy Y.Y*.

3.1. Simulación mezclado lineal (*linear mixing*)

Con el objetivo de analizar y optimizar los métodos de sensado y deconvolución, en este capítulo se simulan conjuntos de *endmembers* y abundancias bajo la hipótesis del modelo de mezcla lineal. Se simulan asimismo las correspondientes mediciones realizadas por diferentes sensores hiperespectrales. De esta forma, es posible emplear la simulación como referencia de la realidad (denominada en la bibliografía como *ground truth*), con el objetivo de estudiar la calidad de las mediciones y su deconvolución para distintos parámetros propios del sistema. La Figura 3.1 muestra un esquema de los pasos seguidos en esta sección al simular, variar parámetros y analizar la calidad de la deconvolución espectral para diferentes imágenes hiperespectrales. El simulador y los algoritmos de deconvolución descritos en este capítulo fueron implementados por la tesista en *Python 3.4*, *Numpy X.X* y *SciPy Y.Y*.

¹Los modelos analizados en este capítulo (modelos lineales) son los más utilizados para las aplicaciones de interés de esta tesis, tanto en microscopía [Zimmermann2005] como en procesamiento de imágenes satelitales [Keshava2003].

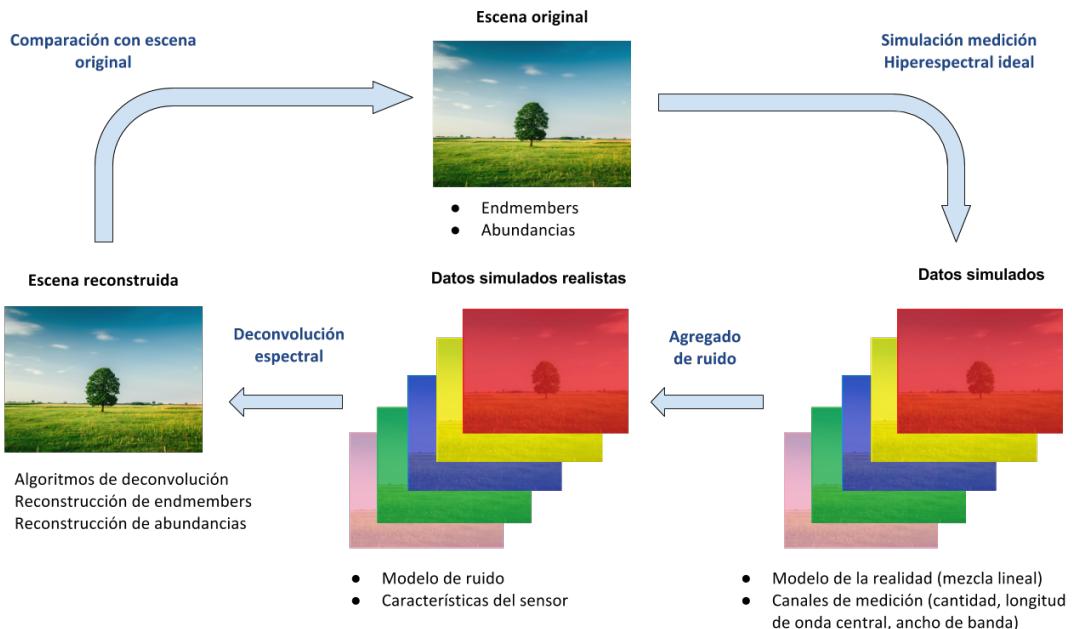


Figura 3.1: Esquema de los pasos seguidos en las simulaciones de imágenes hiperespectrales. (1) Simulación de escena original (determinación de *endmembers* y abundancias). (2) Simulación de medición hiperespectral (modelado de la realidad, determinación de los canales de medición). (3) Agregado de ruido (modelado del tipo de ruido y características del detector). (4) Deconvolución espectral (reconstrucción de abundancias y *endmembers*). (5) Análisis de la calidad de la reconstrucción: comparación con imagen original.

Con el objetivo de darle una mayor aplicabilidad al trabajo aquí presentado y de hacer uso de la vasta bibliografía existente en microscopía de fluorescencia, los *endmembers* en esta simulación están constituidos por los espectros de emisión de fluoróforos conocidos.

Los parámetros a variar en este caso son el número de *endmembers* que constituyen la escena y sus correspondientes firmas espectrales (en este caso, el parámetro a modificar es el tipo de fluoróforo utilizado). En cuanto a la abundancia de cada *endmember*, el parámetro a regular es la intensidad relativa entre éstos, variando la distribución espacial, el nivel de mezclado (más o menos superposición entre *endmembers*) y la normalización de las abundancias (es decir, imponiendo o no que se cumpla la hipótesis de aditividad).

En relación al sensor simulado, los parámetros a controlar están relacionados con su geometría (número de filas y de columnas), sus características espectrales (cantidad y ancho de las bandas en las que mide), la responsividad del sensor en

función de la longitud de onda, y el tipo de ruido (ruido de fondo y de conteo de fotones, entre otros).

Si se denota al espectro del j -ésimo *endmember* como s_j y a la abundancia del j -ésimo *endmember* como a_j , bajo la hipótesis del modelo de mezcla lineal y en ausencia de ruido, el espectro observado x para cualquier pixel en la escena puede ser expresado como:

$$x = a_1 s_1 + a_2 s_2 + \dots + a_M s_m = \sum_{i=1}^M a_i s_i = S a. \quad (3.1)$$

En la simulación realizada aquí, se considera un sensor CMOS con la capacidad de medir en K bandas espectrales, y una escena constituida por M *endmembers*. Se denomina S a la matriz de *endmembers*, la cual lleva la información espectral de los mismos integrada en cada banda espectral del sensor. La matriz S no tiene información pura de las firmas espectrales, sino que contiene datos de los espectros de los *endmembers* ya discretizados por el sensor.

En su i -ésima fila, S muestra la medición efectuada por la i -ésima banda espectral para cada *endmember*, mientras que en su j -ésima columna, S contiene el espectro del j -ésimo *endmember* medido en cada banda espectral del sensor. Cada fila de la matriz está entonces asociada a una banda espectral del sensor, y cada columna está asignada a un *endmember* particular, por lo que $S \in \mathbb{R}^{K \times M}$. El elemento (i, j) de la matriz S resulta entonces:

$$S_{i,j} = \int_{\lambda_i}^{\lambda_{i+1}} E_j \quad (3.2)$$

donde E_j corresponde al espectro puro del j -ésimo *endmember* (antes de ser discretizado por el sensor) y $(\lambda_i, \lambda_{i+1})$ son las longitudes de onda que corresponden a los extremos de la i -ésima banda espectral.

En el caso de medir un único pixel, la medición resultante corresponde a un vector $X \in \mathbb{R}^{K \times 1}$, donde el valor de su i -ésima coordenada muestra la intensidad medida por el pixel en la i -ésima banda espectral del sensor. Para cada pixel se obtiene entonces el vector espectral:

$$X = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \dots \\ x_K \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} s_{1,1} & s_{1,2} & \dots & s_{1,M} \\ s_{2,1} & s_{2,2} & \dots & s_{2,M} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ s_{K,1} & s_{K,2} & \dots & s_{K,M} \end{pmatrix} * \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \dots \\ a_M \end{pmatrix} \quad (3.3)$$

o, lo que es equivalente en notación matricial:

$$X = \bar{S} * A \quad (3.4)$$

donde \bar{S} es la matriz de *endmembers* y A es el vector de abundancias, el cual en su i-ésima coordenada contiene la abundancia fraccional del i-ésimo *endmember*.

El objetivo de las simulaciones realizadas en esta sección es sensar la calidad de la información que se obtiene tras aplicar algoritmos de deconvolución lineal a las mediciones realizadas por el sensor. Fijando la cantidad de *endmembers*, la firma espectral de cada uno de ellos, las abundancias relativas entre éstos, y el número y ancho de las bandas espectrales; se simulan en primera instancia el vector de abundancias A y la matriz de *endmembers* \bar{S} . Los algoritmos de deconvolución lineal parten de la base de que las firmas espirituales de los *endmembers* presentes en la escena son conocidas: sabiendo las características del sensor, la matriz \bar{S} es conocida a priori. A partir de la Ecuación 3.10, se obtiene el vector X medido por el sensor.

Dado que hasta aquí el modelo presentado no incluye ruido, el vector X corresponde a una medición efectuada por un sensor ideal. Con el objetivo de simular un caso más realista, sobre la medición ideal se agrega ruido proveniente del sensor (el cual puede ser aditivo o poissoniano según el caso), al cual se denota aquí con la letra W . Se obtiene entonces una medición ruidosa X' con la forma:

$$X' = f(X, W) \quad (3.5)$$

donde la forma funcional que vincula a X con W depende de los tipos de ruido presentes en la adquisición, los cuales son detallados en la siguiente sección para el caso de un sensor CMOS.

La información que se obtiene al efectuar una medición realista corresponde a conocer el vector X' , lo que implica que la única incógnita remanente es el vector de abundancias A . La reconstrucción espectral se lleva a cabo haciendo la operación:

$$A' = \bar{S}^{-1} * X' \quad (3.6)$$

donde A' corresponde al vector de abundancias hallado tras efectuar la deconvolución lineal. La calidad de la medición y su correspondiente deconvolución espectral se evalúan contrastando las abundancias reconstruidas (A') contra las originales (A): cuanto mejor sea el algoritmo implementado y más robustas las condiciones de la medición, más se parecerá A' a A .

Queda en evidencia a partir de la Ecuación 3.6 que la calidad de la reconstrucción de las abundancias depende por un lado del tipo y nivel de ruido del sensor (lo que repercute en cuán distinto es X' de X), y por otro de cuán bien condicionada está la matriz \bar{S} (lo que influye en cuán robusto es el proceso de encontrar su matriz inversa). Cabe destacar que en este último factor repercuten todos los parámetros involucrados en \bar{S} , que van desde el número de *endmembers* y la forma de sus espectros, hasta las características espirituales del sensor (como el número y ancho de las bandas espirituales en las que mide). Asimismo, la calidad

del algoritmo de deconvolución influye también en cuán acertado es el cálculo de \bar{S}^{-1} dada \bar{S} .

3.1.1. Tipos de ruido presentes en sensores CMOS

Los sensores CMOS (sigla del inglés: *Complementary metal oxide semiconductor*), al igual que el sensor CCD, se basan en el efecto fotoeléctrico. Están formados por numerosos sensores, uno para cada píxel, que producen una corriente eléctrica que varía en función de la intensidad de luz recibida. En el CMOS, a diferencia del CCD, se incorpora un amplificador de la señal eléctrica en cada pixel, siendo común incluir el conversor analógico digital en el propio chip. El sensor CMOS cuenta con la ventaja de que la electrónica permite la lectura directa de la señal de cada píxel.

Existen diversas fuentes de ruido que pueden impactar sobre la calidad de las imágenes obtenidas a partir de este tipo de sensores, las cuales son analizadas en este apartado. Si los CMOS fueran ideales, cada fotón recibido por un pixel sería convertido en exactamente un electrón. En este caso, el número de electrones sería contado precisamente y convertido a un número que muestre exactamente cuánta luz recibió cada pixel. Desafortunadamente, el proceso de convertir luz en valores discretos para cada pixel en una imagen CMOS está gobernado por ciertos factores que introducen ruido en las imágenes resultantes.

El ruido en imágenes CMOS se puede manifestar de distintas formas, incluyendo granularidad en áreas oscuras de la imagen, tenues líneas horizontales o verticales (que se tornan visibles en áreas de la imagen con baja señal), y gradienes borrosos entre partes más oscuras y más iluminadas de la imagen. Estos efectos se pueden apreciar principalmente en imágenes de bajo contraste (las cuales son el resultado de una baja relación señal-ruido).

Existen diversas fuentes de ruido que pueden ser introducidas durante la captura y lectura de una imagen tomada por un CMOS. Mientras que todo el ruido es problemático debido a que reduce el rango dinámico efectivo de una cámara, algunos tipos de ruido pueden resultar más nocivos que otros. De manera simplificada, el ruido menos nocivo puede ser reducido mediante técnicas estándar de calibración o mediante la combinación de diversos cuadros. El ruido más nocivo, puede ser difícil o hasta imposible de reducir mediante el mero post procesamiento de las imágenes. A continuación se detallan algunas de las fuentes principales de ruido en las imágenes tomadas por cámaras CMOS. [Lundberg2001]

Ruido de conteo de fotones

En aparatos electrónicos, el ruido de conteo (o *shot noise*) es un fenómeno que se origina por la naturaleza discreta de la carga eléctrica. Dado que cada

fotón corresponde a un evento independiente, la llegada de un fotón no puede ser predicha con precisión: en cambio, su probabilidad de llegada en un dado período de tiempo está gobernada por una distribución de Poisson.

La magnitud del ruido de conteo aumenta según la raíz cuadrada del número de eventos esperados (en este caso la corriente eléctrica, asociada al número de fotones). Sin embargo, dado que la intensidad de la propia señal aumenta más rápidamente, la proporción relativa de ruido de conteo decrece y la relación señal ruido aumenta de todas formas. Por este motivo, el ruido de conteo es observado con mayor frecuencia en corrientes pequeñas o señales de baja intensidad.

Para números grandes, la distribución de Poisson se aproxima a una distribución normal alrededor de su promedio, y los eventos elementales (número de fotones o electrones, en este caso) dejan de ser observados individualmente, haciendo que el ruido de conteo se torne indistinguible del Gaussiano. Dado que la desviación estándar del ruido de conteo es igual a la raíz cuadrada del promedio de los eventos esperados (N), la relación señal ruido (SNR) está dada por:

$$SNR = \frac{N}{\sqrt{N}} = \sqrt{N} \quad (3.7)$$

por lo que cuando N es muy grande, la relación señal ruido es también lo es.

Dado que el ruido de conteo resulta más aparente cuando la muestra de fotones colectada es pequeña, este efecto puede ser reducido mediante la colección de mayor cantidad de luz, ya sea aumentando los tiempos de exposición o combinando múltiples cuadros.

Corrientes oscuras

Los CMOS generan las llamadas *corrientes oscuras*, independientemente de que el sensor sea expuesto o no a la luz. Este ruido es causado por electrones generados térmicamente en los píxeles del sensor, por lo que la tasa de acumulación de corrientes oscuras depende de la temperatura del CMOS. Las corrientes oscuras son nulas antes de comenzar una exposición, y crecen rápidamente durante el proceso de captura.

La tasa acumulada de corrientes oscuras puede ser reducida mediante el enfriamiento del sensor, o limitando el ancho de banda de los amplificadores dentro de los píxeles (corresponde generalmente al caso de los sensores de alta resolución con altas cargas capacitivas en los amplificadores de los píxeles). El ruido promedio remanente puede ser sustraído post procesando las imágenes mediante el uso de cuadros oscuros (*dark frames*).

Ruido de lectura

El valor de un pixel es interpretado como un voltaje (en el orden de los microvolts por electrón), el cual es procesado por un Convertor Analógico Digital (ADC) y convertido a un valor digital asociado al pixel en cuestión. Existen numerosas fuentes de ruido a lo largo de este proceso que pueden afectar la calidad de la imagen capturada por el CMOS. Según la naturaleza del proceso, el ruido agregado puede tomar distintas formas, las cuales pueden ser desde aleatorias y descorrelacionadas hasta periódicas. Es en esta instancia que el diseño electrónico de la cámara impacta directamente en la calidad de la imagen que se puede obtener.

El ruido de lectura inherente a los CMOS tiende a ser aleatorio y descorrelacionado. Cabe destacar que todas las cámaras agregan ruido adicional cuando leen la imagen del CMOS y la convierten en una imagen digital: el objetivo del diseño de las cámaras consiste en agregar la menor cantidad de ruido técnicamente posible, y asegurarse de que no se sume ruido que no pueda ser mitigado mediante el uso de técnicas estándar de calibración de imágenes (como por ejemplo, ruido periódico).

En una cámara bien diseñada, los componentes electrónicos sólo agregan ruido aleatorio y descorrelacionado durante el proceso de lectura de la imagen desde el CMOS. Este ruido aleatorio puede ser reducido mediante la combinación de distintos cuadros.

No uniformidad de los píxeles

Dado que los sensores no son perfectos, cada pixel puede tener una sensibilidad ligeramente diferente a la luz, típicamente oscilando entre el 1% y 2% de la señal promedio.

La no uniformidad de los píxeles puede ser reducida mediante la calibración del sistema con imágenes de campo claro. Estos cuadros también pueden ser usados para eliminar los efectos de viñeteo, motas de polvo y otras distorsiones ópticas del sistema.

Ruido de reinicio (kT/C)

La señal integrada en un pixel se mide relativa a su nivel de reinicio. La incertezza del ruido térmico asociada con este nivel de reinicio es conocida como el ruido de reinicio o ruido kT/C . Los esquemas de reinicio pueden ser diseñados de forma que este ruido a nivel pixel sea eliminado en gran parte, ya sea mediante técnicas de doble muestreo correlacionado (*correlated double sampling, CDS*) o mediante el uso de interruptores de reinicio unidireccionales dentro del pixel.

Ruido de parpadeo (*flicker noise*)

El ruido de parpadeo (*flicker noise*) es el que domina el espectro a bajas frecuencias. Comúnmente es también llamado *ruido* $\frac{1}{f^\alpha}$, dado que el espectro del ruido varía como $\frac{1}{f^\alpha}$, donde el exponente α es muy cercano a la unidad ($\alpha = 1 \pm 0,2$).

3.1.2. Aplicación de la deconvolución lineal a la microscopía de fluorescencia

Dado que los algoritmos de deconvolución lineal asumen que los *endmembers* y sus correspondientes firmas espectrales ya son conocidos, un escenario donde es posible aplicar este modelo en forma pura es el de la microscopía de fluorescencia. En este caso las firmas espectrales de los *endmembers* observados (los espectros de emisión de los fluoróforos empleados) suelen ser conocidas a priori, por lo que la deconvoluciónpectral se puede llevar a cabo aplicando únicamente un algoritmo de deconvolución lineal.

Los *endmembers* en este caso corresponden a los espectros de emisión de los fluoróforos presentes en la muestra. Se simuló en primera instancia una muestra compuesta por dos fluoróforos diferentes: *Alexa 350* y *Alexa 514* (con abundancias de un 70% y un 30% respectivamente), cuyos espectros de emisión se muestran en la Figura 3.2. El sensor empleado en este caso cuenta con un único píxel, y K bandas espectrales en las que puede tomar mediciones.

Los parámetros variados en esta instancia fueron el número de fotones medidos por el píxel (intensidad de la escena), el número y ancho de las bandas espectrales que componen al sensor, y el nivel de ruido aportado por éste. Las bandas espectrales se simularon partiendo homogéneamente el dominio entre 300nm y 800nm, intervalo dentro del cual se encuentran comprendidos los espectros de los fluoróforos aquí utilizados. Siendo K el número de bandas, el ancho de cada una de ellas se obtiene calculando $\Delta\lambda = \frac{800\text{nm} - 300\text{nm}}{K}$. Se simularon desde 4 bandas ($K = 4$) hasta 14 bandas ($K = 14$).

La deconvoluciónpectral se llevó a cabo mediante una minimización del error cuadrático medio. El algoritmo implementado resuelve la ecuación $\bar{S} * A = X$ computando un vector A tal que minimice la norma-2 Euclídea $\|X - \bar{S} * A\|^2$, independientemente de que el problema esté infra o sobredeterminado (es decir, el número de filas linealmente independientes puede ser mayor o menor que el número de columnas independientes). La calidad de la implementación del algoritmo se evaluó computando los residuos obtenidos tras el ajuste. Con el objetivo de evaluar cuán representativo de la realidad es el modelo propuesto, se compararon los valores simulados con los obtenidos tras la deconvoluciónpectral. Para esto se llevó a cabo una prueba de χ^2 comparando las abundancias originales (A) contra las reconstruidas (A'), efectuando el cálculo $\sum(A' - A)^2$.

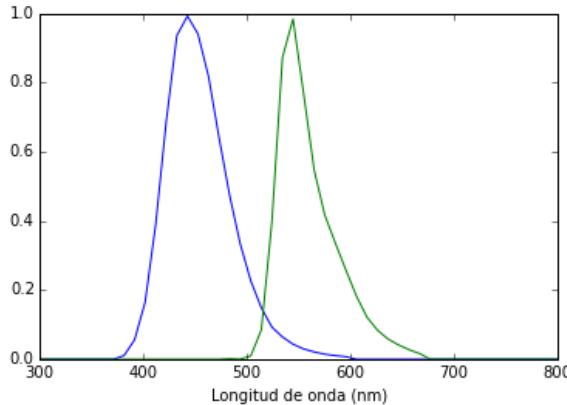


Figura 3.2: Espectros de emisión de los fluoróforos *Alexa 350* (azul) y *Alexa 514* (verde).

