
**DISEÑO DE APERTURAS CODIFICADAS ADAPTATIVAS EN
ESCALA DE GRISES PARA UNA ARQUITECTURA COMPRESIVA
MULTICAPTURA DE IMÁGENES ESPECTRALES**

NELSON EDUARDO DIAZ DIAZ

UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍAS FISICOMECÁNICAS
ESCUELA DE INGENIERÍA DE SISTEMAS E INFORMÁTICA
MAESTRÍA EN INGENIERÍA DE SISTEMAS
BUCARAMANGA

2015

**DISEÑO DE APERTURAS CODIFICADAS ADAPTATIVAS EN
ESCALA DE GRISES PARA UNA ARQUITECTURA COMPRESIVA
MULTICAPTURA DE IMÁGENES ESPECTRALES**

NELSON EDUARDO DIAZ DIAZ

Trabajo de investigación para optar por el título de:
Magíster en Ingeniería de Sistemas e Informática

Director:

HENRY ARGUELLO FUENTES, *PhD*.

Codirector:

HOOVER FABIAN RUEDA, *PhD (c)*

UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍAS FÍSICOMECÁNICAS
ESCUELA DE INGENIERÍA DE SISTEMAS E INFORMÁTICA
MAESTRÍA EN INGENIERÍA DE SISTEMAS
BUCARAMANGA

2015

Dedicatoria

Dedico mi trabajo de investigación,
a mis padres,
a mis hermanos,
A todos ellos gracias por su apoyo incondicional.

Reconocimientos

Agradezco al grupo HDSP por brindar el soporte científico y los equipos necesarios para el desarrollo del presente trabajo de investigación. En especial, a su director el profesor Henry Arguello Fuentes por formarme como maestro y como persona.

A la Universidad Industrial de Santander mi casa de estudios. Y en particular, a la Vicerrectoría de Investigación y Extensión por el apoyo en el proyecto No. 1802, detección y clasificación en imágenes espectrales obtenidas a través de un sistema de adquisición compresivo con un detector de un sólo píxel.

Tabla de contenido

INTRODUCCIÓN	15
1 IMÁGENES MULTISPECTRALES E IMÁGENES ESPECTRALES COMPRIMIDAS	18
1.1 IMÁGENES MULTIESPECTRALES.	18
1.2 IMÁGENES ESPECTRALES COMPRIMIDAS.	19
2 TEORÍA DE MUESTREO COMPRESIVO	22
2.1 MUESTREO COMPRESIVO	22
2.2 ESCASEZ (<i>SPARSITY</i>)	22
2.3 INCOHERENCIA	23
2.4 ALGORITMOS DE RECONSTRUCCIÓN	24
3 EL SISTEMA DE ADQUISICIÓN DE IMÁGENES ESPECTRALES BASADO EN UNA APERTURA CODIFICADA DE ÚNICA CAPTACIÓN.	25
3.1 MODELO DISCRETO DEL CASSI CON APERTURAS CODIFICADAS BINARIAS	25
3.2 MODELO DISCRETO DEL CASSI CON APERTURAS CODIFICADAS EN ESCALA DE GRISES.	27
3.3 Estimación adaptativa de aperturas codificadas en escala de grises	27
3.4 PROCESO DE RECONSTRUCCIÓN	30
4 SATURACIÓN, SISTEMA MÚLTICAPTACIÓN Y EL DISEÑO DEL SISTEMA ADAPTATIVO.	31
4.1 APERTURAS CODIFICAS BINARIAS	31
4.2 ARREGLO DIGITAL DE MICROESPEJOS	31
4.3 APERTURAS CODIFICADAS EN ESCALA DE GRISES	32
4.4 SATURACIÓN	32

4.5	EL SISTEMA DE ADQUISICIÓN DE IMÁGENES ESPECTRALES BASADO EN UNA APERTURA CODIFICADA DE MULTICAPTACIÓN.	35
4.6	SISTEMA ADAPTATIVO	36
4.7	PARÁMETROS DE DISEÑO	36
5	SIMULACIONES Y RESULTADOS	39
5.1	BASE DE DATOS UTILIZADA	39
5.2	PARÁMETROS SELECCIONADOS.	39
5.3	CAPTACIONES COMPRIMIDAS.	40
5.4	ANÁLISIS DE RUIDO	41
5.5	ANÁLISIS DE LA CALIDAD DE LA RECONSTRUCCIÓN CON RESPECTO AL NÚMERO DE CAPTACIONES	42
5.6	ANÁLISIS DE LA CALIDAD DE LA RECONSTRUCCIÓN CON RESPECTO AL PORCENTAJE DE SATURACIÓN	42
5.7	COMPARACIÓN DE FIRMAS ESPECTRALES RECONSTRUIDAS	45
5.8	RECONSTRUCCIÓN DE CUBO DE DATOS SINTÉTICOS CON APERTURAS CODIFICADAS DISEÑADAS	45
6	CONTRIBUCIONES Y TRABAJO FUTURO	49
6.1	CONTRIBUCIONES	49
6.2	TRABAJO FUTURO	50
7	CONCLUSIONES	51
7.1	CONCLUSIONES	51
	REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.	52
	BIBILIGRAFÍA	54

Índice de figuras

1.1	Imagen en RGB, original y multispectral.	5
1.2	Los componentes ópticos básicos del CASSI son el código de apertura, el elemento dispersivo y el arreglo de detectores.	7
1.3	Dispositivo modulador de luz. La imagen de la derecha compara el tamaño de la pata de una hormiga con respecto a los minúsculos microespejos de un DMD.	8
2.1	Una representación gráfica de un sistema subdeterminado $\mathbf{y} = \Phi\mathbf{x}$, donde la señal original corresponde a \mathbf{x} , la matriz de muestreo es Φ y las medidas están indicadas como \mathbf{y}	10
2.2	La señal original se puede representar como la combinación lineal $\mathbf{x} = \Psi\boldsymbol{\theta}$	10
3.1	Sistema CASSI con apertura codificada binaria, donde f es la distancia focal.	14
3.2	Apertura codificada binaria aleatoria con dos niveles únicos de transmitancia 0 (negro) y 1 (blanco). Apertura codificada aleatoria en escala de grises con valores de intensidad de gris en el intervalo $[0, 1]$	16
3.3	Sistema CASSI con apertura codificada en escala de grises, f corresponde a la distancia focal.	16
3.4	Arquitectura CASSI con un sistema adaptativo que actualiza las apertura codificada en escala de grises entre captaciones, f es la distancia focal.	17
4.1	Dos microespejos con ángulos de inclinación de +10 grados y -10 grados.	20
4.2	Representación de una apertura codificada en escala de grises donde tres pixeles son representados con diferente ciclo de trabajo, 25%, 50% y 75%. Entre más alto el ciclo de trabajo, la transmitancia del píxel es más alta.	21
4.3	Esquema simplificado 2D de muestreo en la arquitectura CASSI, donde se evidencia la responsabilidad de los elementos de la apertura codificada en la saturación del detector.	22

4.4	Esquema del flujo de datos en GCA-CASSI. La q^{esima} rebanada del cubo de datos con seis componentes espectrales se codifica por la q^{esima} fila de la GCA y se dispersa por el prisma. El sensor capta la intensidad \bar{y} integrando el código de luz en el FPA.	22
4.5	Esquema simplificado 2D en la arquitectura CASSI, donde se evidencia la responsabilidad de los elementos de la apertura codificada en la saturación del detector.	23
4.6	Arquitectura CASSI con multicaptación, en cada captación se varía la apertura codificada.	24
4.7	Arquitectura CASSI con multicaptación, a partir previas medidas compresas se calcula la nueva apertura codificada.	25
4.8	Diagrama de un sistema adaptativo de aperturas codificadas en escala de grises para el CASSI, en el cual se emplea una computadora que en tiempo real calcula la atenuación para los pixeles saturados y genera la nueva apertura codificada que será utilizada en la siguiente captura. f es la distancia focal.	25
5.1	Cubo de datos sintético	28
5.2	Comparación entre aperturas codificadas binarias y en escala de grises con respecto a las medidas comprimidas para cuatro captaciones diferentes.	29
5.3	Calidad de la reconstrucción con respecto al porcentaje de saturación	31
5.4	Comparación entre reconstrucciones empleando aperturas codificadas binarias y aperturas codificadas adaptativas en escala de grises con respecto al número de captaciones. Saturación del 10% y ruido con $SNR = 10$ dB. Las simulaciones han sido realizadas para $k = 1, k = 3, k = 6, k = 8$. En la primera fila se muestra reconstrucciones empleando aperturas binarias, sin adicionar ruido en las medidas. En la segunda fila se muestran reconstrucciones empleando aperturas codificadas en binarias y adicionando ruido en las medidas. En la tercera fila se muestran reconstrucciones empleando aperturas codificadas en escala de grises, sin adicionar ruido en las medidas. En la cuarta fila se muestran reconstrucciones empleando aperturas codificadas en escala de grises y adicionando ruido.	32
5.5	Calidad de la reconstrucción con respecto al porcentaje de saturación. Se comparan las aperturas binarias y en escala de grises adaptativas, para diferentes número de captaciones $k = 4, k = 8, k = 12, k = 16$. Para cada valor de captación se observó la calidad de la reconstrucción para los dos tipos de apertura. Obteniendo mejores resultados la apertura codificada en escala de grises.	33

5.6	Comparación entre reconstrucciones usando aperturas codificada binarias y en escala de grises, para cada tipo de apertura fue realizada simulación empleando ruido de $SNR = 10$ dB. Los porcentajes de saturación varían de 0%, 3%, 6%, 10%. La primera fila muestra reconstrucciones usando aperturas codificadas binarias, sin adicionar ruido. La segunda fila muestra reconstrucciones usando aperturas codificadas binarias, adicionando ruido. La tercera fila muestra reconstrucciones utilizando aperturas codificadas en escala de grises adaptativas, sin adicionar ruido. La cuarta fila muestra reconstrucciones empleando aperturas codificadas en escala de grises adaptativas generadas a partir de medidas con ruido. Se observa que en presencia de saturación las aperturas codificadas binarias son superadas por las aperturas codificadas en escala de grises adaptativas.	34
5.7	Para dos puntos se observan las firmas espectrales obtenidas usando BCA y GCA, para ambos puntos se hicieron pruebas con y sin ruido. Las aperturas codificadas producen firmas no tan aproximadas a la firmas espectrales del cubo de datos original, en comparación con las firmas espectrales que producen las aperturas codificadas es escala de grises.	35
5.8	Comparación entre la imagen original, la reconstrucción usando apertura codificada binaria y la reconstrucción usando apertura codificada en escala de grises en términos de calidad de la reconstrucción.	36

Índice de tablas

5.1	Ancho de banda espectral y longitud de onda central	28
-----	---	----

Resumen

TÍTULO: DISEÑO DE APERTURAS CODIFICADAS ADAPTATIVAS EN ESCALA DE GRISES PARA UNA ARQUITECTURA COMPRESIVA MULTICAPTURA DE IMÁGENES ESPECTRALES¹

AUTOR: NELSON EDUARDO DIAZ DIAZ²

PALABRAS CLAVE: Procesamiento compresivo de imágenes multispectrales comprimidas, saturación, rango dinámico, código de apertura en escala de grises.