La Figura 3.3 muestra el χ^2 obtenido para la deconvolución en el caso de un sensor ideal (sin agregado de ruido). Se analiza la calidad del ajuste en función del número de canales de medición (para una cantidad de fotones fija), así como en función del número de fotones (en escala logarítmica, para una cantidad fija de bandas espectrales). Este último caso permite observar que, para un sensor ideal, la calidad del ajuste no depende del número de fotones.

Se observa en ambos casos que el χ^2 se encuentra en el orden de 10^{-32} , valor que numéricamente se puede considerar nulo. Esto es de esperarse dado que, en el caso libre de ruido, el proceso de deconvolución spectral consiste meramente en llevar a cabo una inversión matricial. Al no agregarse ruido, se tiene que $X' = X$, por lo que la reconstrucción de las abundancias en general (dada por la Ecuación 3.6) toma la forma $A' = \bar{S}^{-1} * X$, obteniéndose $A' = A$.

Con el objetivo de simular una medición más realista, se complejizó la simulación agregando ruido al sensor. Se simuló un sensor meramente afectado por ruido de conteo de fotones, dado que es el tipo de ruido más relevante al tratar con instrumental científico o efectuar mediciones cortas, como es el caso. Para este tipo de ruido, la relación señal ruido está dada por la Ecuación 3.7.

La Figura 3.4 muestra el χ^2 obtenido para la deconvolución en el caso de un sensor con ruido de conteo de fotones. Nuevamente, se analiza la calidad del ajuste en función del número de canales de medición (para una cantidad de fotones fija), así como en función del número de fotones (en escala logarítmica, para una cantidad fija de bandas espectrales). Para este último caso se puede observar que, a diferencia del escenario ideal, la calidad del ajuste sí depende del número de fotones, conforme a lo predicho por la Ecuación 3.7. Como era de esperarse, a medida que aumentan las cuentas medidas (N), la relación señal ruido crece, por

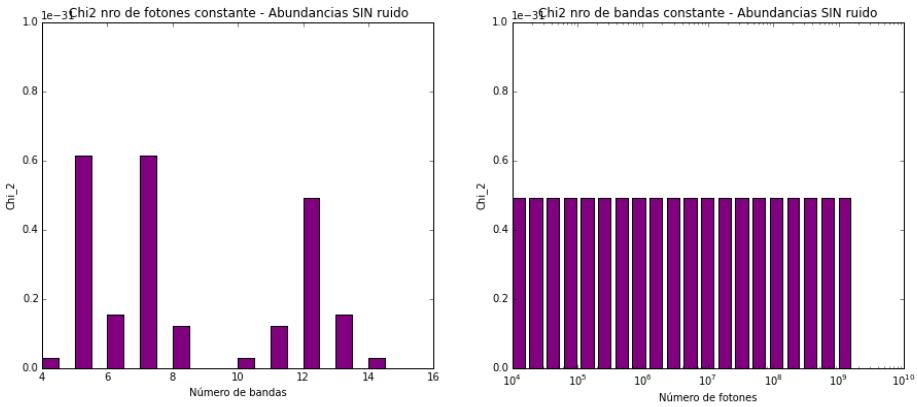


Figura 3.3: χ^2 obtenido para la deconvolución espectral en el caso de un sensor ideal (sin agregado de ruido). Se analiza la calidad del ajuste en función del número de canales de medición (para 10^9 fotones), así como en función del número de fotones (en escala logarítmica, para 12 bandas espectrales).

lo que la calidad de la deconvolución mejora. Se puede observar que para señales débiles el ruido del sensor impide una deconvolución acertada, mientras que si la intensidad de la escena es lo suficientemente alta, el ruido de conteo resulta despreciable en la deconvolución espectral.

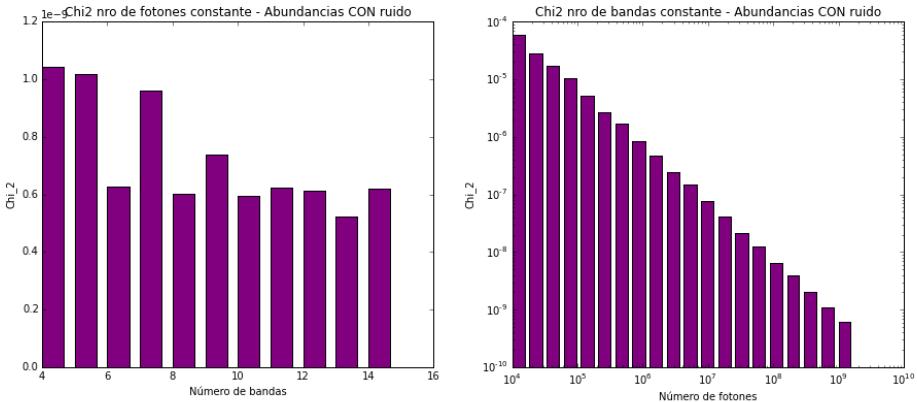


Figura 3.4: χ^2 obtenido para la deconvolución espectral en el caso de una medición ruidosa. Se analiza la calidad del ajuste en función del número de canales de medición (para 10^9 fotones), así como en función del número de fotones (en escala logarítmica, para 12 bandas espectrales).

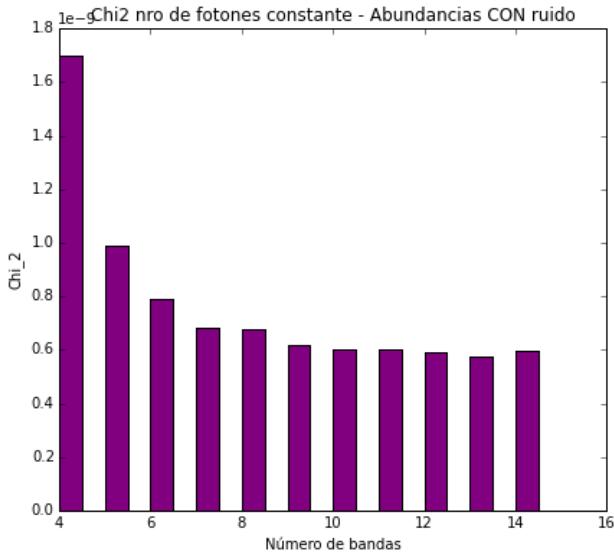


Figura 3.5: χ^2 obtenido para la deconvolución espectral en el caso de una medición ruidosa. Se analiza la calidad del ajuste en función del número de canales de medición (para 10^9 fotones). El χ^2 computado para una cantidad K de bandas espectrales, corresponde a un promedio sobre los resultados obtenidos al centrar esas K bandas en 10 conjuntos de longitudes de onda diferentes.

Por otro lado, el análisis de χ^2 en función del número de bandas espectrales muestra que existen diferencias en la calidad del ajuste al variar el número, ancho y posición de las bandas espectrales (a pesar de que el χ^2 sigue siendo bajo para todos los casos). A grandes rasgos, se observa una tendencia general que indica que el χ^2 disminuye al aumentar el número de bandas. Asimismo, se observan comportamientos particulares para ciertos canales. Estas diferencias se deben a que, según la forma de los espectros y la superposición entre los mismos, la medición es sensible al ancho de las bandas y las longitudes de onda particulares donde se da la separación entre las mismas.

Con el objetivo de verificar esta hipótesis, se simuló nuevamente la deconvolución en función del número de bandas espectrales (para una cantidad fija de fotones), pero variando en este caso las longitudes de onda centrales de los canales de medición. Los resultados obtenidos se encuentran condensados en la Figura 3.5. En este escenario, el χ^2 computado para una cantidad K de bandas espectrales, corresponde a un promedio sobre los resultados obtenidos al centrar esas K bandas en 10 conjuntos de longitudes de onda diferentes. Al efectuar un promedio sobre las distintas ubicaciones posibles de las K bandas espectrales, la calidad del ajuste

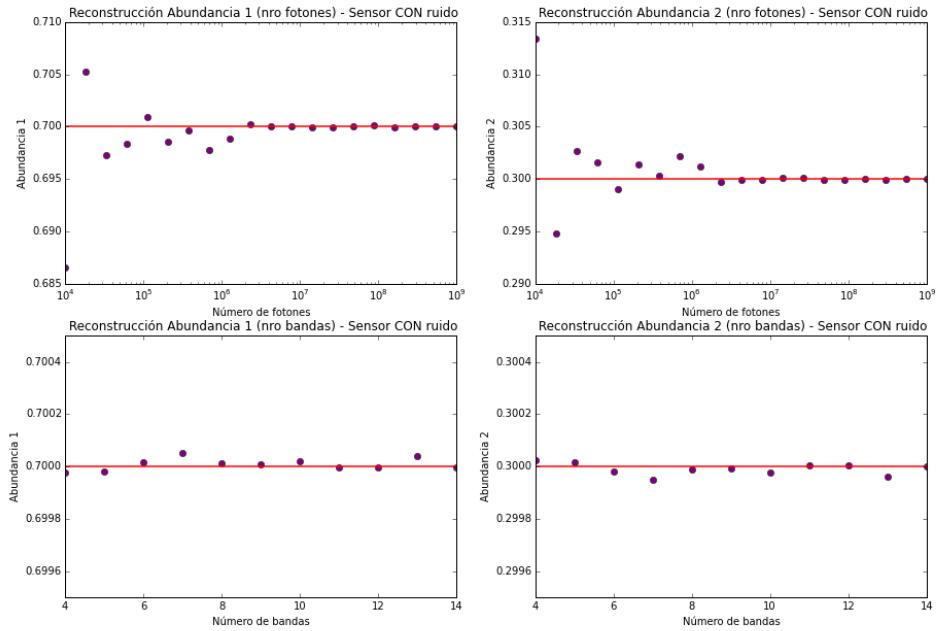


Figura 3.6: Abundancias obtenidas para cada uno de los casos enumerados previamente. Se grafican en forma conjunta los valores obtenidos junto a la recta que representa al valor original. Los primeros dos gráficos muestran las abundancias obtenidas en función del número de fotones (para 12 bandas espectrales), mientras que los dos últimos ilustran las abundancias resultantes en función del número de bandas (para 10^9 fotones). Violeta = abundancia reconstruida - Rojo = abundancia original.

pasa a depender únicamente de la cantidad y el ancho de los canales de medición (pero ya no de sus longitudes de onda centrales en particular).

Los resultados obtenidos en este caso confirman la tendencia previamente remarcada: nuevamente se observa que el χ^2 disminuye al aumentar el número de bandas. Por otro lado, al no depender el ajuste de las longitudes de onda particulares que delimitan el rangopectral de cada canal, se suavizan los comportamientos particulares observados previamente para ciertas bandas.

Las simulaciones y el análisis efectuado muestran que la calidad en la estimación de las abundancias es sensible tanto a la cantidad y ancho de las bandas espectrales en las que mide el sensor, como a las longitudes de onda particulares que delimitan el rangopectral de cada una de ellas. De aquí se infiere que, si pretende diseñar un sensor con el objetivo de medir un conjunto de materiales en particular (cuyas

firmas espectrales sean conocidas a priori), es posible optimizar la calidad de las mediciones eligiendo la cantidad, el ancho y los límites entre bandas espectrales que resulten óptimos para el caso particular.

Con el objetivo de ilustrar cómo afectan estos errores en los valores de abundancias obtenidos tras el proceso de deconvolución espectral, la Figura 3.6 ilustra los valores de las abundancias obtenidas para cada uno de los casos enumerados previamente. En cada caso se grafican en forma conjunta los valores obtenidos, junto a la recta que representa al valor original. Los primeros dos gráficos muestran las abundancias obtenidas en función del número de fotones (para una cantidad de bandas espectrales fijas), mientras que los dos últimos ilustran las abundancias resultantes en función del número de bandas (para una intensidad de luz constante).

Aumento de superposición entre firmas espectrales

Con el objetivo de estudiar cómo varía la calidad de la deconvolución lineal en función de la forma y superposición entre firmas espectrales, se repitieron las simulaciones previamente detalladas empleando ahora dos espectros con un nivel de superposición mayor al previo. Se simuló una muestra conformada por *Alexa 515* y *Orange DNA*, cuyos espectros de emisión se muestran en la Figura 3.7.

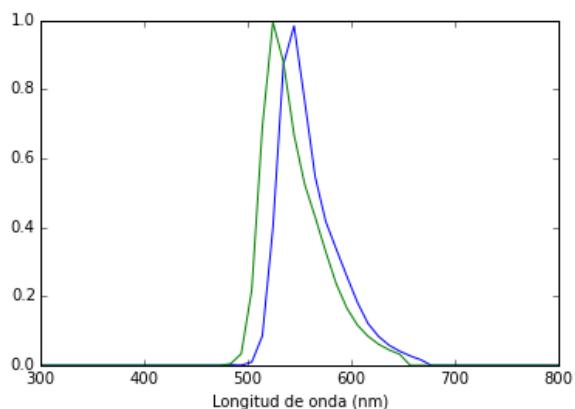


Figura 3.7: Espectros de emisión de los fluoróforos *Alexa 514* (azul) y *Orange DNA* (verde).

Se estudió la deconvolución obtenida para el caso de mediciones ruidosas, simulando una mezcla entre fluoróforos donde un *endmember* tiene más peso en la escena que el otro, adjudicándoles abundancias del 70 % y 30 % respectivamente. La Figura 3.8 muestra el χ^2 obtenido para la deconvolución en el caso de una

medición ruidosa. Se estudia la calidad del resultado tanto en función del número de canales de medición (para una cantidad de fotones fija), como en función del número de fotones (en escala logarítmica, para una cantidad fija de bandas espectrales).

Al imponer ruido de Poisson en el sensor, nuevamente se observa que la calidad del ajuste mejora a medida que se aumenta el número de fotones. Cuando la intensidad de la señal es muy baja, se ve que la calidad del ajuste es mala y la deconvoluciónpectral falla; mientras que para intensidades altas, el algoritmo mejora mostrando buenos resultados.

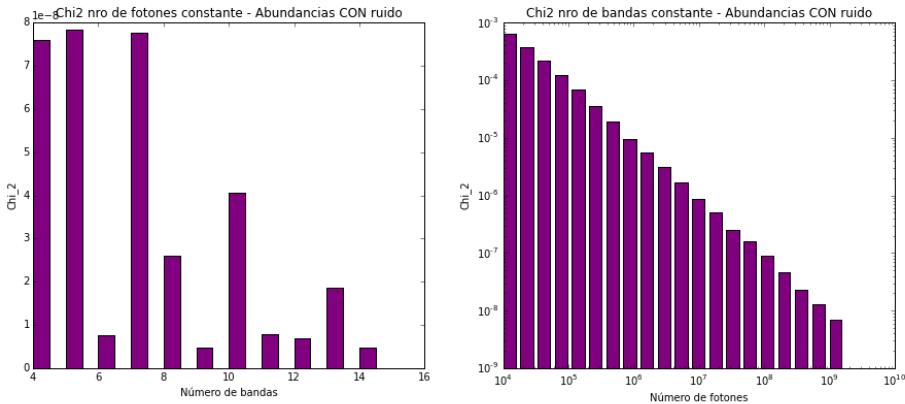


Figura 3.8: χ^2 obtenido para la deconvolución en el caso de mediciones ruidosas. Se estudia la calidad del resultado tanto en función del número de canales de medición (para 10^9 fotones), como en función del número de fotones (en escala logarítmica, para 12 bandas espectrales).

El análisis de χ^2 en función del número de bandas muestra nuevamente pérdidas en la calidad de la deconvolución al medir este par de fluoróforos en ciertas bandas en particular (al ser la superposición entre fluoróforos más alta, la deconvolución es más sensible al ancho de banda y a las longitudes de onda centrales de cada canal de medición).

Al igual que en el caso previo, se simuló nuevamente la deconvolución en función del número de bandas espectrales (para una cantidad fija de fotones), pero variando en este caso las longitudes de onda centrales de los canales de medición. En este caso, el χ^2 computado para una cantidad K de bandas espectrales, corresponde a un promedio sobre los resultados obtenidos al centrar esas K bandas en 10 conjuntos de longitudes de onda diferentes. Los resultados obtenidos se encuentran condensados en la Figura 3.9.

Se observa que al efectuar un promedio sobre las distintas ubicaciones posibles de las K bandas espectrales (de forma que la calidad del ajuste pase a depender

únicamente de la cantidad y el ancho de los canales de medición), el χ^2 nuevamente disminuye al aumentar el número de bandas. Por otro lado, al no depender el ajuste de las longitudes de onda particulares que delimitan el rango espectral de cada canal, se suavizan los comportamientos particulares observados previamente para ciertas bandas.

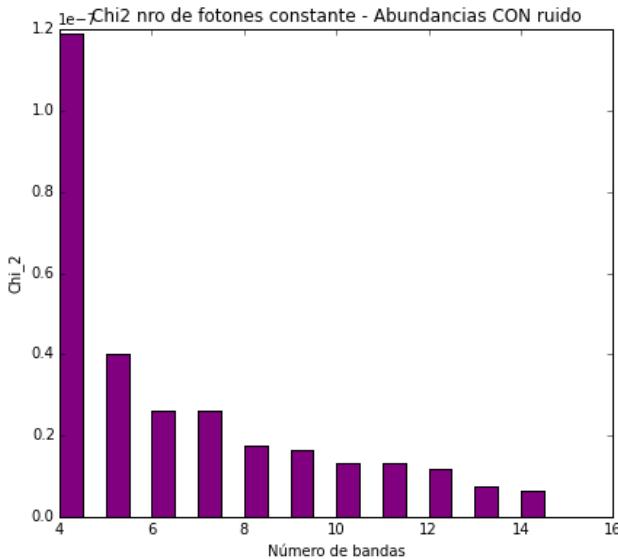


Figura 3.9: χ^2 obtenido para la deconvolución espectral en el caso de una medición ruidosa. Se analiza la calidad del ajuste en función del número de canales de medición (para 10^9 fotones). El χ^2 computado para una cantidad K de bandas espectrales, corresponde a un promedio sobre los resultados obtenidos al centrar esas K bandas en 10 conjuntos de longitudes de onda diferentes.

Se puede ver asimismo que a pesar de ser bajo, el χ^2 (para todas las bandas) se encuentra órdenes de magnitud por arriba que en el caso en el que la muestra estaba constituida por *Alexa 350* y *Alexa 514*: esto se debe a que en este nuevo escenario, la superposición entre los espectros de emisión de los fluoróforos es considerablemente mayor.

Como era de esperarse, se observa entonces que la calidad de la deconvolución espectral está directamente relacionada con la forma y solapamiento entre las firmas espectrales de los *endmembers*. Sin embargo, aunque la calidad del resultado sea más baja, se concluye que aplicando un algoritmo de deconvolución lineal correcto, es posible distinguir *endmembers* con espectros altamente superpuestos (como en este caso), incluso cuando las mediciones contienen ruido de Poisson.

Simulación de imágenes hiperespectrales 2D

Habiendo estudiado la captura y procesamiento de información espectral para el caso de un único pixel, es posible simular ahora la captura de imágenes hiperespectrales completas, y analizar la deconvolución espectral en este escenario.

En el caso de medir un único pixel, se obtiene entonces el vector espectral:

$$X = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \dots \\ x_K \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} s_{1,1} & s_{1,2} & \dots & s_{1,M} \\ s_{2,1} & s_{2,2} & \dots & s_{2,M} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ s_{K,1} & s_{K,2} & \dots & s_{K,M} \end{pmatrix} * \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \dots \\ a_M \end{pmatrix} \quad (3.8)$$

o, lo que es equivalente en notación matricial:

$$X = \bar{S} * A \quad (3.9)$$

La obtención de una imagen hiperespectral completa corresponde a obtener el vector espectral X para cada pixel del sensor, el cual depende de los distintos *endmembers* presentes en la escena y de sus correspondientes abundancias.

Las abundancias fraccionales de los *endmembers* variarán según la porción de la escena que se esté observando. Si una misma imagen captura vegetación con un grupo de píxeles y suelo con otros, por ejemplo, el vector de abundancias espetrales correspondientes a cada uno de estos conjuntos de píxeles será diferente. Esto lleva a que el vector A varíe según el pixel del sensor que se esté teniendo en cuenta.