Las Imágenes Multiespectrales (IM) constituyen una importante área de investigación en agricultura, sensado remoto y medicina. Las arquitecturas convencionales de muestreo de IM captan todo el cubo de datos. En contraste, la arquitectura para el sensado de IM de manera compresiva (CASSI) miden proyecciones compresivas de una escena, las cuales son la entrada de los algoritmos de reconstrucción, los cuales recuperan el cubo de datos subyacente. El elemento clave de las arquitecturas para el muestreo de IM son las aperturas codificadas, las cuales se diseñan para mejorar la calidad de las imágenes reconstruidas. Las aperturas codificadas modulan la luz que ingresa al sistema, la cual es descompuesta por el elemento dispersivo y finalmente se obtienen las medidas comprimidas cuando la luz entrante incide en el arreglo de detectores codificando así el cubo de datos. Sin embargo, el rango dinámico en el arreglo de detectores es limitado, lo que provoca la saturación. En particular, la saturación es un problema crítico en las arquitecturas de muestreo compresivo de IM porque las medidas producen errores no acotados. Los errores reducen la calidad de la reconstrucción. De acuerdo, al estado del arte en arquitecturas compresivas de IM, el problema de saturación en el arreglo de detectores no ha sido abordado aún. En este trabajo de investigación se propone el diseño y el uso de las aperturas codificadas adaptativas en escala de grises para el muestreo compresivo de IM. Específicamente, un filtro adaptativo cuantifica las entradas saturadas del arreglo de detectores creando una matriz de pesos. La matriz de pesos se utiliza para atenuar la apertura codificada reduciendo la transmitancia en las entradas de la apertura codificada. Las simulaciones realizadas muestran mejoras en la calidad de la imagen reconstruida obtenida mediante el método propuesto en hasta 11 dB en PSNR comparado con las aperturas codificadas binarias, comúnmente utilizadas.

¹Trabajo de Investigación

²Facultad de Ingenierías Fisicomecánicas. Escuela de Ingeniería de Sistemas e Informática. Director, Henry Arguello Fuentes.

Abstract

TITLE: GRAYSCALE ADAPTIVE CODED APERTURE DESIGN FOR COMPRESSIVE SPECTRAL MULTISHOT ARCHITECTURE.¹

AUTHOR: NELSON EDUARDO DIAZ DIAZ²

KEYWORDS: Compressive spectral imaging, saturation, dynamic range, grayscale coded aperture.

Imaging spectroscopy is an important research area with applications in agriculture, remote sensing and medicine. The conventional, spectral imaging sensing architectures capture the whole data cube in the sensing step by scanning the area of interest. In contrast, compressive spectral imaging (CASSI) collects compressive projections of the scene, which are the input for image reconstruction algorithms that recover the underlying datacube. The key elements of the compressive spectral imaging architecture are the coded apertures which can be designed in order to improve the quality of reconstructed images. The coded apertures modulate the incoming light, which is dispersed by the dispersive element and finally the compressive measurements are attained when the light impinges in the FPA (Focal Plane Array), coding the datacube in one snapshot. However, the dynamic range in the FPA is limited, yielding saturation. In particular, saturation is a critical problem in the compressive spectral imaging architectures because saturated measurements drive to unbounded errors. The errors reduce the quality of image reconstruction. According to the state of art literature in compressive spectral architectures, saturation has not been addressed yet. In this research work, it is proposed a grayscale adaptive coded aperture for compressive spectral imaging. More specific, an adaptive filter is designed to attenuate the saturation on the sensor between each snapshot. The adaptive filter quantify the FPA saturated entries, then creating a weighted matrix. The weighted matrix attenuates the coded aperture reducing the transmittance in each of the coded aperture entries. Simulation shows improvement in the quality of image reconstruction of the proposed method over the binary coded aperture in up to 11 dB in terms of the peak signal to noise ratio (PSNR).

¹Research Work

²School of Physical-Mechanical Engineering. Department of Systems Engineering and Informatics. Advisor, Henry Arguello Fuentes.

INTRODUCCIÓN

Las imágenes multiespectrales son imágenes en tres dimensiones, de las cuales dos son espaciales y una es espectral. Los sistemas tradicionales que captan imágenes multiespectrales se pueden agrupar en tres categorías: Escáner de barrido por píxel (*Whiskbroom* por su nombre en inglés), escáner de barrido por línea (*Pushbroom* por su nombre en inglés) y cámaras con filtros [14]. El escáner de barrido por píxel utiliza un detector con forma de arreglo para captar una sola columna del cubo de datos. Por tanto, este tipo de escáner requiere realizar un barrido a través de las dos dimensiones espaciales para obtener todo el cubo de datos. Por su parte, el escáner de barrido en línea usa un arreglo 2D de detectores que capta rebanadas verticales del cubo de datos y sólo requiere escanear una dimensión espacial para completar el cubo de datos. Por último, para realizar un escaneo espectral se incluye una rueda de filtros o filtro espectral ajustable en frente de la cámara. La cámara con filtros capta rebanadas horizontales del cubo de datos. Este dispositivo escanea a lo largo de la dimensión espectral para completar el cubo de datos. Todas estas arquitecturas requieren largos tiempo de adquisición y son costosas, además, en el caso de la cámara con filtro ajustable el número de bandas depende de la cantidad de filtros disponibles.

Las imágenes multiespectrales tienen diferentes aplicaciones [15],[20]. En agricultura, por ejemplo, son empleadas para determinar firmas espectrales que permiten calcular índices de vegetación sana y vegetación estresada [19], [22] así como para el monitoreo de la condición vegetal en función de los tratamiento de fertilización aplicados al cultivo [11]. En geología, permiten conocer el porcentaje de cierto mineral en una zona [12]. No obstante, las imágenes multiespectrales demandan altos costos de adquisición, procesamiento, transmisión y almacenamiento. Por ejemplo, si el almacenamiento temporal se satura en teledetección, un satélite con sensores de alta resolución espectral y espacial puede requerir más tiempo para realizar la transmisión de la información que para realizar su adquisición, provocando grandes inconvenientes en su transmisión, si el almacenamiento temporal se satura.

Como alternativa a los sistemas de adquisición de imágenes multiespectrales tradicionales, ha surgido el muestreo compresivo de imágenes multiespectrales el cual tiene su fundamento matemático en la teoría de muestreo compresivo *Compressive Sensing* [5], [6], [8], [9], [23]. Esta técnica se basa en que una señal es captada mediante sus proyecciones codificadas de la misma, utilizando un número reducido de datos en la adquisición. A partir de las proyecciones compresivas, se emplean algoritmos de reconstrucción los cuales recuperan la señal original. Esta técnica ha significado un cambio en los sistemas de adquisición de señales, debido a que los procesos de muestreo y compresión se realizan de manera simultánea, reduciendo así el número de muestras requeridas con respecto al criterio de Shannon-Nyquist [5], [6], [8], [9], [23]. El muestreo compresivo se utiliza para captar datos en grandes dimensiones, como en el caso de las imágenes multiespectrales. Uno de los sistemas de muestreo compresivo de imágenes espectrales es el sistema Adquisición de Imágenes

Espectrales Basado en una Apertura Codificada de Única Captura, de aquí en adelante, CASSI (*Coded Aperture Snapshot Spectral Imaging*) [1], [3], [2], [25], [24] se ha propuesto recientemente. Esta arquitectura implementa la técnica de muestreo compresivo para imágenes multispectrales, reduciendo el número de muestras captadas durante la adquisición.

En el CASSI cuando la luz que incide en el sensor o FPA *Focal Plane Array*, supera el rango de sensibilidad de luminancia o rango dinámico del FPA, se producen errores en las medidas, las cuales afectan la reconstrucción del cubo de datos multispectrales. Concretamente, el sensor FPA puede ser un CCD (*charge coupled device*)³ o CMOS (*complementary metal oxide semiconductor*)⁴ usado en el CASSI está compuesto por millones de pequeñas cavidades, (*photosites*), denominados de aquí en adelante receptores. Estos receptores, se emplean para captar la escena. Cuando empieza la exposición, los receptores se destapan y almacenan energía electromagnética. Una vez, la exposición termina el sistema cierra los receptores y evalúa cuanta energía electromagnética fue almacenada. La cantidad relativa de energía electromagnética en cada cavidad es evaluada y ordenada de acuerdo a niveles de intensidad, cuya precisión está determinada por los bits de profundidad (0-255 para una imagen de 8 bits). Los receptores pueden entenderse como baldes, los cuales almacenan energía electromagnética como si fuera agua. Por tanto, si el balde se llena, se desborda. Un receptor, desbordado se denomina receptor saturado y es incapaz de medir la energía electromagnética adicional que entra. El tamaño del receptor y la forma en como mide su contenido determina el rango dinámico del FPA. El rango dinámico describe la tasa entre la máxima y la mínima luz medible (blanco y negro, respectivamente).

En el caso del sistema CASSI se utilizan aperturas codificadas para modular el espectro de entrada al FPA (CCD o CMOS). Estas aperturas son matrices de unos y ceros, las cuales permiten a la luz ser captada por el sistema (1s) o bloqueada (0s). Una forma de implementar aperturas codificadas es usar un arreglo digital de micro-espejos DMD (*Digital Micromirror Device*) [2], [3], [4], [24], [25]. La ventaja de utilizar un arreglo digital de micro-espejos es que permite cambiar rápidamente el patrón de unos y ceros de la apertura codificada, al punto que se pueden llegar a generar valores decimales en el rango [0-1], a los cuales se les denomina como valores en escala de grises. Específicamente, las aperturas codificadas en escala de grises (GCA) se obtienen mediante la técnica de modulación por ancho de pulso, al variar el tiempo de conmutación de los micro-espejos [7]. La ventaja de utilizar aperturas codificadas en escala de grises frente a aperturas codificadas binarias, es que las primeras permiten controlar el rango dinámico de las medidas a captar regulando la intensidad de la luz que incide en el sensor, y de esta manera reducir la saturación en el FPA. Adicionalmente, un sistema que se adapte a los cambios de la escena puede reducir el efecto de la saturación en el FPA, es decir, es posible calcular los sectores del sensor con saturación a partir de las medidas captadas con anterioridad, y así modificar la configuración de la apertura codificada en escala de grises a utilizar en la siguiente captación. Este proceso de aprendizaje y adaptación de la apertura codificada a los cambios de la escena, recibe el nombre de sistema adaptativo. En el presente trabajo se obtienen imágenes compresivas multispectrales con alto rango dinámico en el sentido que la cantidad de espectro que ingresa al sistema es modulado mediante aperturas codificadas en escala de grises y un sistema adaptativo, este último calcula la siguiente apertura codificada a partir de aperturas anteriores, las cuales reducen la saturación en las mediciones.

³CCD: es un tipo de sensor para captar imágenes

⁴CMOS: es un tipo de FPA para captar imágenes

Este trabajo se encuentra organizado en cinco capítulos y conclusiones. En el primer capítulo se presentan conceptos básicos sobre imágenes espectrales e imágenes espectrales comprimidas. En el segundo capítulo se introducen los conceptos básicos de muestreo compresivo. El tercer capítulo presenta el sistema de adquisición de imágenes espectrales basado en una apertura codificada de única y múltiple captación. En el cuarto capítulo se presenta el diseño del sistema adaptativo y las aperturas codificadas en escala de grises. El quinto capítulo muestra los resultados de las simulaciones realizadas, así como también los resultados más importantes. Finalmente, el presente trabajo de investigación culmina con las conclusiones derivadas del proceso de simulación.

Capítulo 1

IMÁGENES MULTISPECTRALES E IMÁGENES ESPECTRALES COMPRIMIDAS

1.1 IMÁGENES MULTIESPECTRALES.

Los sensores multispectrales son dispositivos ópticos que captan imágenes en diferentes longitudes de onda del espectro electromagnético. Estos sensores forman una imagen 2D por cada banda de longitudes de onda, produciendo lo que se conoce como imagen digital multispectral de la escena. Estas imágenes se combinan para formar un cubo de datos tridimensional $f(x, y, \lambda)$, donde x e y representan las dos dimensiones espaciales y λ representa la dimensión espectral. Las imágenes multispectrales se diferencian de las imágenes tradicionales en RGB por el número de bandas espectrales. La figura 1.1 muestra, para una escena, su correspondiente representación en RGB y en forma de cubo de datos multispectral.

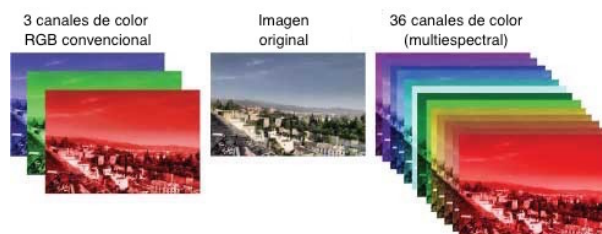


Fig. 1.1 Imagen en RGB, original y multispectral.