La matriz de *endmembers* S depende únicamente de características del sensor, y de las firmas espetrales de los distintos elementos presentes en la escena. Cada fila de la matriz está asociada a una de las bandas espetrales del sensor (las cuales están fijas para todos los píxeles), y cada columna está asignada a un *endmember* particular. Si se elige como base de S aquella que incluya a los espectros de todos los *endmembers* presentes en la escena completa (en lugar de separarlos por pixel), la información espetral de S será también constante para todo pixel de la escena. El único costo de ampliar la base espetral es que los vectores representantes de las abundancias fraccionales para cada pixel, tendrán valores nulos en los elementos que correspondan a *endmembers* ausentes para algún pixel particular.

Resulta entonces que, a diferencia del vector A , la matriz S es constante para todo pixel del sensor. Es necesario destacar que $S \in \mathbb{R}^{K \times M}$, donde K corresponde al número de bandas del sensor, y M representa en este caso al número de *endmembers* presentes en la escena completa.

Para cada pixel i, j del sensor, se obtiene ahora el vector espectral $X_{i,j}$ como

$$X_{i,j} = \bar{S} * A_{i,j} \quad (3.10)$$

donde $A_{i,j}$ corresponde al vector de abundancias fraccionales para la porción de la escena sensada por cada pixel del sensor.

Una imagen hiperespectral completa está entonces compuesta por el agrupamiento de los distintos vectores espectrales X para cada pixel de la escena. La representación está dada por una matriz tridimensional, donde la base corresponde a la distribución espacial de la escena, y la profundidad aporta la información espectral que tiene cada pixel de la misma (corresponde a cada uno de los vectores espectrales X). El tamaño de la imagen (Im) está dado por el tamaño del sensor (se denomina f al número de filas del sensor y c al número de columnas), y el número de bandas espectrales en las que el mismo puede medir (K). Resulta entonces $Im \in \mathbb{R}^{f \times c \times K}$, donde cada corte de la matriz en distintas profundidades corresponde a la imagen que se obtiene para distintas longitudes de onda.

Simulaciones

El sensor simulado tiene un tamaño de 50 filas \times 100 columnas, y la capacidad de medir intensidad en K bandas espectrales distintas. El dominio espectral simulado abarca el rango comprendido entre 300nm y 700nm. Las bandas se encuentran espaciadas homogéneamente, por lo que el ancho de cada una de ellas está dado por $\Delta\lambda = \frac{700\text{nm}-300\text{nm}}{K}$. La longitud de onda central medida por cada canal corresponde a partir uniformemente este dominio en las K bandas espectrales.

Las imágenes hiperespectrales fueron simuladas usando como *endmembers* a los fluoróforos *Alexa 514*, *Alexa 350* y *Atto 633*, cuyos espectros se encuentran graficados en la Figura 3.10.

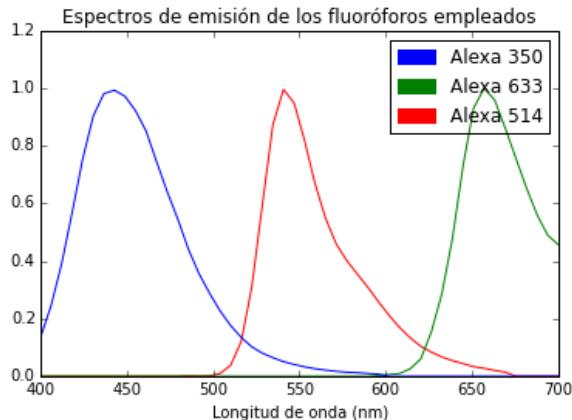


Figura 3.10: Espectros de emisión de los fluoróforos empleados.

En este caso particular, la abundancia fraccional de cada *endmember* fue simulada siguiendo un gradiente de intensidades para cada columna. Se varió en cada

caso la ordenada al origen y pendiente correspondientes. La forma funcional de cada abundancia, resulta entonces:

$$a_0 = p_0 * n_{columna} + o_0 \quad (3.11)$$

$$a_1 = p_1 * n_{columna} + o_1 \quad (3.12)$$

$$a_2 = p_2 * n_{columna} + o_2 \quad (3.13)$$

donde p_0 , p_1 y p_2 corresponden a la pendiente del gradiente para cada caso, y o_0 , o_1 y o_2 a la ordenada al origen. El mapa de las abundancias simuladas para cada *endmember* y sus correspondientes perfiles verticales se pueden apreciar en la Figura 3.11.

El resultado de pesar los *endmembers* por sus correspondientes abundancias se puede observar en la figura 3.12, donde se muestra la intensidad relativa entre firmas espectrales para distintas partes de la escena, las cuales son sensadas por diferentes píxeles del sensor.

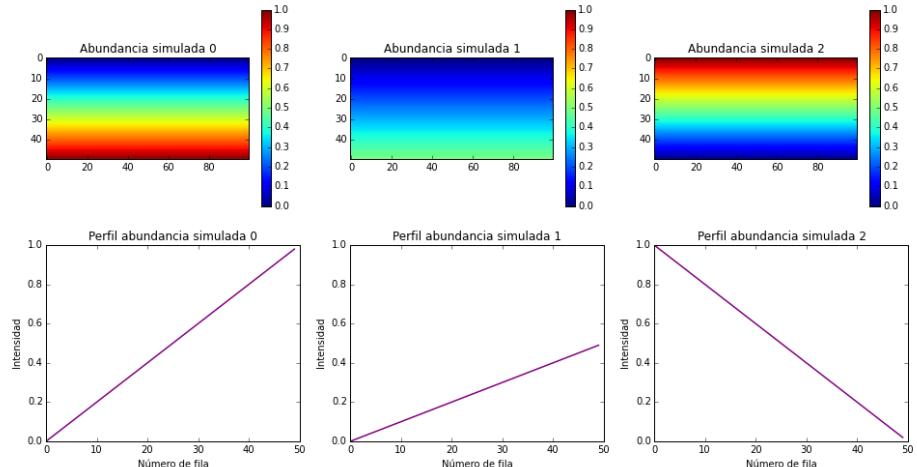


Figura 3.11: Distribución espacial y perfil vertical de las abundancias simuladas para cada *endmember*.

Con el objetivo de simular una medición realista, se agregó ruido de conteo a las mediciones efectuadas por el sensor. Para esto, se normalizó la imagen simulada y se la escaló por el número de fotones medidos por el mismo. Se varió la luminosidad de la escena, y se estudió la calidad de la deconvolución espectral obtenida para cada caso.

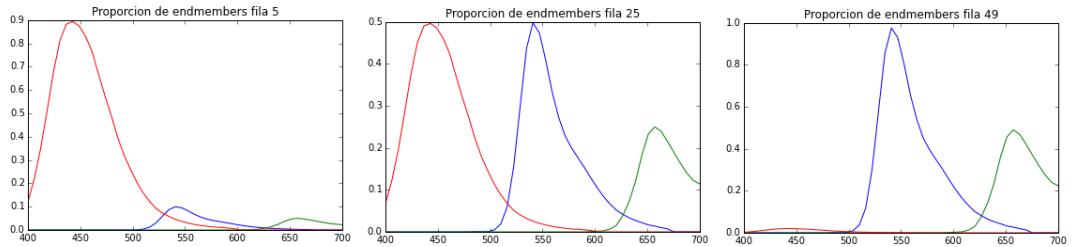


Figura 3.12: Intensidad relativa entre firmas espectrales para distintas partes de la escena, las cuales son sensadas por diferentes píxeles del sensor. Se muestran en este gráfico las señales medidas por las filas 5, 25 y 49 del sensor.

El número de fotones promedio medidos por el sensor (para cada pixel) se varió entre 10^4 y 10^{10} .² Se observó a partir de las simulaciones que en los extremos de este rango de intensidades el sensor llega a mostrar dos comportamientos críticos. En el extremo superior, para 10^{10} fotones, el sensor se comporta como ideal: la reconstrucción de las abundancias es perfecta, por lo que el ruido aportado por el mismo puede considerarse nulo. En el extremo inferior, el ruido aportado por el sensor resulta nocivo, al punto de que la mala calidad de la SNR genera pérdidas absolutas en la reconstrucción de las abundancias relativas.

La Figura 3.13 muestra la reconstrucción de las abundancias relativas para cada *endmember* tras el proceso de deconvolución espectral. En todos los casos el sensor simulado cuenta con ruido de conteo, el cual depende de la intensidad de luz de la escena. Para cada caso, el número de fotones promedio recibidos por el sensor es de $10^4, 10^5, 10^6, 10^8$ y 10^{10} , respectivamente.

La Figura 3.14 muestra las correspondientes comparaciones entre las abundancias originales de cada *endmember* y las reconstruidas tras la deconvolución espectral para todos los casos enumerados previamente (exponiendo un perfil vertical de las mismas).

El correspondiente cálculo del χ^2 de la reconstrucción de abundancias para cada pixel del sensor, se puede observar en la Figura 3.15. Esta figura muestra gráficamente la calidad del ajuste para cada pixel, cuantificando el error cometido en cada caso.

Las tres representaciones de la deconvolución espectral coinciden mostrando una disminución en la calidad de la reconstrucción y un consecuente aumento del error cometido, al disminuir la cantidad de luz medida por el sensor. Dentro de este comportamiento se pueden distinguir valores críticos donde se modifica cualitativamente la calidad de la reconstrucción: en el rango donde la intensidad de luz

²El número de fotones por pixel medidos por las cámaras hiperespectrales actualmente a bordo de los satélites *Fresco* y *Batata*, se encuentra en el orden de 10^8 .

es menor a 10^6 fotones, la SNR es tan baja que se pierde por completo la geometría de las abundancias. La distribución espacial de las abundancias reconstruidas está dada por la forma y geometría del ruido de conteo (no se aprecia el gradiente de las abundancias, sino que únicamente se distinguen distribuciones aleatorias de intensidad, aportadas por el ruido).

A partir de intensidades en el orden de los 10^6 fotones se observa que, pese a ser ruidosa la imagen, se puede apreciar la forma propia de las abundancias. A pesar de que la SNR sea baja, las abundancias originales se vuelven *distinguibles*, a diferencia de lo que ocurría en el escenario previo. En este rango, la distribución espacial de las abundancias originales pasa a tener más peso que el ruido en la geometría de la reconstrucción. A partir de este quiebre, a medida que aumenta la intensidad de luz, la SNR crece al punto de permitir una reconstrucción perfecta en términos prácticos para 10^8 fotones, e ideal para 10^{10} fotones (calidad equivalente a la obtenida con un sensor sin ruido).

La Figura 3.15 ilustra la calidad del modelo propuesto, mostrando el χ^2 computado para cada pixel del sensor: a medida que la intensidad de luz de la escena aumenta, se puede observar cómo disminuye el error cometido. Más allá del valor absoluto del χ^2 obtenido, es de interés evaluar la distribución espacial del mismo. Se observa para todos los casos que la distribución del error es aleatoria, siguiendo la geometría del ruido. Esta característica muestra que el algoritmo es robusto y de buena calidad: es de esperarse que haya un deterioro aportado por el ruido de conteo. Si la distribución del error tuviera estructuras determinadas, esto mostraría un error sistemático (o *bias*) en el proceso de deconvolución, más allá de la pérdida de información esperable debida al ruido de conteo.

En conclusión, el simulador de imágenes hiperespectrales implementado en este capítulo resulta una herramienta útil a la hora de diseñar una cámara, ya que permite estudiar tanto la calidad de las mediciones que se pueden obtener en cada escenario como la eficiencia de su correspondiente deconvolución. En caso de que se pretenda diseñar un sensor con el objetivo de medir un conjunto de materiales en particular (cuyas firmas espectrales sean conocidas a priori) es posible optimizar la calidad de las mediciones estudiando los resultados obtenidos al variar parámetros propios de la escena (cantidad y firma espectral de los *endmembers*, abundancias relativas), del sensor (cantidad, delimitación y ancho de las bandas espectrales, tamaño y responsividad del sensor) y de la detección (tipos de ruido).

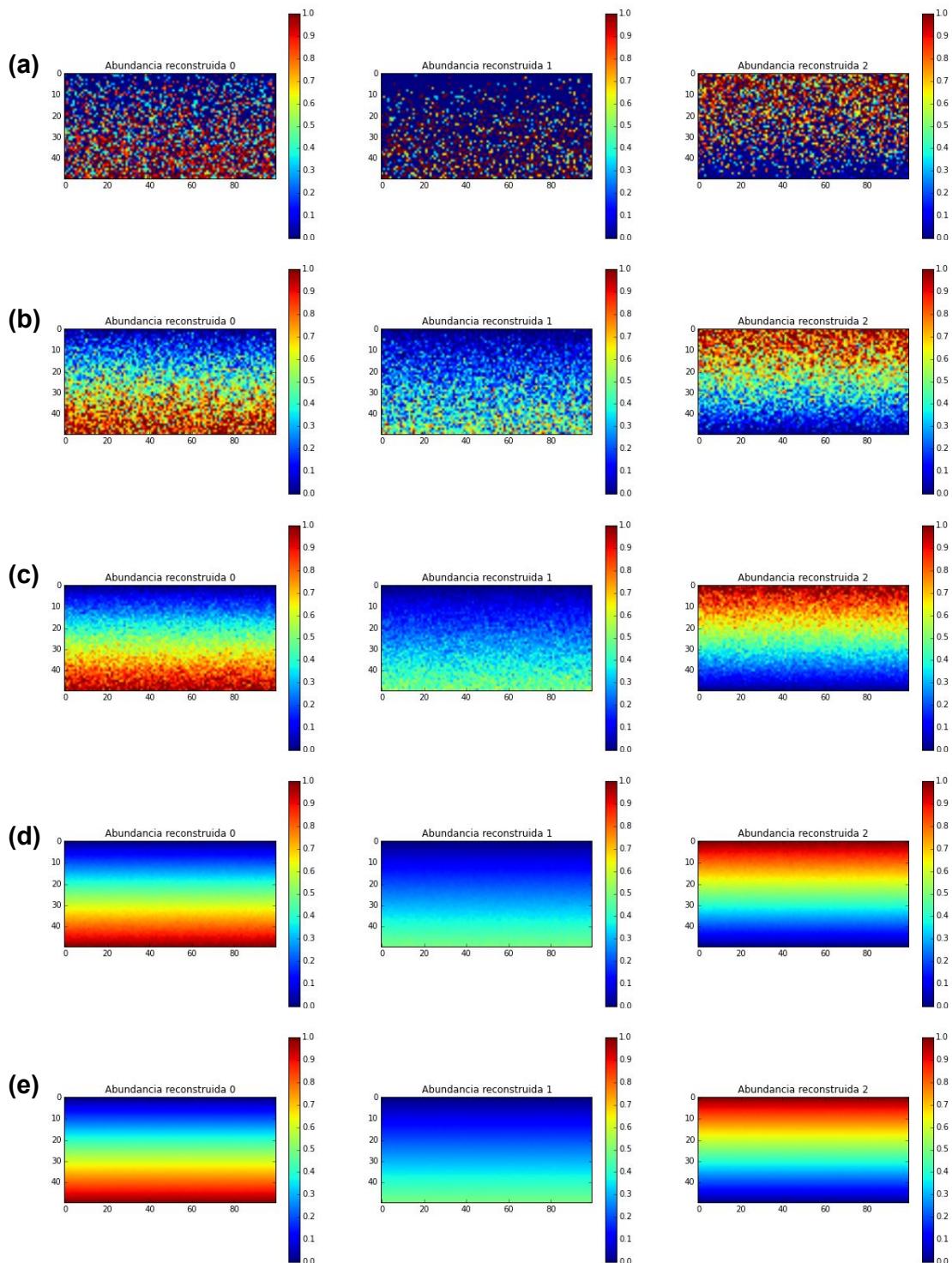


Figura 3.13: Reconstrucción de abundancias relativas para cada *endmember* tras el proceso de deconvolución espectral. El sensor simulado presenta ruido de conteo de fotones. La intensidad lumínica de la escena presenta un promedio de (a) 10^4 (b) 10^5 (c) 10^6 (d) 10^8 (e) 10^{10} fotones.⁷⁹ A medida que la intensidad de luz de la escena aumenta, mejora la calidad de la reconstrucción.

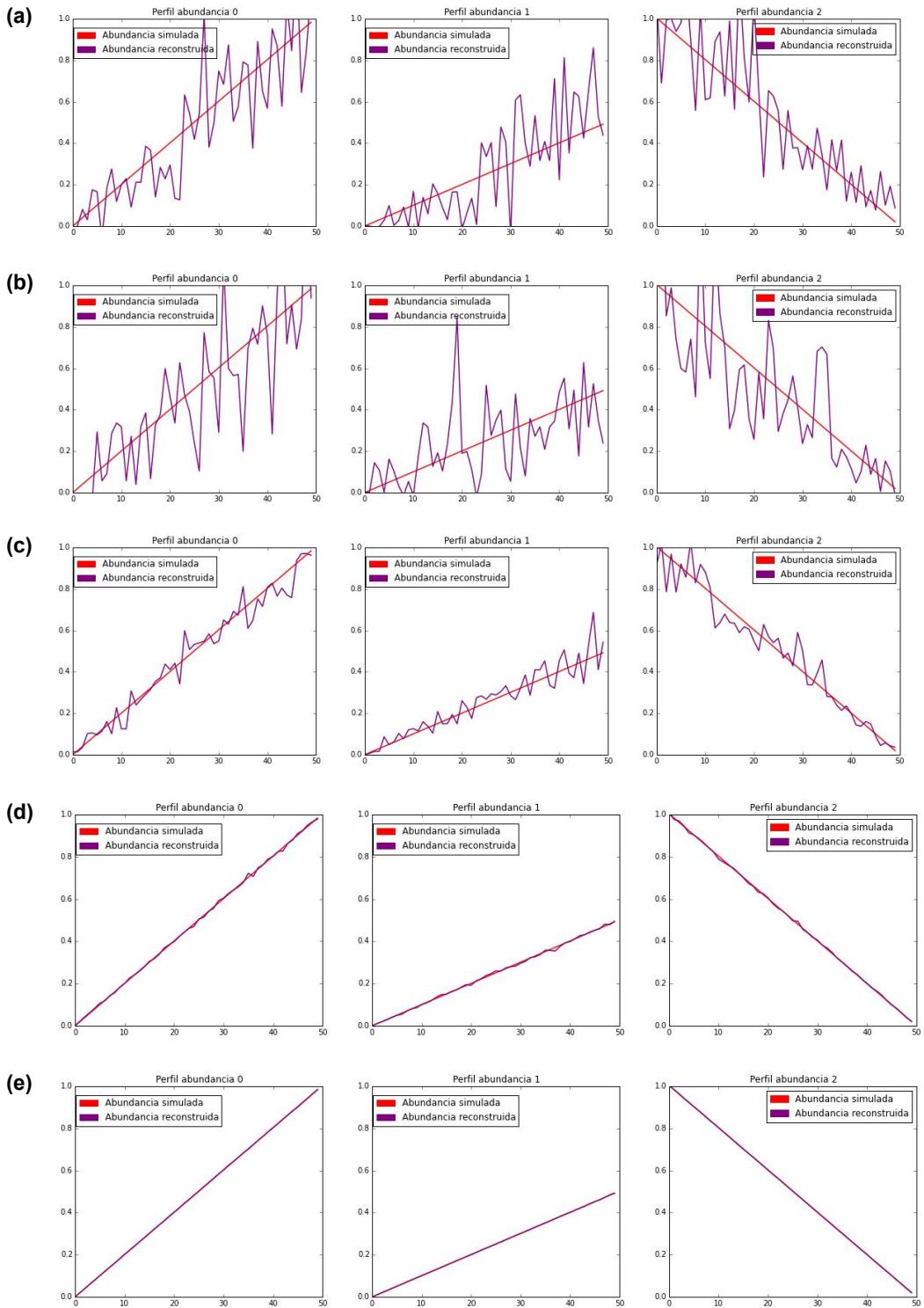


Figura 3.14: Comparación entre las abundancias originales de cada *endmember* y las reconstruidas tras la deconvolución espectral (perfil vertical). El sensor simulado presenta ruido de conteo de fotones. La intensidad lumínica de la escena presenta un promedio de (a) 10^4 (b) 10^5 (c) 10^6 (d) 10^8 (e) 10^{10} fotones.