Las imágenes multispectrales tienen importantes aplicaciones en sensado remoto [13], [15], [20] y en medicina [18]. En sensado remoto, las imágenes multispectrales surgen

con el objetivo de identificar los minerales en el suelo [12] y los nutrientes en cultivos en los campos [11]. En medicina, para el diagnóstico de enfermedades y su uso en cirugía guiada. En ocasiones, esta información es precisa a nivel espectral, sin embargo, restringida a nivel espacial debido a la variedad de métodos de adquisición. Tradicionalmente, las imágenes multiespectrales se adquieren usando sistemas que descomponen una línea espacial de las imágenes en sus componentes espectrales [21]. La intensidad de estas componentes espectrales se adquiere con un arreglo de sensores debidamente posicionados para tal fin. Estos sistemas realizan un proceso de escaneo sobre todas las líneas espaciales de la imagen, así muestrean el cubo de datos. Para mejorar el rendimiento de estos sensores a menudo se requiere un aumento en la resolución espacial, y posiblemente, del número de bandas espectrales. Como consecuencia se requieren, largos tiempos de adquisición para obtener el cubo de datos, los cuales son almacenados y procesados en múltiples aplicaciones. Por lo tanto, el uso de datos multiespectrales implica altos costos de adquisición, procesamiento, transmisión y almacenamiento.

1.2 IMÁGENES ESPECTRALES COMPRIMIDAS.

Una arquitectura novedosa que permite captar el cubo de datos multiespectral de forma más adecuada, es el sistema de adquisición de imágenes espectrales basado en una apertura codificada de única captación CASSI (*Coded Aperture Snapshot Spectral Imaging*) [2], [3], [25], [24]. La arquitectura CASSI muestrea una escena espacio-espectral tridimensional mediante el uso de un pequeño conjunto de proyecciones bidimensionales (2D), las cuales requieren menores recursos, implicando menores costos [26]. La arquitectura óptica CASSI, se muestra en la figura 1.2, la cual está compuesta por cinco elementos: un lente objetivo usado para formar la imagen de la escena en el plano imagen del código de apertura, un código de apertura cuyas entradas bloquean o transmiten la luz de la escena a lo largo de todo el rango de longitudes de onda del espectro, y un lente de transmisión que da paso al campo de luz codificado hacia el siguiente elemento del sistema, el elemento dispersivo el cual descompone la luz antes de que incida en el último componente del sistema, el sensor FPA (*Focal Plane Array*). Por medio de un conjunto de medidas comprimidas, se usa la teoría de muestreo compresivo [5], [6], [8], [9], [23] para reconstruir el subyacente cubo de datos de tamaño $N \times N \times L$ a partir de solo $N(N + L - 1)$ medidas, donde N representa el número de píxeles en cada dimensión espacial y L representa el número de bandas de la dimensión espectral del cubo de datos. Para que la reconstrucción sea posible, una escena multiespectral debe poder representarse con pocos coeficientes en una base de representación, es decir, que la señal multiespectral debe ser dispersa (*sparse*) en cierto espacio vectorial. En

CASSI, la calidad de las imágenes reconstruidas depende del diseño de los códigos aperturas. Cuando la escena no es suficientemente dispersa, el sistema es severamente indeterminado, requiriendo muchas más mediciones para una mejor reconstrucción del cubo de datos. Por lo tanto, una sola captación del CASSI no proveerá suficiente información para reconstruir correctamente el cubo de datos. Una modificación reciente en CASSI permite el uso de múltiples captaciones, aumentando la calidad de las reconstrucciones [2], [3], [25], [24]. En esta modificación, cada captación utiliza un código de apertura diferente que permanece fijo durante el tiempo de integración. Cada captación agrega simultáneamente $N(N + L - 1)$ medidas compresivas. De ésta manera, el número total de medidas disponibles cuando se realizan K captaciones, es $KN(N + L - 1)$.

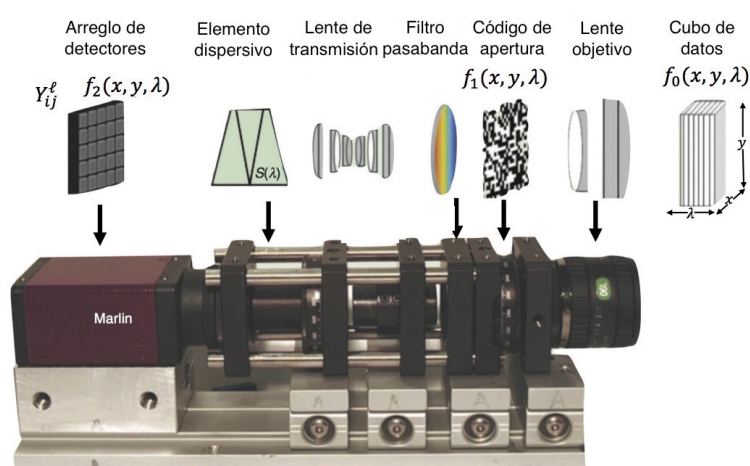


Fig. 1.2 Los componentes ópticos básicos del CASSI son el código de apertura, el elemento dispersivo y el arreglo de detectores.

Tradicionalmente, el sistema CASSI utiliza un sensor CCD que posee un rango dinámico propio. El rango dinámico se define como el rango de intensidades que se mide con el FPA. Los límites superior e inferior son denominados niveles de saturación. Por lo tanto, la saturación ocurre cuando los valores de medición exceden el rango dinámico del detector. El rango dinámico se describe como la relación entre las máximas y mínimas intensidades de luz medibles. La saturación en el detector ocurre cuando su respuesta se degrada en consecuencia a la elevada potencia óptica incidente. En CASSI cuando las medidas comprimidas superan el nivel de saturación, el sensor induce errores en las imágenes reconstruidas [17].

Con el fin de evitar saturación en el sensor, se utilizan códigos de apertura para atenuar la luz que entra en el sistema. Comúnmente, las aperturas codificadas se implementan utilizando sistemas piezo eléctricos [16], [27] o arreglos digitales de micro-espejos, DMD (DMD del

1.2 Imágenes espectrales comprimidas

inglés Digital Micromirror Device) [27]. El DMD se usa para variar la estructura de las aperturas codificadas en cada captación. El DMD, como se muestra en la figura 1.3, es un equipo óptico que contiene miles de espejos microscópicos ubicados en una matriz rectangular, que pueden ser girados $+10/ - 10$ grados, o equivalentemente, a un estado activado/desactivado. El estado activado refleja la luz en la dirección del sensor de captación, y el estado desactivado en otra dirección fuera de la ruta de muestreo, generando un píxel oscuro en el sensor de captación. De ésta manera, el DMD permite modular la intensidad lumínica, por medio de la programación de sus micro-espejos. Para modificar entre captaciones la apertura codificada de tal manera que la saturación se reduzca en el FPA, se contruyó un sistema adaptativo que permite configurar los micro-espejos atenuando los sectores del DMD responsables de saturación en el FPA.

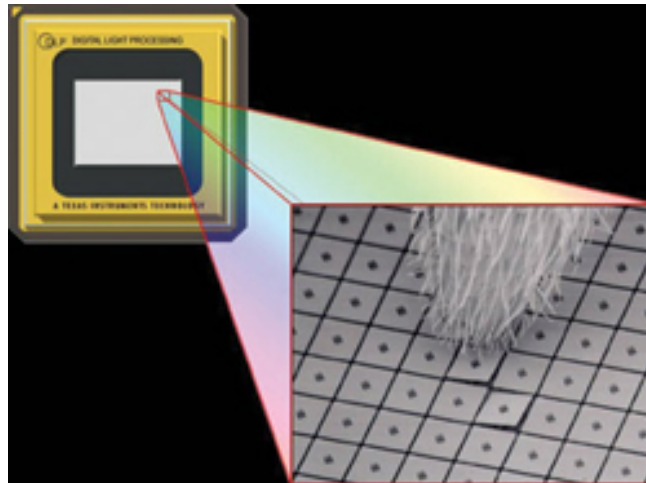


Fig. 1.3 Dispositivo modulador de luz. La imagen de la derecha compara el tamaño de la pata de una hormiga con respecto a los minúsculos microespejos de un DMD.

Capítulo 2

TEORÍA DE MUESTREO COMPRESIVO

2.1 MUESTREO COMPRESIVO

El método tradicional para muestrear señales es el denominado teorema de Nyquist-Shannon, este criterio dice que una señal debe ser muestreada a una tasa de dos veces su máxima frecuencia, con el fin de reconstruir adecuadamente la señal. En contraste, el muestreo compresivo (CS) [5, 6, 8, 9, 23], ha demostrado ser capaz de recuperar una señal a partir de un número de muestras mucho menor al sugerido por el criterio de Nyquist-Shannon. El éxito del muestreo compresivo se basa en tres requerimientos fundamentales: la representación escasa, la trayectoria de muestreo incoherente y un algoritmo de reconstrucción.

2.2 ESCASEZ (*SPARSITY*)

El muestreo compresivo es una teoría novedosa para el procesamiento de señales que permite muestrear una señal y reconstruirla eficientemente. Esto se logra encontrando la solución más escasa a un sistema subdeterminado de ecuaciones lineales. El CS permite medir señales a una tasa cercana a su tasa de información. La teoría del CS se fundamenta en la siguiente ecuación

$$\mathbf{y} = \Phi \mathbf{x}, \tag{2.1}$$

donde $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^N$ es la vectorización de la señal original, $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^M$ y $\Phi \in \mathbb{R}^{M \times N}$ es la matriz de muestreo con $M \ll N$. Si se considera la reconstrucción de \mathbf{x} a partir de \mathbf{y} , existen entonces infinitas soluciones para la ecuación 2.1, debido a que la dimensionalidad de \mathbf{y} es mucho

2.3 Incoherencia

menor que la de \mathbf{x} . En otras palabras, hay menos ecuaciones que incógnitas, haciendo que el problema esté mal condicionada. En la figura 2.1 se muestra una representación gráfica de la ecuación 2.1 que ilustra la idea básica de un sistema compresivo.

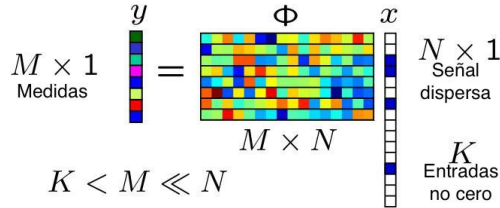


Fig. 2.1 Una representación gráfica de un sistema subdeterminado $\mathbf{y} = \Phi \mathbf{x}$, donde la señal original corresponde a \mathbf{x} , la matriz de muestreo es Φ y las medidas están indicadas como \mathbf{y}

Matemáticamente, una señal discreta en el tiempo $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ puede ser expresada como:

$$\mathbf{x} = \Psi \boldsymbol{\theta}, \quad (2.2)$$

donde $\boldsymbol{\theta}$ es la secuencia de coeficientes de \mathbf{x} , y la base Ψ es una matriz ortogonal de $N \times N$, como se muestra en la figura 2.2. Claramente \mathbf{x} y $\boldsymbol{\theta}$ son representaciones equivalentes de la misma señal, $\boldsymbol{\theta}$ en el dominio de Ψ . Si las señales tienen una representación escasa, \mathbf{x} es una combinación lineal de solo K vectores base, con $K \ll N$, luego K es el número de coeficientes menores que cero.

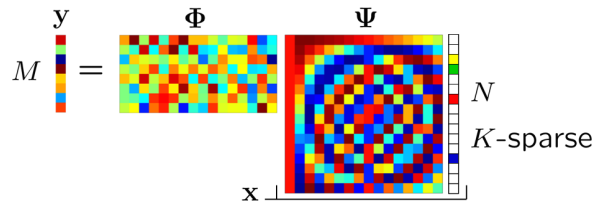


Fig. 2.2 La señal original se puede representar como la combinación lineal $\mathbf{x} = \Psi \boldsymbol{\theta}$.