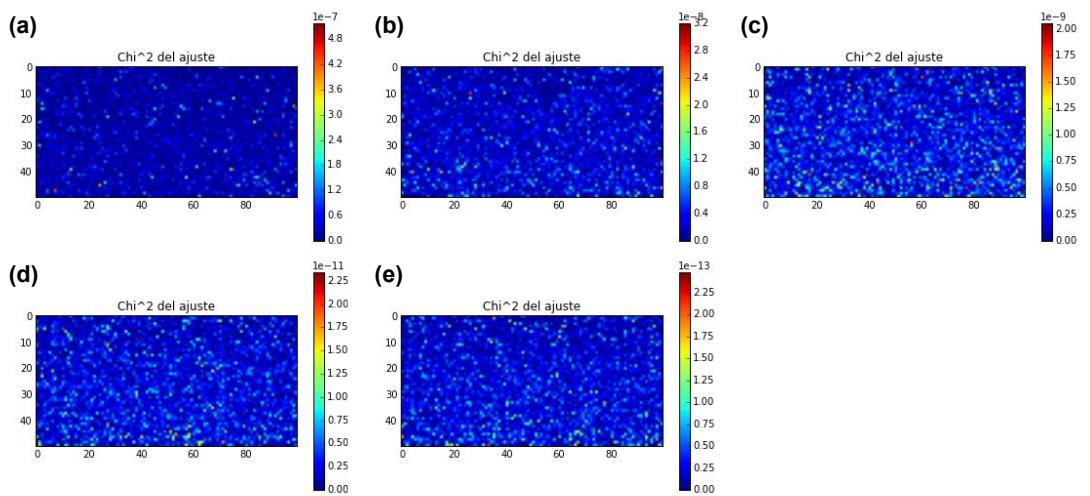


Figura 3.15: Cálculo de χ^2 para cada pixel del sensor, sobre la reconstrucción de abundancias tras el proceso de deconvolución espectral. El sensor simulado presenta ruido de conteo de fotones. La intensidad lumínica de la escena presenta un promedio de (a) 10^4 (b) 10^5 (c) 10^6 (d) 10^8 (e) 10^{10} fotones. A medida que la intensidad de luz de la escena aumenta, disminuye el error cometido. Se observa para todos los casos que la distribución espacial del error es aleatoria, lo que demuestra la robustez del algoritmo.

Capítulo 4

Deconvolución espectral ciega: PCA - VCA

En este capítulo se estudia el post procesamiento de las imágenes hiperespectrales en el caso en el que los materiales presentes en la escena son desconocidos (problema conocido como *deconvolución ciega*). Se detalla la base matemática de un algoritmo de reducción de dimensionalidad (*PCA*) y uno de deconvolución espectral (*VCA*), los cuales fueron presentados conceptualmente en el Capítulo 1. Se valida en esta sección la implementación de estos dos algoritmos en conjunto, desarrollada por la tesista en *Python 3.4*, *Numpy X.X* y *SciPy Y.Y*.

Para esto, se verifica en primer lugar el funcionamiento de estos algoritmos al aplicarlos sobre imágenes hiperespectrales simuladas, haciendo uso del simulador implementado por la tesista. Finalmente, se valida en forma conjunta el contenido desarrollado en esta tesis de principio a fin, al aplicar los algoritmos de deconvolución implementados sobre las imágenes obtenidas haciendo uso de la cámara hiperespectral fabricada por la tesista en conjunto con Satellogic (las cuales resultan de aplicar el procesamiento detallado en el Capítulo 2).

4.1. Teoría y base matemática

El tamaño espacial de los píxeles en sensores multiespectrales e hiperespectrales es en general lo suficientemente amplio como para que distintas sustancias puedan contribuir al espectro medido por un solo pixel. Este fenómeno se puede dar en diversos contextos, a pesar de que estos involucren diferentes escalas espaciales características.

En el caso del sensado remoto, es frecuente que la resolución espacial de las imágenes hiperespectrales sea lo suficientemente baja como para que distintas sustancias puedan contribuir al espectro medido por un solo pixel. A modo de ejemplo,

los satélites de *MODIS*¹ generan imágenes hiperespectrales donde un pixel corresponde a 1000 metros de la escena en tierra. Tanto la cámara hiperespectral del satélite EO-1 de *Hyperion*², como la desarrollada en esta tesis (a bordo de los satélites *Fresco* y *Batata* lanzados por la empresa Satellogic), capturan imágenes donde 1 pixel (de $4,5\mu m$ en el último caso) corresponde a 30 metros en tierra. Resulta entonces esperable que, en este escenario, cada pixel de una imagen hiperespectral corresponda al sensado de más de un material.

Por otro lado, en el caso de la microscopía de fluorescencia, la resolución espacial de las imágenes equivale a un medio de la longitud de onda de la fuente (a modo de ejemplo, en el caso de emplear como fuente un láser verde la resolución está dada por $530nm/2 = 265nm$). Sin embargo, los procesos que se pretenden medir empleando esta herramienta suelen tener tamaños típicos en el orden del nanómetro (una molécula, por ejemplo, puede medir pocos nanómetros), por lo que nuevamente se espera que varias sustancias puedan contribuir al espectro medido por un sólo pixel.

Consecuentemente, a partir de las imágenes, es de interés extraer de un espectro tanto los materiales constituyentes en la mezcla, así como las proporciones en las que cada uno aparece. La aplicación de algoritmos de deconvolución espectral permite obtener los resultados buscados en este escenario. Sin embargo, cabe destacar que el tipo de deconvolución aplicable en cada caso depende de la cantidad de información que se conozca a priori.

Como se comentó previamente, en escenarios como el de la microscopía de fluorescencia es frecuente saber de antemano cuál es la firma espectral de los *end-members* que constituyen la escena (conociendo los espectros de emisión de los fluoróforos presentes en la muestra). En casos como este, es posible llevar a cabo una deconvolución espectral mediante la mera proyección del cubo de datos sobre la base vectorial constituida por las firmas espetrales de los fluoróforos. En este escenario las únicas incógnitas del problema son las abundancias correspondientes a cada *endmember* (ya conocido). De esta forma, el proceso de deconvolución espectral se puede llevar a cabo aplicando únicamente la deconvolución lineal, previamente descripta en el Capítulo 3. Sin embargo, existen casos (como aquellos en los que se observa autofluorescencia, por ejemplo) donde la hipótesis de conocer a priori las firmas espetrales de los *endmembers* presentes deja de ser cierta.

En otros escenarios como el de la detección remota es difícil (o muchas veces imposible) conocer a priori las firmas espetrales de todos los *endmembers* presentes en la escena. Al no contar de antemano con esta información, es necesario aplicar primero un algoritmo de *determinación de endmembers* que permita conocer las firmas espetrales de los materiales siendo observados. En estos casos, el

¹<https://modis.gsfc.nasa.gov/about/specifications.php>

²<https://eo1.usgs.gov/sensors/hyperioncoverage>

número de sustancias y sus firmas espectrales pueden no ser conocidas, por lo que la deconvolución espectral cae en la clase de problemas de separación de fuentes ciegas (*blind source separation problems*).

4.1.1. Principal Component Analysis (PCA)

El análisis de componentes principales (*Principal-component analysis, PCA*) pertenece al conjunto de algoritmos de reducción dimensional. Su objetivo es llegar a una representación mínima de la señal en un espacio de menos dimensiones, que retenga lo suficientemente bien la información necesaria para llevar a cabo una deconvolución exitosa en esta dimensión menor.

El número de *endmembers* presentes en una dada escena es, con frecuencia, mucho menor que el número de bandas empleadas. Por lo tanto, asumiendo que el modelo de mezcla lineal es una buena aproximación, los vectores espetrales residen dentro o muy cerca de un subespacio lineal de menor dimensión. La identificación de este subespacio permite una apropiada representación de los vectores espetrales en una dimensión menor, permitiendo así obtener ganancias en el tiempo y la complejidad del procesamiento computacional, el almacenamiento de datos y la relación señal-ruido. En general, es conveniente (y a veces necesario) operar sobre los datos representados en el subespacio propio de la señal. Por lo tanto, un algoritmo que identifique los subespacios asociados a las señales es requerido como un primer paso.

PCA es una técnica basada en el error cuadrático que identifica ejes ortogonales para la reducción dimensional, llevando a cabo una descomposición en autovectores y autovalores de la matriz de covarianza asociada al set de datos.

La derivación más común de PCA es en términos de una proyección lineal estandarizada, la cual maximiza la varianza en el espacio proyectado. Para un set de vectores observados d-dimensionales $\{t_n\}, n \in \{1, \dots, N\}$, las q componentes principales $r_j, j \in \{1, \dots, q\}$, son aquellos ejes ortonormales en los que la varianza retenida tras la proyección es máxima.

Los vectores r_j están dados por los q autovectores dominantes (es decir, aquellos con los mayores autovalores asociados λ_j) de la matriz de covarianza $C = \sum_n(t_n - \bar{t})(t_n - \bar{t})^T/N$, donde \bar{t} corresponde al promedio del set de datos, de forma que $Cr_j = \lambda_j r_j$. Las q componentes principales del vector observado t_n están dadas por el vector $z_n = R^T(t_n - \bar{t})$, donde $R = (r_1, r_2, \dots, r_q)$. Las variables r_j son entonces descorrelacionadas, de forma que la matriz de covarianza $\sum_n z_n z_n^T/N$ resulta diagonal en los elementos λ_j .

En el caso de aplicarse PCA sobre una medición hiperespectral, la dimensionalidad de los vectores observados en el espacio original está dada por el número de bandas espetrales (K), mientras que la cantidad de componentes principales se encuentra asociada al número de *endmembers* (M).

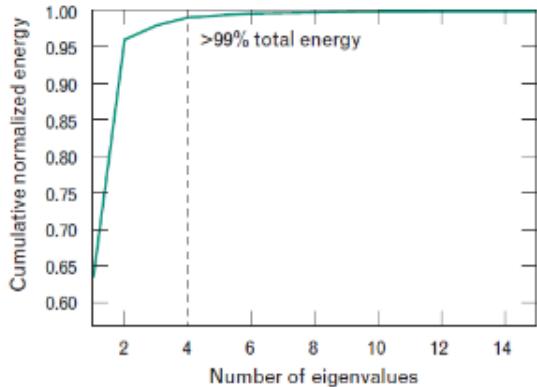


Figura 4.1: Energía de las componentes principales determinadas mediante el algoritmo PCA. Adaptado de [Keshava2003]

La magnitud de un autovalor indica la energía que reside en los datos a lo largo de la componente paralela al autovector asociado. Los autovalores más grandes identifican las componentes de una base, cuya contribución promedio (en el sentido del error cuadrático) es mayor que la de las componentes con autovalores menores. Por lo tanto la dimensionalidad efectiva de los datos puede ser estimada contando el número de autovalores significativamente distintos de cero.

Si el set de datos es transformado mediante una proyección sobre el subespacio de autovectores, entonces la transformación lineal resultante mueve las variables a un nuevo sistema de variables descorrelacionadas orientadas a lo largo de los autovectores. Este espacio puede ser truncado para retener sólo aquellas componentes que tienen asociados autovalores significativamente no nulos. El resultado es un vector random multivariado en una dimensión menor, el cual lleva codificada la mayor parte de la energía almacenada en el sistema original, de mayor dimensión. La Figura 4.1 muestra la distribución de energía en los autovalores para una dada escena hiperespectral. Más del 99 % de la energía total es retenida en los primeros cuatro autovalores.

4.1.2. Vertex Component Analysis (VCA)

VCA es un algoritmo de detección de *endmembers*, cuyo objetivo es identificar las firmas espectrales de los materiales presentes en una escena en casos donde existan píxeles mezclados. El algoritmo no se basa en mediciones estadísticas sino en conceptos geométricos. En general, este tipo de algoritmos explotan el concepto de que, bajo la hipótesis del modelo de mezcla lineal, las observaciones de una

escena pertenecen a un simplex cuyos vértices corresponden a los *endmembers* presentes en ella.

Típicamente, en estos casos resulta necesario aplicar en primer lugar un algoritmo de reducción de dimensionalidad (como por ejemplo PCA). Sólo se necesita el perímetro del volumen ocupado por la escena para poder establecer la posición de los *endmembers*, por lo que los píxeles que residen dentro de este perímetro pueden ser descartados.

El siguiente paso (conocido en la jerga de la deconvolución espectral como *shrinkwrapping*), consiste en emplear una clase de procedimientos llamados *transformaciones de mínimo volumen* (*minimum-volume transforms*, *MVT*) para ajustar iterativamente un simplex de múltiples dimensiones de volumen mínimo alrededor de la superficie convexa, donde un simplex corresponde a una superficie geométrica en un hiperespacio d -dimensional definido por exactamente $d + 1$ vértices. El proceso de *shrinkwrapping* comienza con un simplex de tamaño arbitrariamente grande cuyas caras son ajustadas consecutivamente con el objetivo de minimizar su volumen.

El algoritmo es no supervisado y explota principalmente dos factores: que los *endmembers* son los vértices de un simplex, y que la transformación afín de un simplex, es también un simplex. VCA es un algoritmo que funciona tanto en sets de datos proyectados, como sin proyectar. Al igual que muchos otros algoritmos geométricos (llamados *algoritmos de píxeles puros*), VCA asume la presencia de píxeles puros en la escena.

A grandes rasgos, VCA funciona proyectando los datos iterativamente en direcciones ortogonales al subespacio definido por los *endmembers* ya determinados. La firma espectral del nuevo *endmember* corresponde al extremo de esta proyección. El algoritmo itera consecutivamente hasta agotar todos los *endmembers*, hallando las firmas espectrales de todos los materiales que constituyen la escena.

Asumiendo el escenario dado por el modelo de mezcla lineal, según VCA cada vector espectral está dado por

$$x' = x + w = S\gamma a + w \quad (4.1)$$

donde x' es un vector K - dimensional (con K igual al número de bandas), $S \equiv [s_1, s_2, \dots, s_M]$ es la matriz de mezclado (s_i denota la firma espectral del i -ésimo *endmember* y M es el número de *endmembers* presentes en el área cubierta), γ es un factor de escala empleado para modelar la variabilidad de la iluminación debido a la topografía de la superficie, $a = [a_1, a_2, \dots, a_M]^T$ es el vector de abundancias, el cual contiene las fracciones de cada *endmember*, y w modela el ruido aditivo del sistema.

En el caso de una medición ideal, existen restricciones físicas que imponen que las abundancias de cada *endmember* deben ser no negativas ($a \geq 0$) y satisfacer

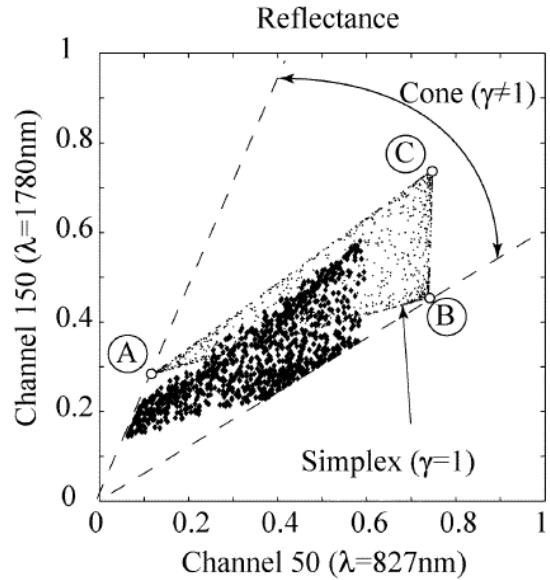


Figura 4.2: *Scatterplot* bidimensional de las mezclas de los tres *endmembers* mostrados en la Figura 4.3. Los círculos denotan materiales puros. Adaptado de [Nascimento2005]

la llamada restricción de positividad $1^T a = 1$, donde 1 es un vector de unos de tamaño $M \times 1$. En el caso de una medición real, la presencia de ruido implica la necesidad de relajar estas condiciones. Cada pixel puede ser visto como un vector en un espacio euclídeo K -dimensional, donde cada canal se asigna a una coordenada del espacio. Dado que el set $\{a \in \mathbb{R}^M : 1^T a = 1, a \geq 0\}$ es un simplex, entonces el set $S_x = \{x \in \mathbb{R}^K : x = Sa, 1^T a = 1, a \geq 0\}$ es también un simplex.

Sin embargo, incluso asumiendo $w = 0$, el set de vectores observados pertenecen a $C_M = \{x' \in \mathbb{R}^K : x' = S\gamma a, 1^T a = 1, a \geq 0, \gamma \geq 0\}$ el cual es un cono convexo, debido al factor de escala γ . La Figura 4.2 ilustra un simplex y un cono, proyectados en un subespacio de dos dimensiones, el cual resulta definido por una mezcla de tres *endmembers*. Los bordes del simplex forman un triángulo cuyos vértices corresponden a los *endmembers* mostrados en la Figura 4.3. Los puntos pequeños y medianos corresponden al espectro mezclado perteneciente al simplex $S_x(\gamma = 1)$, y al cono $C_M(\gamma > 0)$, respectivamente.

La proyección del cono convexo C_M en un hiperplano correctamente elegido, es un simplex cuyos vértices corresponden a los vértices del simplex S_x . Esto se encuentra ilustrado en la Figura 4.4. El simplex $S_M = \{y \in \mathbb{R}^K : y = x'/(x'^T u), x' \in C_M\}$ es la proyección del cono convexo C_M sobre el plano $x'^T u = 1$, donde la elección de u garantiza que no haya vectores observados perpendiculares a él.

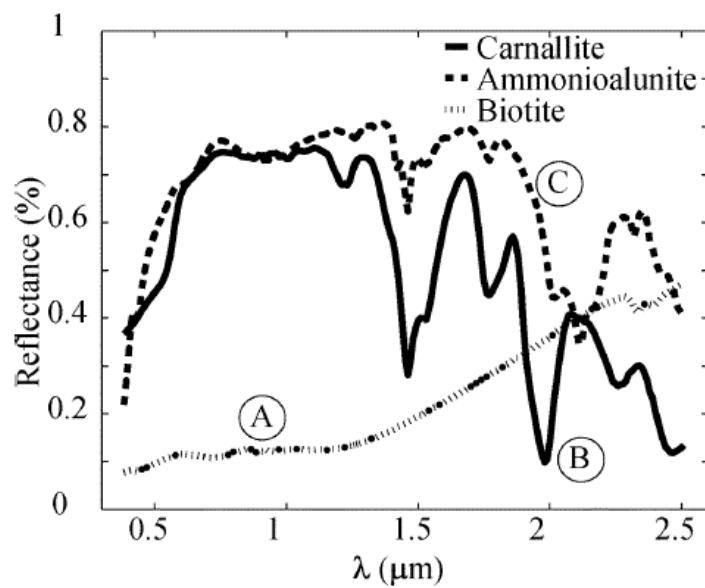


Figura 4.3: Reflectancias de tres *endmembers* distintos. Adaptado de [Nascimento2005]

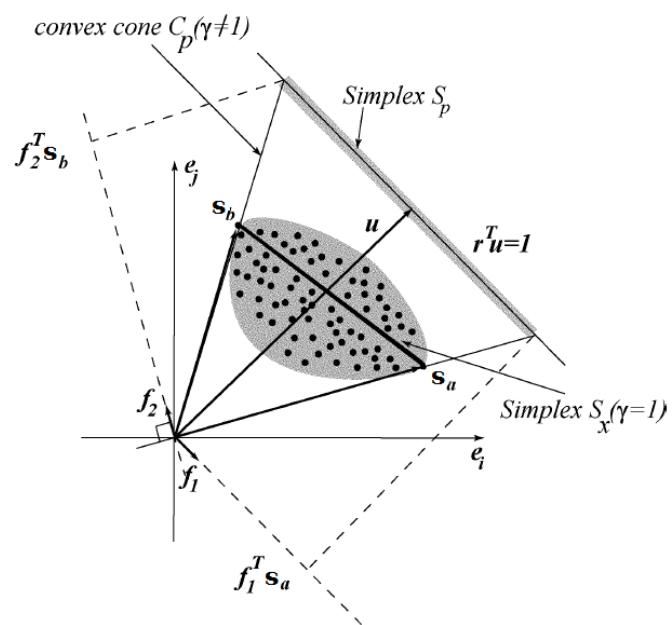


Figura 4.4: Ilustración del funcionamiento del algoritmo de VCA. Adaptado de [Nascimento2005]

Tras identificar S_M , el algoritmo de VCA proyecta iterativamente los datos en una dirección ortogonal al subespacio subtendido por los *endmembers* previamente determinados. La firma espectral del nuevo *endmember* corresponde al extremo de la proyección. La Figura 4.4 ilustra las dos iteraciones del algoritmo de VCA aplicadas al simplex S_M definido por la mezcla de dos *endmembers*. En la primera iteración, los datos son proyectados en la primera dirección f_1 . El extremo de la proyección corresponde al *endmember* s_a . En la iteración siguiente, el *endmember* s_b es encontrado proyectando los datos en la dirección f_2 , la cual es ortogonal a s_a . El algoritmo continúa iterando hasta agotar el número de *endmembers*.