2.3 INCOHERENCIA

De acuerdo con las ecuaciones 2.1 y 2.2 se tiene la siguiente ecuación $\mathbf{y} = \Phi \Psi \boldsymbol{\theta}$, donde $\mathbf{A} = \Phi \Psi$ es una matriz de tamaño $M \times N$. Dado que el sistema de ecuaciones es subdeterminado, hace imposible recuperar \mathbf{x} sin realizar ninguna suposición. Por fortuna, en muestreo compresivo es posible satisfacer que una matriz de muestreo Φ sea incoherente con la transformada de representación Ψ . La incoherencia significa que la señal de entrada puede ser reconstruida teniendo una representación en Ψ y no sea escasa en el dominio en el cual

fue adquirida. La incoherencia entre la matriz de medición Φ y la matriz de representación Ψ está dada por:

$$\begin{aligned}\mu(\Phi, \Psi) &= \sqrt{n} \max_{1 \leq k, j \leq n} |\langle \Phi_k, \Psi_j \rangle| \\ &= \sqrt{n} \max_{1 \leq k, j \leq n} |U_{k,j}|\end{aligned}\quad (2.3)$$

donde μ es usada para medir la correlación más grande entre dos vectores de Φ y Ψ . La coherencia aumenta cuando Φ y Ψ contiene vectores correlacionados. En la teoría de CS, la incoherencia puede ser lograda seleccionando Φ como una matriz aleatoria Gaussianiana. La máxima incoherencia resulta cuando $\mu(\Phi, \Psi) = 1$ para otros casos la incoherencia es $\mu(\Phi, \Psi) > 1$.

2.4 ALGORITMOS DE RECONSTRUCCIÓN

A partir de la información submuestreada se busca reconstruir la señal original. El enfoque clásico para resolver el problema inverso es empleando el método de mínimos cuadrados, es decir, minimizando la norma l_2 de la reconstrucción,

$$\hat{\mathbf{x}} = \operatorname{argmin} \quad \|\mathbf{x}^*\|_2 \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x}^*. \quad (2.4)$$

Existe una forma cerrada para resolver el sistema en 2.4 el cual está dado por $\mathbf{x} = \mathbf{A}^T(\mathbf{A}\mathbf{A}^T)^{-1}\mathbf{y}$, infortunadamente, cuando el vector \mathbf{x} que se busca es escasa con un número K de coeficientes diferentes de cero la minimización l_2 fallará porque no promueve la escasez. Basado en la teoría de muestreo compresivo una alternativa es buscar la solución más escasa,

$$\hat{\mathbf{x}} = \operatorname{argmin} \quad \|\mathbf{x}^*\|_0 \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x}^*. \quad (2.5)$$

Resolver la ecuación 2.5 es un problema numéricamente inestable y un problema NP-completo, que requiere una enumeración exhaustiva de todas las posibles combinaciones N y K para todas las posiciones con entradas diferentes de cero en \mathbf{x} . Minimizar l_1 es una relajación convexa de la norma l_0 y ha sido aplicada en la práctica, como,

$$\hat{\mathbf{x}} = \operatorname{argmin} \quad \|\mathbf{x}^*\|_1 \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x}^*. \quad (2.6)$$

Esta optimización selecciona una imagen con la mínima norma l_1 entre aquellas que satisfacen la restricción de consistencia, así la solución puede ser única.

Capítulo 3

EL SISTEMA DE ADQUISICIÓN DE IMÁGENES ESPECTRALES BASADO EN UNA APERTURA CODIFICADA DE ÚNICA CAPTACIÓN.

3.1 MODELO DISCRETO DEL CASSI CON APERTURAS CODIFICADAS BINARIAS

El sistema de muestreo compresivo CASSI de única captación, ilustrado en la figura 3.1 es una de las arquitecturas de este tipo más usadas en la adquisición compresada de imágenes hiperespectrales [2], [3], [4], [24], [25]. Su modelo matemático se describe en la ecuación (3.1), donde $T(x, y)$ modula la escena espacio-espectral $f_0(x, y, \lambda)$, (x, y) son las dimensiones espaciales y λ representa la dimensión espectral. El campo codificado resultante $f_1(x, y, \lambda)$, es modificado por el elemento dispersor resultando en:

$$f_2(x, y, \lambda) = \iint T(x', y') f_0(x', y', \lambda) \times h(x - x' - \alpha\lambda, y - y') dx' dy', \quad (3.1)$$

donde $T(x', y')$ representa la función de transmisión de la apertura codificada, $h(x - x' - \alpha\lambda, y - y')$ es la respuesta al impulso óptico del sistema y $\alpha\lambda$ es la dispersión inducida por el elemento dispersivo asumiendo dispersión lineal. Las medidas comprimidas son captadas cuando el campo $f_2(x, y, \lambda)$ se integra en el sensor. La densidad espectral en frente del detector está dada por $g(x, y) = \int_{\Lambda} f_2(x, y, \lambda) d\lambda$. Cuando la respuesta óptica al impulso del

3 El sistema de adquisición de imágenes espectrales basado en una apertura codificada de única captación.

sistema se asume como lineal e ideal, la resultante espectral densidad captada por el sensor es dada por:

$$g(x,y) = \int f_0(x + \alpha\lambda, y, \lambda)T(x + \alpha\lambda, y)d\lambda. \quad (3.2)$$