4.2. Aplicación de PCA + VCA y deconvolución lineal sobre datos hiperespectrales simulados

El objetivo de esta sección es analizar y comparar el funcionamiento de los distintos métodos de deconvolución espectral desarrollados en este trabajo: PCA, VCA y deconvolución lineal.

Con este propósito, se implementó en primera instancia un simulador de un sensor hiperespectral en *Python 3.4*, *Numpy X.X* y *SciPy Y.Y*. Se simularon sets de imágenes hiperespectrales usando los espectros de emisión de diversos fluoróforos como *endmembers*. Las abundancias fraccionales se simularon de forma tal que sus distribuciones espaciales adoptaran formas rectangulares. Éstas ocupaban distintas regiones del sensor, superponiéndose parcialmente de a dos *endmembers*.

Los parámetros a controlar en las imágenes simuladas fueron el número de *endmembers* y sus espectros (el emplear fluoróforos como *endmembers*, esta última variable se regula cambiando el tipo de fluoróforo), el solapamiento entre las abundancias de los mismos (se varió este parámetro simulando desde un solapamiento nulo, hasta un nivel de mezclado tal que eliminara la presencia de píxeles puros). Se variaron asimismo parámetros propios del sensor, tales como su tamaño y las características de las bandas espirituales en las que mide (como por ejemplo el número de bandas, el ancho espectral de las mismas sus las longitudes de onda centrales).

Como se ha establecido previamente, los algoritmos de deconvolución lineal pertenecen a la categoría de los llamados *algoritmos de inversión*. Éstos se basan en la hipótesis de que las firmas espirituales de los *endmembers* presentes en la escena son conocidas a priori. En casos como este, es posible llevar a cabo una deconvolución espectral mediante la mera proyección del cubo de datos sobre la base vectorial constituida por las firmas espirituales de los fluoróforos. En este

escenario las únicas incógnitas del problema son las abundancias correspondientes a cada uno de los *endmembers* (ya conocidos).

Los algoritmos como VCA o PCA, por otro lado, son aplicables en escenarios más complejos, donde pueden no conocerse de antemano las firmas espectrales de los elementos que componen la escena. Si tanto el número de sustancias como sus firmas espectrales son desconocidas, la deconvolución espectral cae en la clase de problemas de separación de fuentes ciegas (*blind source separation problems*).

Para comparar los distintos algoritmos fue necesario recrear, en cada caso, las hipótesis en las que éstos se basan. El simulador de imágenes espectrales toma como entrada los espectros de emisión de M fluoróforos conocidos, y las abundancias relativas simuladas para cada uno de ellos.

En el caso de la deconvolución lineal (detallada en el Capítulo 3), el algoritmo necesita partir tanto de las imágenes hiperespectrales finales, como de los espectros de emisión de los M fluoróforos empleados. Es capaz de reconstruir las abundancias relativas de los mismos (mediante la proyección de los datos sobre la base vectorial constituida por las firmas espectrales de los fluoróforos), mientras que es incapaz de reconstruir sus firmas espectrales en el caso de que fueran desconocidas.

VCA es un algoritmo de detección de *endmembers*, cuyo objetivo es identificar las firmas espectrales de los materiales presentes en una escena en casos donde puedan existir píxeles mezclados. Resulta más preciso y eficiente si se lo aplica sobre un espacio de dimensión reducida, que contenga la información suficiente para identificar el aporte de cada *endmember*. El objetivo de PCA es justamente llegar a una representación mínima de la señal en un espacio de menos dimensiones, que retenga lo suficientemente bien la información espectral y espacial necesaria para llevar a cabo una deconvolución exitosa en esta dimensión menor.

En el marco de la teoría detallada en la sección 1.3, PCA pertenece a la categoría de los algoritmos de *reducción de dimensionalidad*, mientras que VCA pertenece a la de *determinación de endmembers*, por lo que el algoritmo de deconvolución de principio a fin se optimiza al aplicarlos en conjunto. Empleados independientemente, PCA no representa correctamente la complejidad de la realidad estudiada (sólo reduce la dimensión de los datos), mientras que VCA se torna ineficiente al manejar sets de datos extensos, creciendo el costo computacional de su implementación.

En resumidas palabras, los pasos que sigue el algoritmo de principio a fin al aplicar conjuntamente PCA + VCA son:

- *Etapa de reducción de dimensionalidad.* Identificación de n componentes principales a cargo de PCA.
- Proyección de los datos sobre la base dada por las componentes principales: reducción del espacio de la dimensión original a n .

- *Etapa de determinación de endmembers.* Exploración del nuevo espacio e identificación de los vértices del simplex (identificados como *endmembers*) a cargo de VCA.
- Recopilación de la información espectral para cada vértice hallado en el paso previo: determinación de la firma espectral de cada *endmember*.
- *Etapa de inversión.* Proyección del set de datos en n dimensiones sobre la base determinada por las firmas espectrales halladas en el paso previo: reconstrucción de las abundancias fraccionales de cada *endmember*.

La implementación del algoritmo de deconvolución lineal siguió la forma detallada en el Capítulo 3. La implementación de los algoritmos de PCA y VCA en conjunto estuvo inspirada originalmente en el código de Matlab publicado en el paper [Nascimento2005]. El algoritmo fue traducido a *Python 3.4*, *Numpy X.X* y *SciPy Y.Y* por la tesista, se lo adaptó al contexto de investigación de este trabajo, y se lo modificó en pos de analizar distintos factores de interés.

4.2.1. Implementación de PCA + VCA

En primer lugar se estudió únicamente la deconvolución obtenida tras la aplicación conjunta de PCA + VCA. Se implementaron los algoritmos con el objetivo de estudiar sus resultados en distintos escenarios, los cuales se simularon variando los parámetros correspondientes en el simulador. Para cada uno de estos casos, se compararon los valores重建idos versus los originales.

En esta instancia, las imágenes hiperespectrales simuladas se compusieron por seis *endmembers* diferentes, es decir $M = 6$. Para esto, se emplearon los espectros de emisión de seis fluoróforos distintos, los cuales se pueden observar en la Figura 4.5. El sensor simulado consta de 50 filas (f) y 100 columnas (c), y número variable de bandas espiractrales (K) en las que puede medir.

Para la elección de las abundancias de los *endmembers*, se tuvo en cuenta la posibilidad de simular y graduar el nivel de mezclado de la escena. El solapamiento entre abundancias (s) resultó entonces una variable a modificar: se simularon imágenes con solapamientos desde nulos hasta absolutos (es decir, sin dejar píxeles puros). Las abundancias se simularon con formas rectangulares, de alto f y ancho dado por $c/M+s$, de forma de garantizar que *endmembers* consecutivos se solapen en la medida deseada.

En una primera instancia, se simularon imágenes sin ruido con un solapamiento de 10 píxeles: esto genera una escena mezclada, dejando, sin embargo, píxeles puros para cada *endmember*. Las Figuras 4.6 y 4.7 muestran el contraste entre las abundancias originales y las重建idas, para los casos en que el sensor mide en 10 y en 30 bandas espiractrales, respectivamente. Se observa que, al tratarse de una

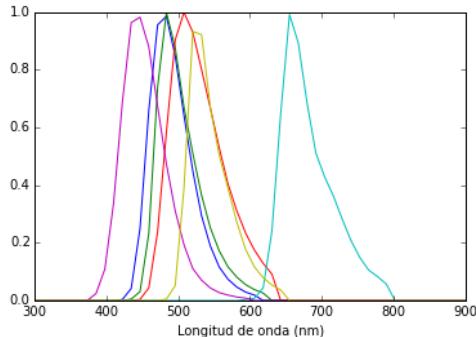


Figura 4.5: Espectros de emisión de los fluoróforos *Atto 390*, *Atto 425*, *Atto 465*, *Atto 633*, *Alexa 350*, *Orange DNA*).

medición sin ruido, la reconstrucción de las abundancias es perfecta para ambos casos.

Complementariamente, las Figuras 4.8 y 4.9 comparan las firmas espectrales originales de los *endmembers* contra las reconstruidas por el algoritmo. Pese a que la estimación de las abundancias es igual de buena para ambos casos, se observa una diferencia en la calidad de la reconstrucción de los espectros al tomar imágenes con 10 o con 30 bandas espectrales.

Vale la pena destacar que, en los pasos llevados a cabo por el algoritmo (esquematizados en el apartado previo), la reconstrucción de las abundancias fraccionales está dada por la mera proyección de la información sobre las firmas espectrales previamente halladas. Es interesante notar que, pese a existir diferencias en un paso previo (las firmas espectrales reconstruidas para 10 y 30 bandas difieren), el resultado final (la determinación de las abundancias) resulta idéntico.

Esta observación da lugar a plantear la pregunta de por qué la estimación de abundancias puede ser idéntica, pese a existir diferencias en las firmas espectrales en las que se basa su reconstrucción. Se torna entonces de interés estudiar cuánto influye la diferencia de las firmas espectrales sobre las abundancias obtenidas finalmente, o más aún, si influye en absoluto. A priori se esperaría que las fallas en la reconstrucción de los espectros y de las abundancias estén relacionadas entre sí: sin embargo, este primer resultado da lugar a pensar que esto puede no ser posible.

4.2.2. Desglose del algoritmo

Con el objetivo de responder las preguntas surgidas en el apartado previo, se fraccionó en dos núcleos diferentes al algoritmo implementado, separando la *etapa de inversión* de las de *reducción de dimensionalidad* y de *determinación de endmembers*. El primer módulo es capaz de hallar las componentes principales

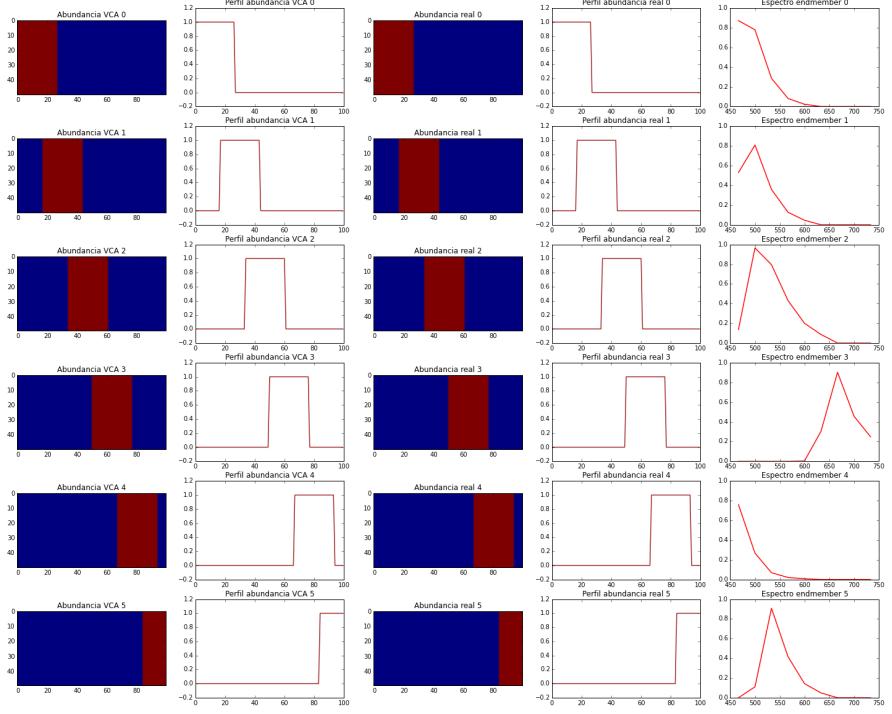


Figura 4.6: Abundancias relativas para cada *endmember* obtenidas tras la implementación conjunta de PCA + VCA, para un sensor que mide en 10 bandas espectrales (mapa de calor). Se contrasta la reconstrucción con las abundancias originales.

del set de datos, proyectar la información sobre este nuevo espacio reducido, y determinar el número y firmas espectrales de los *endmembers*. Una vez que éstas son conocidas, el segundo módulo se encarga meramente de proyectar el set de datos obtenido sobre las firmas espectrales (las cuales son un dato de entrada para este algoritmo), y determinar las abundancias relativas de cada *endmember*. Vale la pena notar que el segundo módulo cumple una función análoga a la deconvolución lineal ya estudiada en el Capítulo 3.

En primera instancia, se estudió únicamente el funcionamiento del segundo algoritmo (módulo de estimación de abundancias dentro de la implementación de VCA). Para esto, se llevó a cabo el proceso de deconvolución espectral tomando como entrada las imágenes hiperespectrales creadas con el simulador, y las firmas

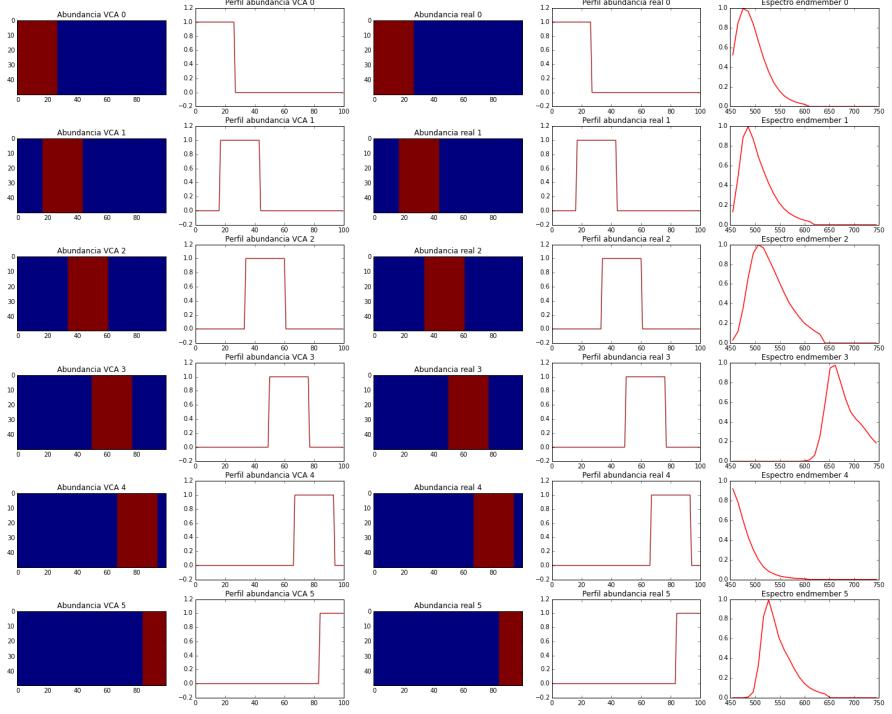


Figura 4.7: Abundancias relativas para cada *endmember* obtenidas tras la implementación conjunta de PCA + VCA, para un sensor que mide en 30 bandas espectrales (mapa de calor). Se contrasta la reconstrucción con las abundancias originales.

espectrales originales de los *endmembers*. Se aplicó también el algoritmo de deconvolución lineal ya presentado, el cual cumple un rol análogo. La Figura 4.10 muestra los resultados obtenidos a partir de tres casos diferentes. En primer lugar, se ilustra la reconstrucción de las abundancias obtenida al aplicar PCA + VCA de principio a fin (caso mostrado en el apartado previo). En paralelo, se muestran las abundancias obtenidas al emplear como entrada las firmas spectrales originales de los *endmembers*, y aplicar el módulo de inversión contenido dentro del algoritmo de VCA. Por último, se disponen las abundancias obtenidas empleando nuevamente los espectros originales como entrada, pero aplicando en esta instancia el algoritmo de deconvolución lineal detallado previamente.

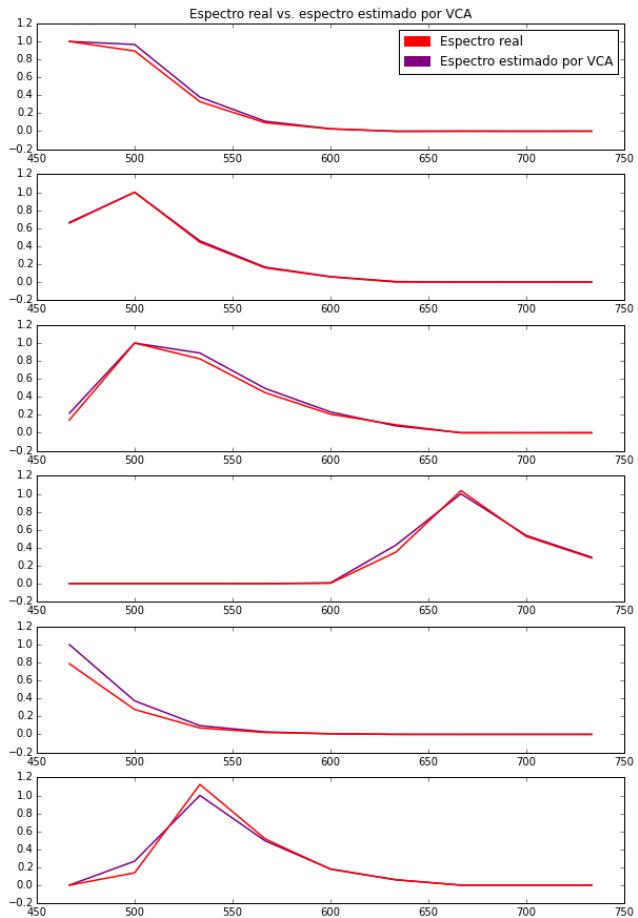


Figura 4.8: Firmas espectrales reconstruidas para cada *endmember* tras la implementación conjunta de PCA + VCA, para un sensor que mide en 10 bandas espectrales. Se contrastan con las firmas espectrales originales, observándose una gran similitud entre las mismas.

Para el primer y tercer caso (correspondientes a aplicar PCA + VCA de principio a fin, y a deconvolucionar linealmente usando como dato las firmas espectrales originales de los *endmembers*), se observa que la reconstrucción de las abundancias es perfecta. Sin embargo, la reconstrucción falla cuando se aplica únicamente

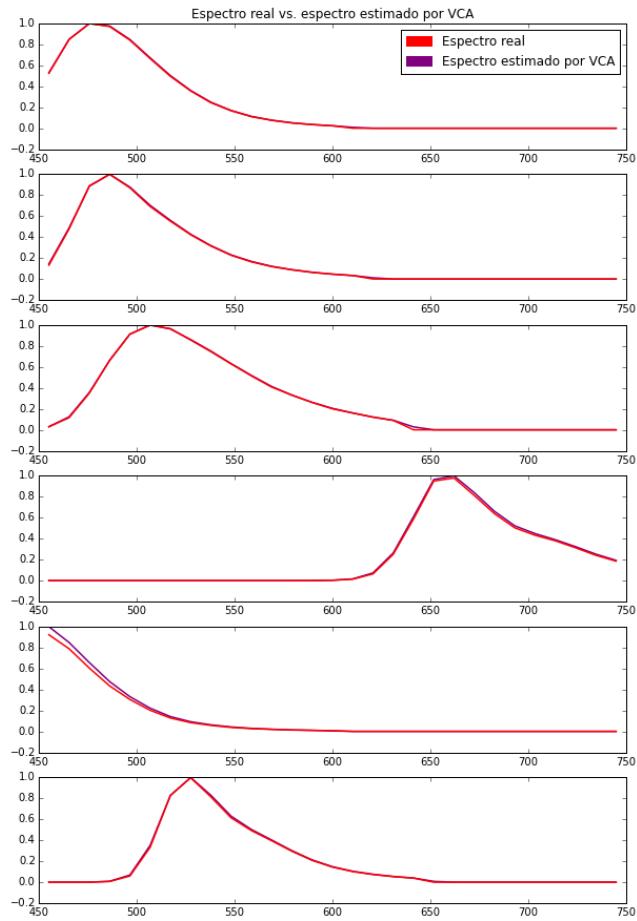


Figura 4.9: Firmas espectrales reconstruidas para cada *endmember* tras la implementación conjunta de PCA + VCA, para un sensor que mide en 30 bandas espectrales. Se contrastan con las firmas espectrales originales, observándose una similitud entre las mismas aún mayor que en el caso de emplear sólo 10 bandas espectrales.

el módulo de inversión contenido dentro de VCA, usando como dato las firmas espectrales originales de los *endmembers*.

El algoritmo de PCA + VCA, a diferencia de la deconvolución lineal, involucra dos incógnitas diferentes: tanto las firmas espectrales como las abundancias son

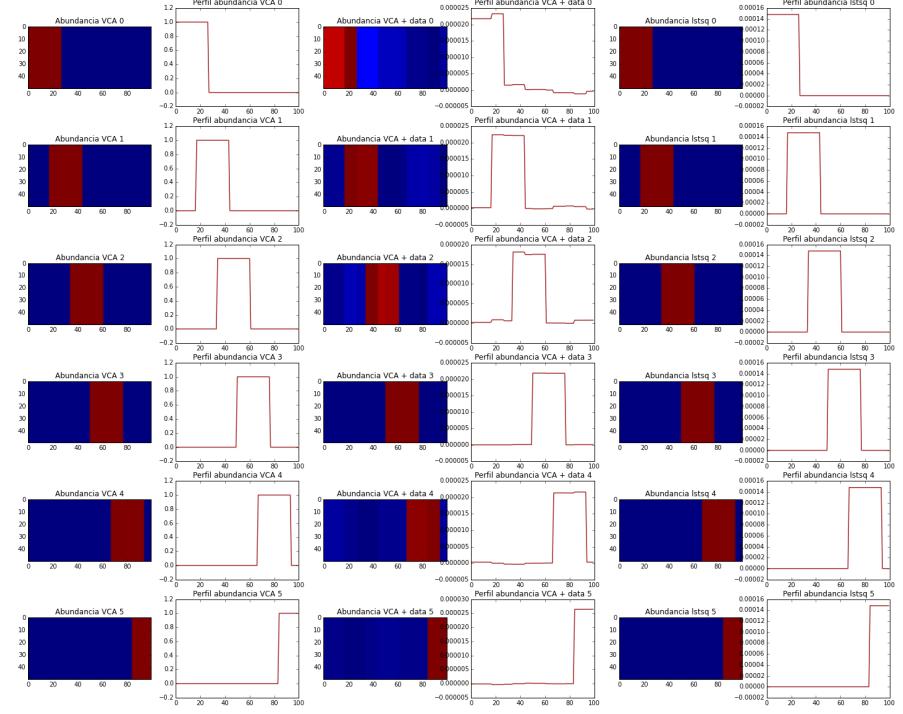


Figura 4.10: Reconstrucción de abundancias fraccionales para tres algoritmos distintos (mapa de calor). Col 1. Aplicación de PCA + VCA completo. Col 2. Aplicación del algoritmo de inversión de VCA de forma aislada, empleando las firmas espectrales originales de los *endmembers* como dato. Col 3. Implementación de la deconvolución lineal por fuera de VCA, empleando las firmas espectrales originales de los *endmembers* como dato.

desconocidas. A priori, se espera que al reducir el número de incógnitas la calidad del algoritmo mejore. Es interesante notar que en este caso ocurre lo contrario: la estimación de abundancias empeora al tener como dato las firmas espectrales reales, en lugar de las calculados por el algoritmo de PCA + VCA (las cuales son levemente distintas a las originales). Resulta entonces de interés efectuar un análisis detallado del funcionamiento de cada algoritmo con el objetivo de esclarecer este fenómeno.

Como primer paso del algoritmo, PCA es aplicado sobre el set de data hiperespectral. En esta instancia, las componentes principales son identificadas, definiendo

un subespacio de menor dimensión que el original. La información es entonces proyectada sobre este nuevo subespacio, reduciéndose la dimensión del set de datos completo.

Al aplicarse VCA, el algoritmo busca las firmas espectrales de los *endmembers* explorando el nuevo espacio, de dimensión reducida. Los valores que almacena como representación de las firmas espectrales están proyectados en el espacio definido por PCA. Asimismo, las abundancias son reconstruidas efectuando cálculos restringidos a este espacio: se determinan llevando a cabo un ajuste por cuadrados mínimos entre la data hiperespectral truncada tras la reducción dimensional, y las firmas espectrales, ya proyectadas en este subespacio.

Se deduce entonces que, pese a que las firmas espectrales no sean idénticas a las originales, resultan consistentes con los datos proyectados en el subespacio generado por PCA. Es por este motivo que al aplicar los algoritmos de PCA + VCA completos (calculando las firmas espectrales y posteriormente determinando las abundancias fraccionales correspondientes) el resultado es correcto: todos los cálculos se efectúan restringidos al subespacio determinado por las componentes principales.

Al forzar las firmas espectrales originales como dato de entrada, y aplicar sólo el segundo módulo del algoritmo, se está mezclando información perteneciente a distintos subespacios: las firmas espectrales se encuentran en el original (el de las longitudes de onda), mientras que la data hiperespectral está proyectada sobre el subespacio definido por sus componentes principales (donde los ejes ya no corresponden a observables definidos). Las abundancias se obtienen a partir de un ajuste por cuadrados mínimos entre los datos y las firmas espectrales (al igual que en el algoritmo de deconvolución lineal presentado en el Capítulo 3); sin embargo, al estar ambas representadas en distintos espacios, el resultado es incorrecto.

Así como PCA + VCA es consistente dado que todas las variables están representadas en el mismo espacio (el definido por las componentes principales del set de datos), la deconvolución lineal implementada independientemente también lo es. Tanto los datos hiperespectrales como las firmas espectrales empleadas están representadas en el espacio original, donde los ejes corresponden a coordenadas espaciales o espectrales definidas (la representación de los datos está dada por (x, y, λ) y la de las firmas espectrales por λ).

Análogamente, para probar la consistencia de la hipótesis planteada, se invirtieron las variables usadas como dato y las calculadas por el algoritmo PCA + VCA.

Se implementó en este caso el primer módulo del algoritmo de manera aislada, estimando las firmas espectrales mediante PCA + VCA (por lo que las firmas obtenidas estaban representadas en el subespacio generado por PCA). Las abundancias fueron reconstruidas llevando a cabo un ajuste por cuadrados mínimos

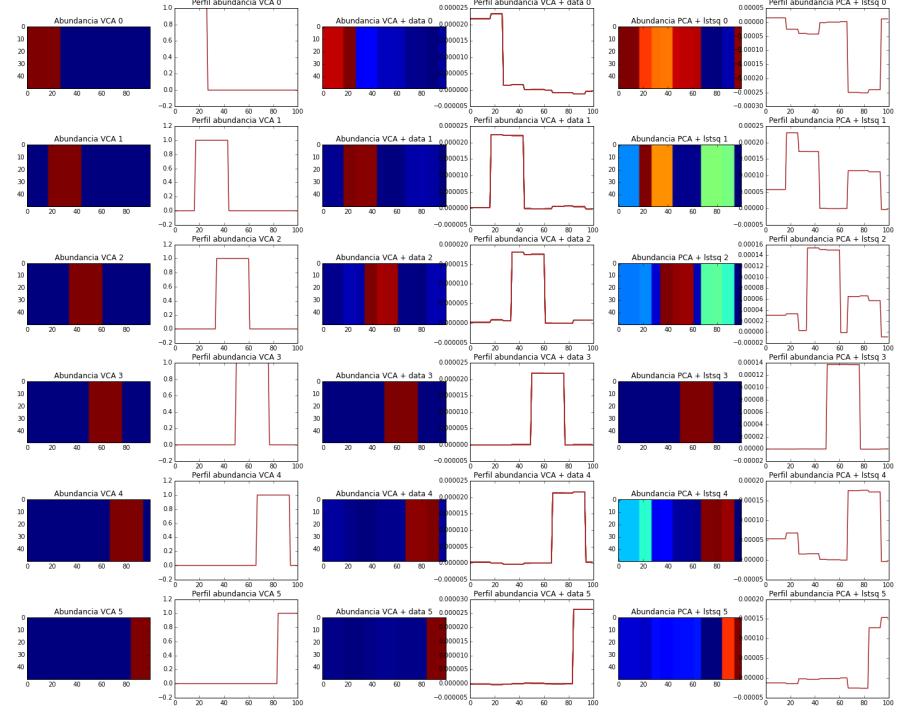


Figura 4.11: Reconstrucción de abundancias fraccionales para tres algoritmos distintos (mapa de calor). Col 1. Aplicación de PCA + VCA completo. Col 2. Aplicación del algoritmo de inversión de VCA de forma aislada, empleando las firmas espectrales originales de los *endmembers* como dato. Col 3. Determinación de las firmas espectrales aisladamente mediante PCA + VCA, e implementación de deconvolución lineal por fuera de VCA (usando los datos hiperespectrales originales).

entre las firmas espectrales obtenidas como salida del algoritmo, y el set de datos hiperespectrales originales (representados en el espacio de las longitudes de onda).

La Figura 4.11 muestra la reconstrucción de las abundancias fraccionales para tres algoritmos distintos. En la columna 1, se muestra el resultado obtenido tras la aplicación de PCA + VCA completo. La columna 2 ilustra el resultado obtenido tras la aplicación del algoritmo de inversión de VCA de forma aislada, empleando las firmas espectrales originales de los *endmembers* como dato (al igual que en el caso previo). En la columna 3 se muestra la reconstrucción de las abundancias obtenida al determinar las firmas espectrales aisladamente mediante PCA +

VCA, e implementar la deconvolución lineal por fuera de VCA (usando los datos hiperespectrales originales).

Consistentemente, la calidad de la reconstrucción de las abundancias en el último caso fue análoga a la del caso previo. El algoritmo falló dado que nuevamente se mezcló información representada en distintos subespacios, pero de forma invertida respecto al caso anterior.

4.2.3. Eliminación de píxeles puros

Con el objetivo de estudiar el rango en el que el algoritmo de PCA + VCA funciona de forma robusta, se analizó la calidad de la deconvolución en escenarios con un nivel de mezclado mayor. Para esto, se simularon imágenes hiperespectrales donde se aumentó progresivamente el nivel de solapamiento entre las abundancias de distintos *endmembers*.

Independientemente de cuán grande fuera el solapamiento (garantizando siempre la existencia de al menos un pixel puro de cada *endmember*), se observó que la calidad de la deconvolución era perfecta para todos los casos (al igual que en el apartado previo, donde el solapamiento era de 10 píxeles). Cabe destacar que el modelo aquí presentado no tiene en cuenta la presencia de ruido, por lo que es de esperarse que la calidad del algoritmo sea perfecta en esta situación.

El solapamiento se aumentó progresivamente hasta llegar a 30 píxeles, valor en el cual se observó un cambio significativo en el funcionamiento del algoritmo: para este nivel de superposición, el nivel de mezclado es tal que dejan de existir píxeles puros en la escena. La Figura 4.12 muestra las firmas espectrales reconstruidas para cada *endmember* tras la implementación conjunta de PCA + VCA, en este escenario altamente mezclado.

A diferencia de los casos estudiados previamente, se observa que el algoritmo de PCA + VCA falla de manera contundente al reconstruir las firmas espectrales de los *endmembers*, en el caso en el que no exista al menos un pixel puro para cada uno de ellos.

El algoritmo recorre el espacio de datos de M dimensiones en búsqueda de los vértices del simplex dentro del cual se encuentra contenida toda la información hiperespectral. VCA asume como hipótesis la presencia de píxeles puros, por lo que asume que cada vértice encontrado corresponde a uno de los *endmembers*. En esa instancia, almacena la informaciónpectral correspondiente al vértice hallado y la interpreta como la firma espectral del *endmember* en cuestión. Esto lleva a que el algoritmo siempre tome como firma espectral la de algún pixel presente en la escena, recuperando una firma espectral “efectiva” en lugar de la de un material puro. A modo de ejemplo, si dos sustancias aparecieran siempre juntas en la escena, el algoritmo interpretaría la combinación de sus firmas espectrales como la de un *endmember*, obteniéndose la firma efectiva de la sustancia compuesta. En ausencia

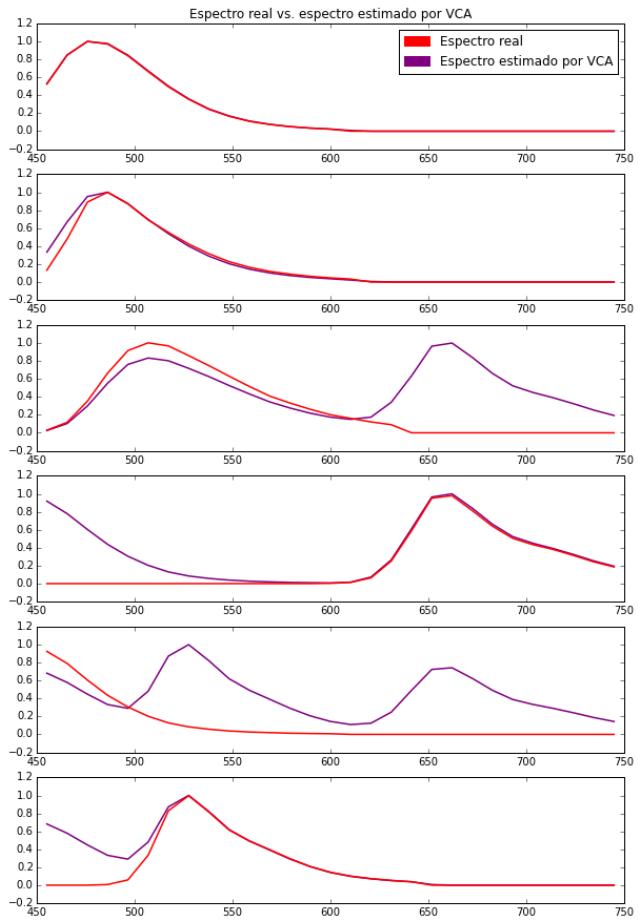


Figura 4.12: Firmas espectrales reconstruidas para cada *endmember* tras la implementación conjunta de PCA + VCA, para un escenario altamente mezclado (donde no existen píxeles puros). Comparación con firmas espectrales originales. Se observa que las firmas espectrales no se condicen, sino que en este escenario se reconstruyen espectros efectivos.

de píxeles puros, el algoritmo es incapaz de determinar correctamente las firmas espectrales de los elementos aislados que componen la escena.

Como se puede observar en las Figuras 4.13 y 4.14, el error cometido al estimar las firmas espectrales se propaga a la estimación de abundancias. La Figura 4.13

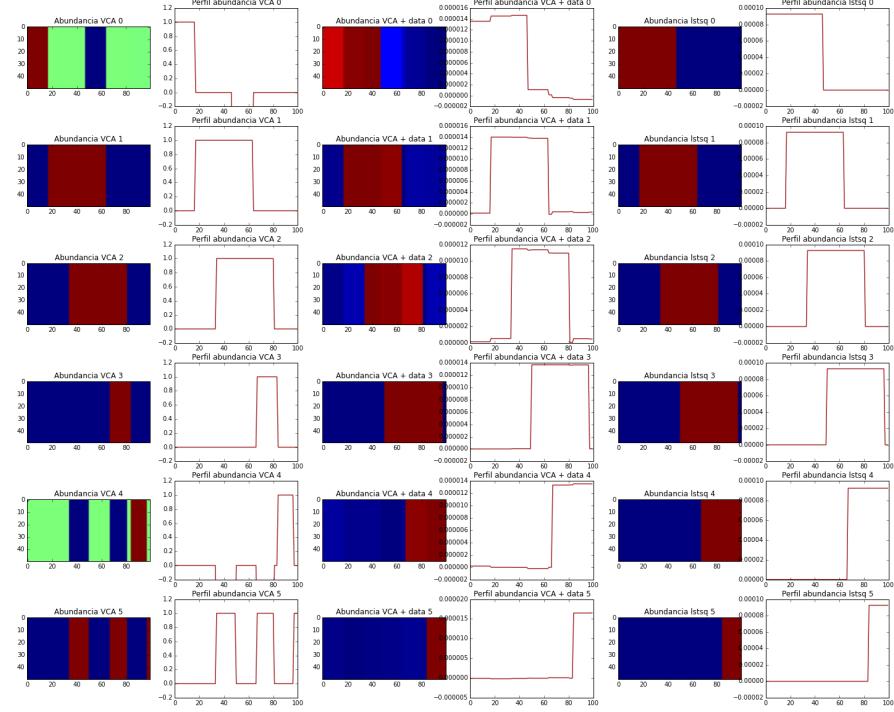


Figura 4.13: Reconstrucción de abundancias fraccionales para tres algoritmos distintos, en un escenario altamente mezclado donde no existen píxeles puros (mapa de calor). Col 1. Aplicación de PCA + VCA completo. Col 2. Aplicación del algoritmo de inversión de VCA de forma aislada, empleando las firmas espectrales originales de los *endmembers* como dato. Col 3. Implementación de la deconvolución lineal por fuera de VCA, empleando las firmas espectrales originales de los *endmembers* como dato.

muestra los resultados obtenidos en este escenario a partir de los tres casos analizados en el apartado previo. En la primera columna, se ilustra la reconstrucción de las abundancias obtenida al aplicar PCA + VCA de principio a fin. En paralelo, se muestran las abundancias obtenidas al emplear como entrada las firmas espectrales originales de los *endmembers*, y aplicar el módulo de inversión contenido dentro del algoritmo de VCA. Por último, se ilustran las abundancias obtenidas empleando nuevamente los espectros originales como entrada, pero aplicando en esta instancia el algoritmo de deconvolución lineal de forma aislada.

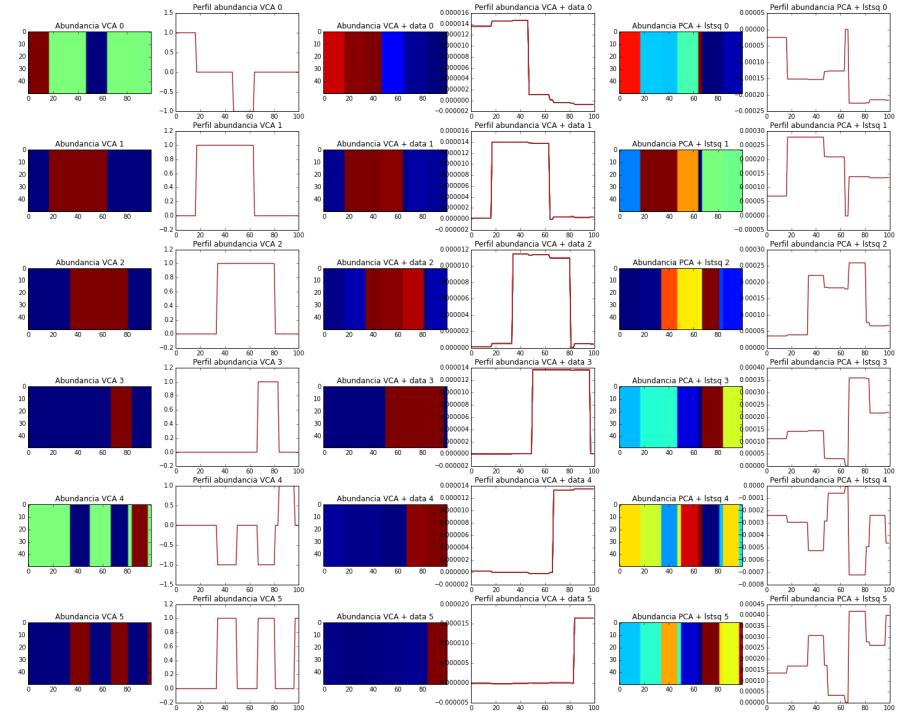


Figura 4.14: Reconstrucción de abundancias fraccionales para tres algoritmos distintos, en un escenario altamente mezclado donde no existen píxeles puros (mapa de calor). Col 1. Aplicación de PCA + VCA completo. Col 2. Aplicación del algoritmo de inversión de VCA de forma aislada, empleando las firmas espectrales originales de los *endmembers* como dato. Col 3. Determinación de las firmas espectrales aisladamente mediante PCA + VCA, e implementación de deconvolución lineal por fuera de VCA (usando los datos hiperespectrales originales).

La Figura 4.14 muestra la reconstrucción de las abundancias fraccionales en diversos casos. En la columna 1, se muestra el resultado obtenido tras la aplicación de PCA + VCA completo. La columna 2 ilustra el resultado obtenido tras la aplicación del algoritmo de inversión de VCA de forma aislada, empleando las firmas espectrales originales de los *endmembers* como dato (al igual que en el caso previo). En la columna 3 se muestra la reconstrucción de las abundancias obtenida al determinar las firmas espectrales aisladamente mediante PCA + VCA, e

implementar la deconvolución lineal por fuera de VCA (usando los datos hiperespectrales originales).

En ambas figuras, se observa que los únicos algoritmos que fallan son aquellos en los que las firmas espectrales están calculadas por VCA. Las pérdidas de calidad sólo se observan en el caso donde se implementa PCA + VCA de principio a fin, y en el caso donde se usan como entrada las firmas espectrales calculadas por VCA para luego aplicar una deconvolución espectral de forma aislada.

Los casos donde las firmas espectrales originales son asumidas como dato funcional de la misma forma en presencia o ausencia de píxeles puros. Es interesante destacar que uno de estos casos es aquel que implementa de forma aislada el módulo de inversión de VCA (empleando los espectros originales). Esto muestra que las fallas en el algoritmo de PCA + VCA no se dan en la etapa de inversión, sino que ocurren únicamente durante la determinación de las firmas espectrales de cada *endmember*. El error en el cálculo de los espectros es arrastrado durante la etapa de inversión, lo que lleva a que las abundancias reconstruidas no coincidan con las originales.

En el caso de un escenario altamente mezclado (donde no existe un pixel puro por cada *endmember*) se concluye que, entre los algoritmos aquí presentados, el único capaz de reconstruir correctamente las abundancias originales de cada *endmember* es la deconvolución lineal, empleando como dato de entrada la firma espectral de cada uno de los elementos presentes en la escena.

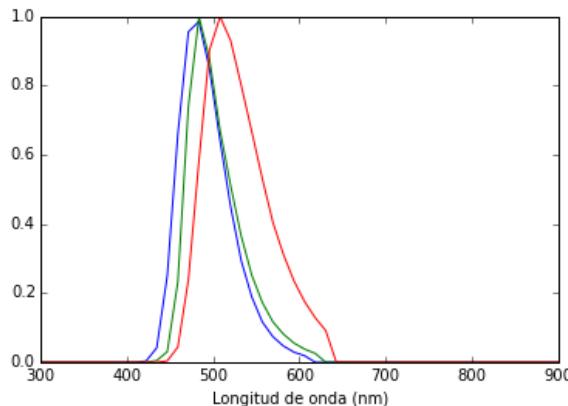


Figura 4.15: Espectros de emisión de los fluoróforos *Atto 390*, *Atto 425*, *Atto 465*.

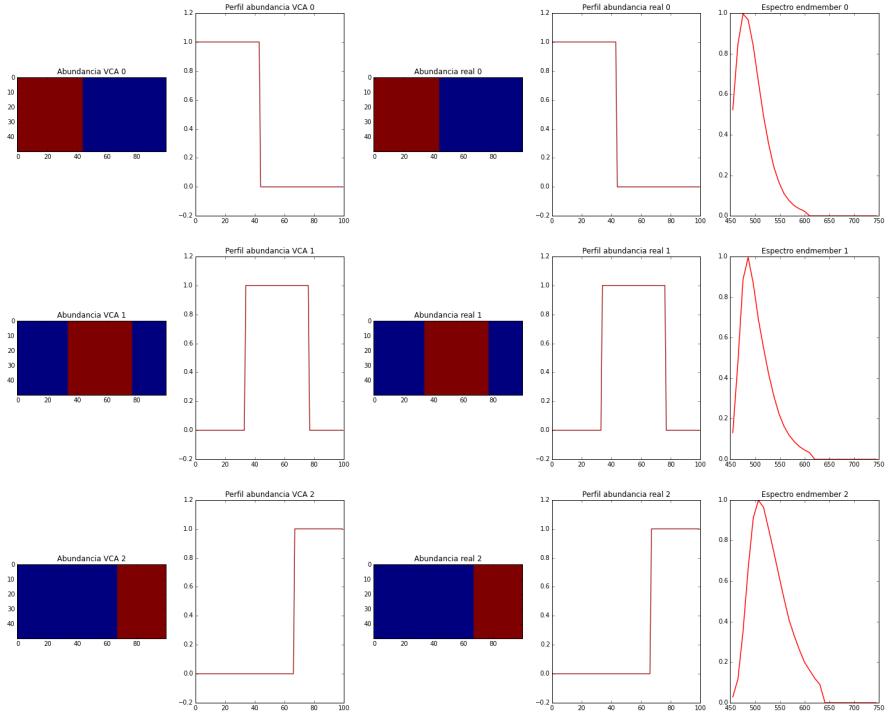


Figura 4.16: Abundancias fraccionales reconstruidas para cada *endmember* tras la implementación conjunta de PCA + VCA, para el caso de tres *endmembers* con firmas espectrales altamente solapadas (mapa de calor). Contraste con las abundancias originales.

4.2.4. Deconvolución a partir de *endmembers* similares

Como análisis de la robustez del algoritmo implementado, se simularon imágenes hiperespectrales compuestas por tres *endmembers* con firmas espectrales muy similares entre sí, y se estudió la calidad de la deconvolución.

Como *endmembers* se emplearon los espectros de emisión de tres fluoróforos diferentes, cuyas firmas se pueden observar en la Figura 4.15. Las abundancias de los mismos se solaparon nuevamente en 10 píxeles, y se simuló un sensor con la capacidad de medir en 30 bandas espectrales. Las Figuras 4.16 y 4.17 muestran las abundancias y espectros de emisión reconstruidos, respectivamente, contrastados contra el caso original. Se observa que la calidad de la reconstrucción de abundan-

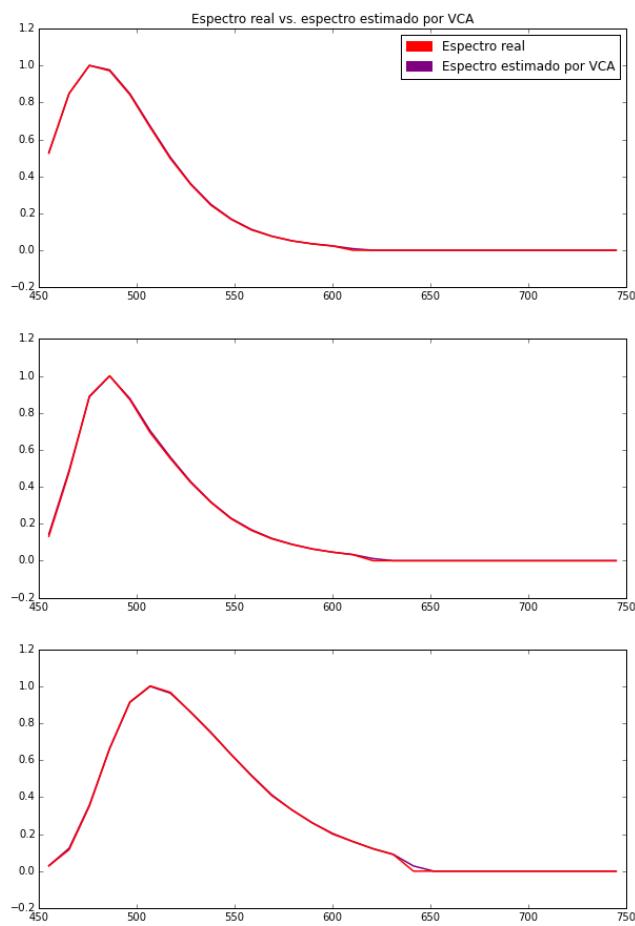


Figura 4.17: Firmas espectrales reconstruidas para cada *endmember* tras la implementación conjunta de PCA + VCA, para el caso de tres *endmembers* con firmas espectrales altamente solapadas. Contraste con las firmas espectrales originales.

cias y *endmembers* es muy buena, pese a que el solapamiento entre los espectros de emisión de los fluoróforos sea muy alto.

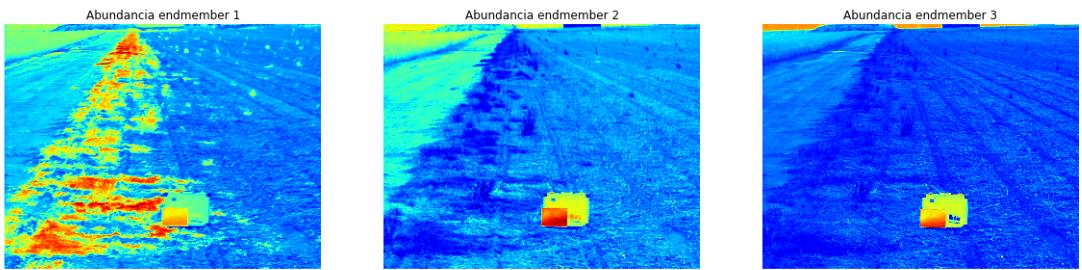


Figura 4.18: Abundancias de los 3 principales *endmembers* reconstruidas mediante la implementación conjunta de PCA + VCA (mapa de calor).

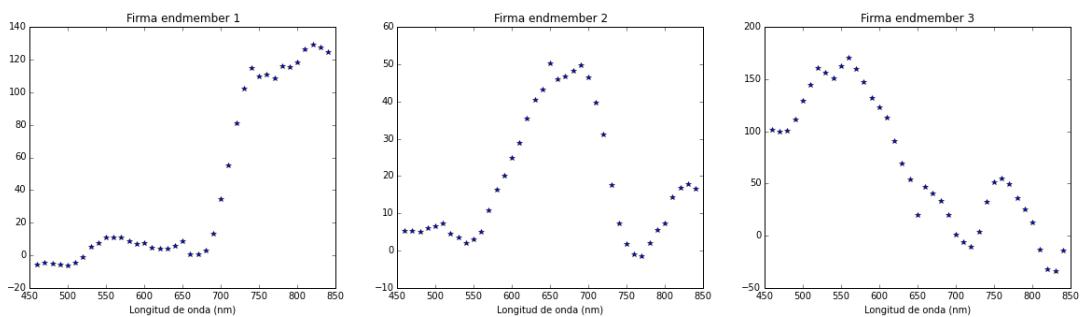


Figura 4.19: Firmas espectrales de los 3 principales *endmembers* reconstruidas mediante la implementación conjunta de PCA + VCA.

4.3. Aplicación de PCA + VCA sobre imágenes hiperespectrales reales

Como cierre de este trabajo, se aplicó la deconvolución espectral aquí detallada sobre las imágenes hiperespectrales capturadas con la cámara hiperespectral desarrollada por la tesista en conjunto con la empresa Satellogic. Cabe destacar que el análisis llevado a cabo en este apartado une todos los contenidos incluidos en esta tesis: el set de imágenes empleado es fruto del trabajo detallado en el Capítulo 2, y los algoritmos de deconvolución aplicados son los analizados en los Capítulos 3 y 4. Es importante destacar que el correcto funcionamiento de todo el proceso en conjunto implica una mayor complejidad que el mero funcionamiento de cada módulo por separado. La validación del primer caso, detallada en esta sección, implica asimismo que no exista una pérdida de información relevante en ninguno de los pasos implementados.

En este escenario se desconocen tanto los materiales que constituyen la escena como sus correspondientes firmas espectrales. Esto conduce a que no sea posible

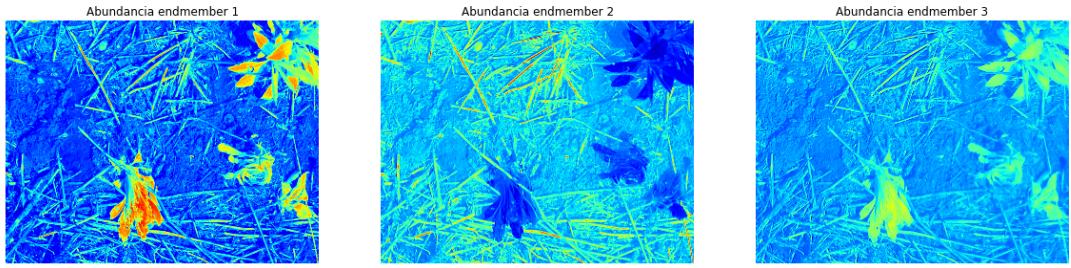


Figura 4.20: Abundancias de los 3 principales *endmembers* reconstruidas mediante la implementación conjunta de PCA + VCA.

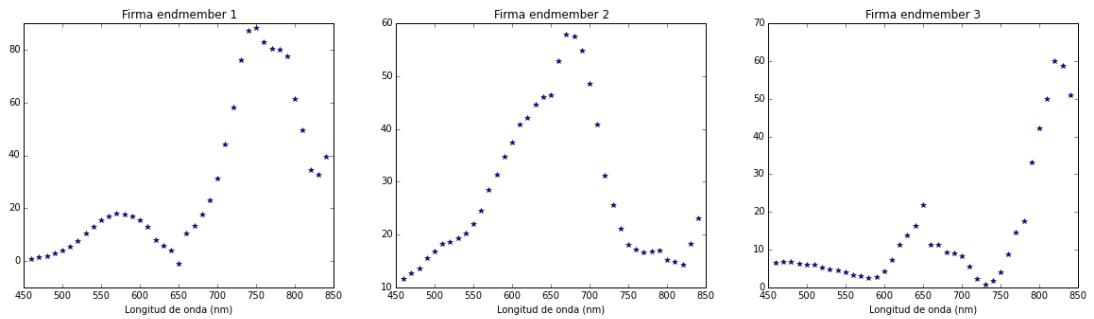


Figura 4.21: Firmas espectrales de los 3 principales *endmembers* reconstruidas mediante la implementación conjunta de PCA + VCA (mapa de calor).

aplicar directamente un algoritmo de *inversión* (como la deconvolución lineal), sino que es necesario aplicar primero un algoritmo de *determinación de endmembers*.

Se aplicó el algoritmo de *PCA + VCA* desarrollado en este capítulo sobre los sets de imágenes capturados en Córdoba, mostrados en el Capítulo 2. Las Figuras 4.18 y 4.19 muestran las abundancias de los primeros 3 *endmembers* determinados por el algoritmo y sus respectivas firmas espectrales, para el set de datos correspondiente al sorgo alepo. En primer lugar, se observa que la vegetación viva (en este caso sorgo alepo) comprende una de las tres sustancias con mayor peso dentro de la escena. La Figura 4.19 muestra la reconstrucción de la firma espectral obtenida para este *endmember*, la cual coincide con la determinada en el apartado previo. La segunda componente hallada por el algoritmo corresponde meramente al *target* blanco (dado por la valija y la hoja situadas en el centro de la escena), mientras que la tercera componente está conformada por una mezcla entre la contribución del *target* blanco y el cielo. Es interesante remarcar que la vegetación seca no llega a tener el peso suficiente en la escena como para aparecer entre los

primeros *endmembers* (no se encuentra incluso entre las primeras 10 sustancias determinadas).

Análogamente, los resultados obtenidos tras aplicar *PCA + VCA* al set de datos correspondiente a la rama negra se encuentran condensados en las Figuras 4.20 y 4.21, donde se muestran las abundancias de los primeros 3 *endmembers* y sus respectivas firmas espectrales. Nuevamente, se observa que la vegetación viva (en este caso rama negra) comprende una de las tres sustancias con mayor peso dentro de la escena. Al igual que en el caso previo, se observa a partir de la Figura 4.19 que la reconstrucción de la firmapectral obtenida para este *endmember* coincide con la determinada en el apartado previo. Es interesante notar en este caso que, dada la diferencia entre las abundancias correspondientes a los dos primeros *endmembers*, se infiere que cada uno de ellos representa vegetación viva y vegetación seca, respectivamente. En este caso, se puede observar que el suelo desnudo no llega a tener el peso suficiente como para destacarse entre los *endmembers* más importantes.

Se concluye de este análisis que el algoritmo implementado en este trabajo (*PCA + VCA*) es capaz de identificar materiales a partir de imágenes hiperespectrales reales, y de reconstruir sus correspondientes firmas espectrales siempre que su peso en la escena sea considerable. El análisis del proceso completo valida los distintos contenidos que forman parte de esta tesis, y muestra que en ninguna de las instancias (armado, calibración y transformación de los datos obtenidos con la cámara hiperespectral desarrollada, aplicación de algoritmos de reducción de dimensionalidad como PCA, de determinación de *endmembers* como VCA y de determinación de abundancias como la deconvolución lineal) se pierde información relevante.

Al aplicar el algoritmo sobre imágenes reales, se observa la complejidad que representa en este escenario identificar los *endmembers* de menor peso presentes en la escena, aplicando exclusivamente un algoritmo de *determinación de endmembers* (los materiales con menor peso en la escena, tales como suelo desnudo o vegetación seca, no fueron correctamente identificados).

Se torna interesante en este escenario explorar la aplicación conjunta de *PCA + VCA* seguido de la implementación de un algoritmo de deconvolución lineal. En este marco, es necesario en primer lugar aplicar el algoritmo de determinación de *endmembers* estudiado en esta sección, lo que conduce a hallar las firmas espectrales de los *endmembers* de mayor peso en la escena. Como segundo paso, si a priori se espera encontrar un material en particular que no figure entre los ya determinados, es posible complementar el análisis realizado con un algoritmo de determinación de abundancias, que use como entrada las firmas espectrales halladas, sumadas a las de los materiales que se esperen encontrar a priori.

Por ejemplo, en el caso del set de datos correspondiente a la rama negra se sabe de antemano que una porción de la escena está ocupada por suelo desnudo. En este caso, es posible obtener la firma espectral de este material a partir de otra fuente y aplicar un algoritmo de determinación de abundancias que emplee como entrada esta nueva firma espectral, en conjunto con las determinadas a partir de *PCA + VCA*.

La aplicación conjunta de estos algoritmos posibilita reconstruir la información en el caso en que se trabaje a ciegas (sin conocer los materiales presentes en la escena), pero permite asimismo aprovechar la información conocida en caso de que exista.

Capítulo 5

Conclusiones

La tesis presentada se desarrolló en un marco de colaboración entre el Laboratorio de Electrónica Cuántica (LEC) perteneciente a la UBA, y la empresa argentina Satellogic, dedicada al armado de satélites para captura de imágenes de la tierra. El trabajo aquí presentado consiste en un estudio integral acerca de las técnicas de adquisición, procesamiento y análisis de imágenes hiperespectrales.

En el marco de la captura de imágenes, se detalló el trabajo realizado dentro de la empresa Satellogic al diseñar, armar, poner a punto y calibrar un nuevo modelo de cámara hiperespectral. Se desarrolló exitosamente un prototipo de calibración, el cual fue optimizado al punto de que resulte fácilmente aplicable sobre nuevas cámaras. Complementariamente, se diseñó e implementó un algoritmo capaz de transformar las imágenes crudas capturadas por la cámara (cuya geometría resulta “inclinada” dentro del espacio (x, y, λ)), en un conjunto de imágenes monocromáticas (“planas” en el espacio (x, y, λ)). Asimismo, se estudió el desempeño de la cámara fabricada tras realizar pruebas de campo en las que se capturaron imágenes hiperespectrales de cultivos pertenecientes a plantaciones localizadas en la Provincia de Córdoba.

El estudio acerca del procesamiento y análisis de imágenes hiperespectrales se desarrolló explorando y haciendo uso de las fuertes similitudes existentes entre el campo del sensado remoto y la microscopía de fluorescencia. Uno de los principales problemas que se presentan a la hora de procesar este tipo de imágenes (en ambas ramas de la ciencia) está dado por la interferencia existente entre los distintos canales de medición (conocida como *crosstalk*), por la que distintas sustancias pueden contribuir al espectro medido por un único pixel. En este contexto, resulta de interés extraer a partir de un espectro tanto los materiales constituyentes en la mezcla, así como las proporciones en las que cada uno aparece.

Consecuentemente, la tesis aquí presentada estudia en detalle la herramienta denominada *deconvolución espectral*, procedimiento mediante el cual el espectro medido por un pixel es descompuesto en una colección de espectros constituyentes

(o *endmembers*), y un set de las correspondientes fracciones, *abundancias*, que indican la proporción de cada *endmember* presente en el pixel.

Bajo la hipótesis del *modelo de mezcla lineal*, se analizó el post procesamiento de las imágenes mediante la *deconvolución lineal*, proceso aplicable cuando los materiales presentes en la escena son conocidos (como es por ejemplo el caso de la microscopía de fluorescencia).

Para esto se desarrolló un simulador de cámara hiperespectral (implementado en *Python 3.4*, *Numpy X.X* y *SciPy Y.Y*), donde los *endmembers* estaban constituidos por los espectros de emisión de fluoróforos conocidos. Los parámetros a variar fueron el número de *endmembers* presentes en la escena, sus correspondientes firmas espectrales (en este caso, el parámetro a modificar fue el tipo de fluoróforo utilizado) y la superposición entre las mismas. En cuanto a la abundancia de cada *endmember*, el parámetro a regular fue la intensidad relativa, variando la distribución espacial, el nivel de mezclado (más o menos superposición entre *endmembers*) y la normalización de las abundancias (es decir, imponiendo o no que se cumpla la hipótesis de aditividad).

En relación al sensor simulado, los parámetros a controlar estuvieron relacionados con su geometría (número de filas y de columnas), sus características espectrales (número y ancho de las bandas en las que mide), la responsividad del sensor en función de la longitud de onda, el número de fotones medidos por cada pixel (intensidad de la escena) y el tipo de ruido presente (ruido de fondo y de conteo de fotones, entre otros).

Se analizaron tanto el caso ideal como el real, para el cual se simuló una cámara cuyas mediciones resultaban afectadas por ruido de Poisson. Se estudió la calidad de la deconvolución en función del nivel de ruido, relajando las hipótesis de positividad y aditividad y variando el número de fotones promedio medidos por el sensor entre 10^4 y 10^{10} . Se observó a partir de las simulaciones que en los extremos de este rango de intensidades el sensor llega a mostrar dos comportamientos críticos. En el extremo superior, para 10^{10} fotones, el sensor se comporta como ideal: la reconstrucción de las abundancias es perfecta, por lo que el ruido aportado por el mismo puede considerarse nulo. En el extremo inferior, el ruido aportado por el sensor resulta nocivo, al punto de que la mala calidad de la SNR genera pérdidas absolutas en la reconstrucción de las abundancias relativas.

A partir de las simulaciones realizadas, se observó también que la calidad de la deconvolución espectral está directamente relacionada con la forma y solapamiento entre las firmas espectrales de los *endmembers*. Al tratarse de mediciones ruidosas, la deconvolución empeora a medida que crece el solapamiento entre firmas. Asimismo, se observó que la calidad en la estimación de las abundancias es sensible tanto a la cantidad y ancho de las bandas espectrales en las que mide el sensor, como a las longitudes de onda particulares que delimitan el rango espectral

de cada una de ellas. De aquí se infiere que, si pretende diseñar un sensor con el objetivo de medir un conjunto de materiales en particular (cuyas firmas espectrales sean conocidas a priori), es posible optimizar la calidad de las mediciones eligiendo la cantidad, el ancho y los límites entre bandas espectrales que resulten óptimos para el caso particular. A partir de las simulaciones realizadas se concluyó asimismo que, aplicando un algoritmo de deconvolución lineal apropiado, es posible distinguir *endmembers* con espectros altamente superpuestos, incluso cuando las mediciones contienen ruido de Poisson.

El trabajo de tesis cuenta con gran aplicabilidad, pues se desarrolló un simulador de cámara hiperespectral que funciona correctamente. El trabajo desarrollado permite aplicar la metodología aquí seguida sobre casos generales.

Complementariamente, se analizó la deconvolución espectral y post procesamiento de las imágenes hiperespectrales en los casos en los que tanto el número como las firmas espectrales de los *endmembers* son desconocidos (problema conocido como *deconvolución ciega*); escenario que aplica en los casos tanto del sensado remoto como de la autofluorescencia.

Con este propósito, se implementaron en conjunto un algoritmo de reducción de dimensionalidad, *PCA*, y uno de deconvolución espectral, *VCA*. En una primera instancia, estos algoritmos fueron aplicados sobre conjuntos de imágenes simuladas, por lo que nuevamente fue necesario emplear el simulador de imágenes hiperespectrales.

Con el objetivo de analizar en detalle el funcionamiento del algoritmo presentado, en primer lugar se lo fraccionó en dos núcleos diferentes, separando la *etapa de inversión* (deconvolución lineal) de la de *reducción de dimensionalidad* (*PCA*) y de *determinación de endmembers* (*VCA*). Se armó un primer módulo capaz de hallar las componentes principales del set de datos, proyectar la información sobre este nuevo espacio reducido, y determinar el número y firmas espectrales de los *endmembers*. Una vez que éstas fueran determinadas, se implementó un segundo módulo encargado meramente de proyectar el set de datos obtenido sobre las firmas espectrales (las cuales consistían en un dato de entrada para este algoritmo), y determinar las abundancias relativas de cada *endmember*.

En primera instancia, se estudió aisladamente el funcionamiento del módulo de estimación de abundancias correspondiente a *VCA*. Para esto, se llevó a cabo el proceso de deconvolución espectral tomando como entrada las imágenes hiperespectrales creadas a partir del simulador, y las firmas espectrales originales de los *endmembers*. En los casos correspondientes a aplicar *PCA + VCA* de principio a fin, y a deconvolucionar linealmente usando como dato las firmas espectrales originales de los *endmembers*, se observó que la reconstrucción de las abundancias era perfecta. Sin embargo, la reconstrucción falló cuando se aplicó únicamente el

módulo de inversión correspondiente a VCA, usando como dato las firmas espectrales originales de los *endmembers*.

A partir del análisis realizado se concluyó que, al forzar las firmas espectrales originales como dato de entrada, y aplicar sólo un módulo del algoritmo, se está mezclando información perteneciente a distintos subespacios: las firmas espectrales se encuentran en el original (el de las longitudes de onda), mientras que los datos hiperespectrales están proyectados sobre el subespacio definido por sus componentes principales (donde los ejes ya no corresponden a observables definidos). Las abundancias se obtienen a partir de un ajuste por cuadrados mínimos entre los datos y las firmas espectrales; sin embargo, al estar ambas representadas en distintos espacios, el resultado es incorrecto.

Así como PCA + VCA es consistente dado que todas las variables están representadas en el mismo espacio (el definido por las componentes principales del set de datos), la deconvolución lineal implementada independientemente también lo es. Tanto los datos hiperespectrales como las firmas espectrales empleadas están representadas en el espacio original, donde los ejes corresponden a coordenadas espaciales o espectrales definidas (la representación de los datos está dada por (x, y, λ) y la de las firmas espectrales por λ).

Pese a observarse ciertas diferencias entre las firmas espectrales reconstruidas y las originales, el análisis en bloques efectuado permitió concluir que las firmas resultan consistentes con los datos proyectados en el subespacio generado por PCA. Se observó que, al aplicar los algoritmos de PCA + VCA completos, el resultado obtenido es correcto, dado que el conjunto de los cálculos se efectúan restringidos a un mismo subespacio (el determinado por las componentes principales).

Adicionalmente, con el objetivo de estudiar el rango en el que el algoritmo de PCA + VCA funciona de forma robusta, se analizó la calidad de la deconvolución en escenarios con un nivel de mezclado mayor. Para esto, se simularon imágenes hiperespectrales sin ruido donde se aumentó progresivamente el nivel de solapamiento entre las abundancias de distintos *endmembers*.

Se observó que, independientemente de cuán grande fuera la superposición entre abundancias, siempre que se garantizara la existencia de al menos un pixel puro de cada *endmember* la calidad de la deconvolución era perfecta en todos los casos. Sin embargo, se probó que el algoritmo de PCA + VCA falla de manera contundente al reconstruir las firmas espectrales de los *endmembers*, para el caso en el que no exista al menos un pixel puro para cada *endmember*.

En última instancia, se analizó la robustez del algoritmo implementado, simulando imágenes hiperespectrales compuestas por tres *endmembers* con firmas espectrales muy similares entre sí y estudiando la calidad de la deconvolución para ese caso particular. Se observó que la calidad de la reconstrucción de abundancias

y *endmembers* fue muy buena pese a que el solapamiento entre los espectros de emisión de los fluoróforos fuera muy alto, probando robustez del algoritmo.

Con el objetivo de complementar el estudio efectuado sobre la deconvolución ciega y de dar un cierre a este trabajo de tesis, se aplicó el algoritmo presentado sobre imágenes hiperespectrales reales, obtenidas a partir de las pruebas de campo donde se capturaron imágenes hiperespectrales de cultivos con la cámara diseñada y armada por la tesista en conjunto con la empresa Satellogic.

Se concluye de este análisis que el algoritmo implementado en este trabajo (*PCA + VCA*) es capaz de identificar materiales a partir de imágenes hiperespectrales reales, y de reconstruir sus correspondientes firmas espectrales siempre que su peso en la escena sea considerable. El análisis del proceso completo valida los distintos contenidos que forman parte de esta tesis en conjunto, y muestra que en ninguna de las instancias (armado, calibración y transformación de los datos obtenidos con la cámara hiperespectral desarrollada, aplicación de algoritmos de reducción de dimensionalidad como PCA, de determinación de *endmembers* como VCA y de determinación de abundancias como la deconvolución lineal) se pierde información relevante.

Al aplicar el algoritmo de *PCA + VCA* sobre imágenes reales, se observó la complejidad que representa en este escenario identificar los *endmembers* de menor peso presentes en la escena, aplicando exclusivamente un algoritmo de *determinación de endmembers* (los materiales con menor peso en la escena no fueron correctamente identificados).

Se torna interesante en este escenario explorar la aplicación conjunta de *PCA + VCA* seguido de la implementación de un algoritmo de deconvolución lineal. En este marco, es necesario en primer lugar aplicar el algoritmo de determinación de *endmembers* estudiado, lo que conduce a hallar las firmas espectrales de los *endmembers* de mayor peso en la escena. Como segundo paso, si a priori se espera encontrar un material en particular que no figure entre los ya determinados, es posible complementar el análisis realizado con un algoritmo de *inversión*, que use como entrada las firmas espectrales halladas, sumadas a las de los materiales que se esperen encontrar a priori.

La aplicación conjunta de estos algoritmos posibilitaría la reconstrucción de la información en el caso en que se trabaje a ciegas (sin conocer los materiales presentes en la escena), permitiendo asimismo aprovechar la información conocida en caso de que existiera.

Cabe destacar que, para aplicar un proceso de deconvolución lineal sobre las imágenes obtenidas a partir de la cámara hiperespectral diseñada, se tuvo en cuenta que los algoritmos de deconvolución tradicionales toman como entrada conjuntos de imágenes monocromáticas (“planas” en el espacio (x, y, λ)).

Dado que la cámara hiperespectral diseñada funciona muestreando el espacio (x, y, λ) de forma “inclinada” y generando imágenes crudas con esta misma orientación, para deconvolucionar fue necesario en primera instancia transformar las imágenes crudas obtenidas en un conjunto de imágenes monocromáticas. Resulta entonces de interés diseñar algoritmos de deconvolución espectral que directamente empleen como entrada imágenes con esta geometría, con el objetivo de eliminar la necesidad de transformar las imágenes crudas en monocromáticas.

El estudio completo acerca del prototipo de cámara hiperespectral de tierra desarrollado en esta tesis funcionó, entre otras cosas, como prueba de concepto para el diseño y calibración de las cámaras hiperespectrales que se encuentran hoy en día a bordo de los satélites *Newsat 1 y 2* (alias *Fresco y Batata*) fabricados y lanzados por la empresa Satellogic el 30 de mayo de 2016. Este trabajo de tesis cuenta con una extensa aplicabilidad, considerando que las cámaras a bordo de estos satélites fueron calibradas siguiendo el prototipo de calibración detallado en este trabajo. Asimismo, una versión computacionalmente más eficiente del software desarrollado en esta tesis está siendo utilizada hoy para transformar de forma automática las imágenes crudas capturadas por las cámaras satelitales, en los cubos de datos hiperespectrales de estructura (x, y, λ) .

Bibliografía

- [Antila2012] Jarkko Antila *et al.* “Spectral imaging device based on a tunable MEMS Fabry-Perot interferometer”. *Next-Generation Spectroscopic Technologies V* 8374 (2012), págs. 1-10.
- [Atherton1981] P D Atherton *et al.* “Tunable Fabry-Perot Filters”. *Optical Engineering* 20.6 (1981), págs. 206805-206805-.
- [Bershady2010] Matthew Bershady. “3D Spectroscopy in Astronomy, XVII Canary Island Winter School of Astrophysics”. *Cambridge University Press, 2010* (2010).
- [Bezdek1984] James C Bezdek, Robert Ehrlich y William Full. “FCM: The fuzzy c-means clustering algorithm”. *Computers & Geosciences* 10.2-3 (1984), págs. 191-203.
- [Bianco2013] Gianfranco Bianco, Fabio Bruno y Maurizio Muzzupappa. “Multispectral data cube acquisition of aligned images for document analysis by means of a filter-wheel camera provided with focus control”. *Journal of Cultural Heritage* 14.3 (2013), págs. 190-200.
- [BioucasDias2009] José M. Bioucas-Dias. “a Variable Splitting Augmented Lagrangian Approach To Linear Spectral Unmixing”. *2009 First Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing* (2009), págs. 1-4. arXiv: 0904 . 4635.
- [BioucasDias2012] José M. Bioucas-Dias *et al.* *Hyperspectral unmixing overview: Geometrical, statistical, and sparse regression-based approaches*. 2012. arXiv: 1202 . 6294.
- [Boardman1993] JW Joseph W Boardman. “Automating Spectral Unmixing of AVIRIS data using Convex Geometry Concepts”. *Fourth JPL Airborne Geoscience Workshop*. Vol. 1. 93-26. 1993, págs. 11-14.

- [Boardman1994] Joseph W Boardman. “Geometric mixture analysis of imaging spectrometry data”. *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 1994. IGARSS '94. Surface and Atmospheric Remote Sensing: Technologies, Data Analysis and Interpretation.*, International 4 (1994), págs. 2369-2371.
- [Boardman1995] J.W. Boardman, F.a. Kruse y R.O. Green. “Mapping target signatures via partial unmixing of AVIRIS data”. *Summaries of JPL Airborne Earth Science Workshop* (1995), págs. 3-6.
- [Bull2010] Stephen Bull. *Photography*. 2010, xii, 240 p.-xii, 240 p.
- [Bulygin1992] F. V. Bulygin. “Spectrotomography—a new method of obtaining spectrograms of two-dimensional objects”. *Proc. SPIE 1843, 315–322* (1992).
- [Chan2011] Tsung Han Chan *et al.* “A simplex volume maximization framework for hyperspectral endmember extraction”. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 49.11 PART 1 (2011), págs. 4177-4193.
- [Chang2006] Chein I. Chang *et al.* “A new growing method for simplex-based endmember extraction algorithm”. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 44.10 (2006), págs. 2804-2819.
- [Craig1994] Maurice D. Craig. “Minimum-volume transforms for remotely sensed data”. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 32.3 (1994), págs. 542-552.
- [Descour1996] M. R. Descour. “The throughput advantage in imaging Fouriertransform spectrometers”. *Proc. SPIE 2819, 285–290* (1996).
- [Fernandez2007] C Fernandez *et al.* “Longwave infrared (LWIR) coded aperture dispersive spectrometer”. *Optics Express* 15.9 (2007), págs. 5742-5753.
- [Ferrato2013] Lisa-Jen Ferrato y K. Wayne Forsythe. “Comparing Hyperspectral and Multispectral Imagery for Land Classification of the Lower Don River, Toronto”. *Journal of Geography and Geology* 5.1 (2013), págs. 92-107. arXiv: [arXiv:1011.1669v3](https://arxiv.org/abs/1011.1669v3).
- [Foody1994] G M Foody y D P Cox. “Sub-pixel land cover composition estimation using a linear mixture model and fuzzy membership functions”. *International Journal of Remote Sensing* 15.3 (1994), págs. 619-631.

- [Gao2014] L Gao *et al.* “Single-shot compressed ultrafast photography at one hundred billion frames per second”. *Nature* 516.7529 (2014), págs. 74-77.
- [Gehm2008] M. E. Gehm *et al.* “High-throughput, multiplexed pushbroom hyperspectral microscopy”. *Optics Express* 16.15 (2008), págs. 11032-11043.
- [Geng2011] Jason Geng. “Structured-light 3D surface imaging: a tutorial”. *Advances in Optics and Photonics* 3 (2011), págs. 128-160.
- [Grecco2016] Hernán E. Grecco, Sarah Imtiaz y Eli Zamir. *Multiplexed imaging of intracellular protein networks*. 2016.
- [Green1988] A A Green *et al.* “A transformation for ordering multispectral data in term of image quality with implications for noise removal”. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 26.1 (1988), págs. 65-74.
- [Gruninger2004] John H. Gruninger, Anthony J. Ratkowski y Michael L. Hooke. “The sequential maximum angle convex cone (SMACC) endmember model”. *Algorithms and Technologies for Multispectral, Hyperspectral, and Ultraspectral Imagery X, Proc. SPIE* 5425.April (2004), págs. 1-14.
- [Grusche2014] Sascha Grusche. “Basic slit spectroscope reveals three-dimensional scenes through diagonal slices of hyperspectral cubes.” *Applied optics* 53.20 (2014), págs. 4594-603.
- [Gupta2008] N Gupta. “Hyperspectral imager development at Army Research Laboratory”. *Proc. SPIE* 6940, 69401P (2008).
- [Hagen2013] Nathan Hagen y Michael W Kudenov. “Review of snapshot spectral imaging technologies”. *Optical Engineering* 52.9 (2013), pág. 090901.
- [Harvey2004] Andrew Harvey y David Fletcher-Holmes. “Birefringent Fourier-transform imaging spectrometer.” *Optics express* 12.22 (2004), págs. 5368-5374.
- [Hecht2001] Eugene Hecht. *Optics 4th edition*. 2001.
- [Hogg2008] David W. Hogg y Dustin Lang. “Astronomical imaging: The theory of everything”. *AIP Conference Proceedings*. Vol. 1082. 2008, págs. 331-338. arXiv: 0810.3851.
- [Kay1993] Steven M. Kay. *Fundamentals of Statistical Signal Processing: Estimation Theory*. 1993.
- [Keshava2003] Nirmal Keshava. “A Survey of Spectral Unmixing Algorithms”. *Lincoln Laboratory Journal* 14.1 (2003), págs. 55-78.

- [Krishnan2009] Dilip Krishnan y Rob Fergus. “Dark flash photography”. *ACM Transactions on Graphics* 28.3 (2009), pág. 1.
- [Lawson1974] Charles L. Lawson y Richard J. Hanson. *Solving Least Squares Problems*. Vol. 53. 9. 1974, págs. 1689-1699. arXiv: [arXiv: 1011.1669v3](https://arxiv.org/abs/1011.1669v3).
- [Lee1990] James B. Lee, A. Stephen Woodyatt y Mark Berman. “Enhancement of High Spectral Resolution Remote-Sensing Data by a Noise-Adjusted Principal Components Transform”. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 28.3 (1990), págs. 295-304.
- [Li2008] Jun Li y José M. Bioucas-Dias. “Minimum volume simplex analysis: A fast algorithm to unmix hyperspectral data”. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*. Vol. 3. 1. 2008.
- [Lu2014] Guolan Lu y Baowei Fei. “Medical hyperspectral imaging: a review.” *Journal of biomedical optics* 19.1 (2014), pág. 10901.
- [Lundberg2001] Kent H. Lundberg. “Noise Sources in CMOS Image Sensors”. *Hewlett-Packard Components Group Imaging Products Operations* (2001).
- [Nascimento2005] José M P Nascimento y José M Bioucas Dias. “Vertex component analysis: A fast algorithm to unmix hyperspectral data”. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 43.4 (2005), págs. 898-910.
- [Neville1999] Ra Neville y K Staenz. “Automatic endmember extraction from hyperspectral data for mineral exploration”. *Proc. 21st ... June* (1999), págs. 21-24.
- [Poger2001] S. Poger y E. Angelopoulou. “Selecting components for building multispectral sensors”. *IEEE CVPR Technical Sketches* (2001).
- [Potter1972] A. E. Potter. “Multispectral imaging system”. *U.S. Patent No.3702735* (1972).
- [Sekar2003] Rajesh Babu Sekar y Ammasi Periasamy. *Fluorescence resonance energy transfer (FRET) microscopy imaging of live cell protein localizations*. 2003.
- [Smith2011] Carolyn L. Smith. “Basic confocal microscopy”. *Current Protocols in Neuroscience SUPPL.* 56 (2011). arXiv: [arXiv : 1011.1669v3](https://arxiv.org/abs/1011.1669v3).

- [Stocker1997] Alan D Stocker y Alan P Schaum. “Application of stochastic mixing models to hyperspectral detection problems”. *Proc. SPIE* 3071 (1997), págs. 47-60.
- [Strang1988] Gilbert Strang. *Linear Algebra and Its Applications*. 1988. arXiv: 0712.0689.
- [Tompkins1997] Stefanie Tompkins *et al.* “Optimization of endmembers for spectral mixture analysis”. *Remote Sensing of Environment* 59.3 (1997), págs. 472-489.
- [Winter1999] Michael E Winter. “N-FINDR: an algorithm for fast autonomous spectral end-member determination in hyperspectral data”. *SPIE's International Symposium on Optical Science, Engineering, and Instrumentation* 3753.July (1999), págs. 266-275.
- [Wu2008] C. Wu. “Sequential n-findr algorithms”. *Proc. SPIE* vol. 7086 (2008).
- [Yamaguchi1991] Takayuki Okamoto Ichirou Yamaguchi. “Simultaneous acquisition of spectral image information”. *Optics letters* 16.16 (1991), págs. 1277-1279.
- [Zimmermann2005] Timo Zimmermann. “Spectral imaging and linear unmixing in light microscopy”. *Advances in Biochemical Engineering/Biotechnology* 95 (2005), págs. 245-265.