La apertura codificada $T(x,y)$ puede ser representada como un arreglo pixelado espacialmente. Asumiendo que el píxel de la apertura codificada tiene tamaño Δ_t y $t_{n',m'}$ representa un valor binario 0 (bloqueo) y 1 (desbloqueo), el código de apertura puede ser expresado como,

$$T(x,y) = \sum_{n',m'} t_{n',m'} \text{rect} \left(\frac{x}{\Delta_t} - m', \frac{y}{\Delta_t} - n' \right). \quad (3.3)$$

donde $\text{rect}[\cdot]$ es la función rectangular. Similarmente, la escena espacio–espectral se representa mediante $F_{n',m',k}$ tal que $n' \in \{0, \dots, N-1\}$ es el índice en x , $m' \in \{0, \dots, N-1\}$ es el índice en y , $k \in \{0, \dots, L-1\}$ es el índice en la longitud de onda λ . Las medidas compresivas en el detector pueden ser representadas como:

$$G_{n,m} = \sum_{k=0}^{L-1} F_{(n-k),m,k} T_{(n-k),m} + \omega_{n,m}, \quad (3.4)$$

donde $G_{n,m}$ es la intensidad en la $(n,m)^{\text{esimo}}$ posición del detector \mathbf{G} con dimensiones $(N+L-1) \times N$, e índices $n \in \{0, \dots, (N+L-1)\}$, $m \in \{0, \dots, N-1\}$, el cubo espectral \mathbf{F} tiene tamaño $N \times N \times L$, $(n-k)$ está definido entre $1 \leq (n-k) \leq N$, $T_{n,m}$ es la $(n,m)^{\text{esimo}}$ valor en el modulador espacial y ω representa el ruido del sistema.

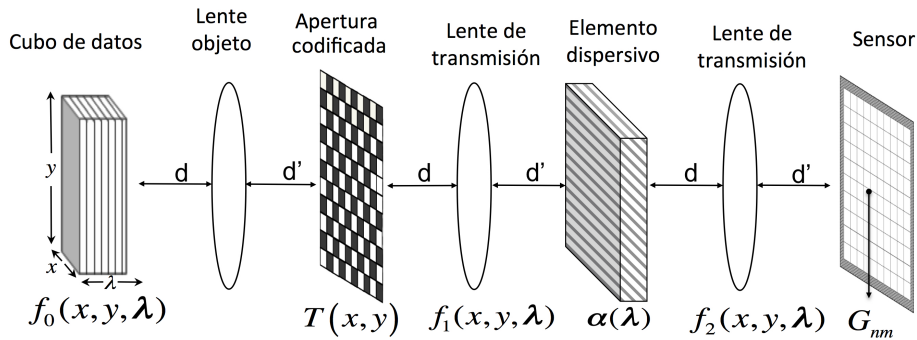


Fig. 3.1 Sistema CASSI con apertura codificada binaria, donde d y d' son las distancias al plano imagen.

3.2 MODELO DISCRETO DEL CASSI CON APERTURAS CODIFICADAS EN ESCALA DE GRISES.

En esta investigación se reemplazaron las tradicionales aperturas codificadas binarias mostradas en la figura 3.2a por aperturas codificadas en escala de grises, como las mostradas en la figura 3.2b, las cuales modulan la luz a lo largo de las coordenadas espaciales. Esta modificación en la arquitectura CASSI se realiza no solo para mejorar la calidad de la reconstrucción, sino también para combinar el nivel de detalle de modulación espacial de la luz, con la capacidad de identificar en el sensor las medidas saturadas y así reducir el número de píxeles saturados en la siguiente captación. La codificación del sistema la realiza la apertura codificada en escala de grises representada por $\hat{T}(n, m)$ la cual codifica la fuente espacio-espectral $f_0(x, y, \lambda)$, resultando el campo codificado $f_1(x, y, \lambda)$. Este campo codificado difiere del que se obtiene utilizando la apertura codificada binaria, en que la apertura codificada en escala de grises atenúa las longitudes de onda, en lugar de bloquear o dejar pasar completamente el espectro en una posición espacial específica (n, m) . Las entradas de la apertura codificada en escala de grises pueden representarse como $\hat{T}(n, m)$, las cuales varían en el rango de $\{0, \dots, l - 1\}$, siendo l el número de niveles de grises del modulador espacial. De esta forma la ecuación 3.4 puede ser reescrita como,

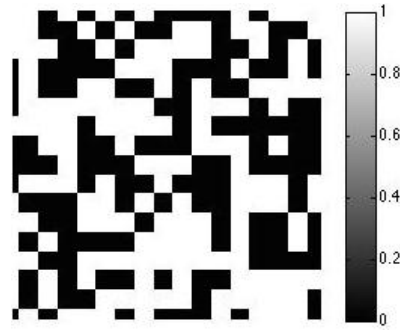
$$G_{n,m} = \sum_{k=0}^{L-1} F_{(n-k),m,k} \hat{T}_{(n-k),m} + \omega_{n,m}. \quad (3.5)$$

La figura 3.3 muestra el esquema de la arquitectura CASSI usando aperturas codificadas en escala de grises

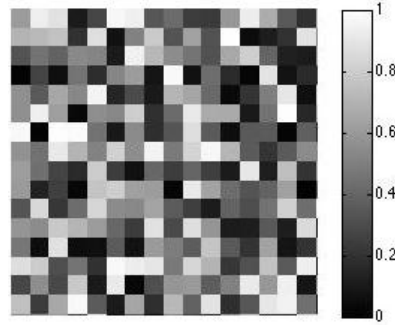
3.3 Estimación adaptativa de aperturas codificadas en escala de grises

Con el fin de reducir la saturación en el sensor a partir de las medidas comprimidas, se diseñó un filtro adaptativo. Dicho filtro penaliza adaptativamente las entradas del código de apertura, de tal manera que la imagen de entrada es atenuada antes de ser integrada por el detector, (ver figura 3.4). En consecuencia, estos códigos de apertura no mostrarán valores binarios. Formalmente, sea \mathbf{V}^i una matriz de pesos cuyas entradas $V_{n,m}^i$ miden cuantas veces una entrada del código de apertura afecta un píxel saturado en el sensor. En particular las entradas de \mathbf{V}^i pueden ser escritas como:

3 El sistema de adquisición de imágenes espectrales basado en una apertura codificada de única captación.



(a) Apertura codificada binaria.



(b) Apertura codificada en escala de grises.

Fig. 3.2 Apertura codificada binaria aleatoria con dos niveles únicos de transmitancia 0 (negro) y 1 (blanco). Apertura codificada aleatoria en escala de grises con valores de intensidad de gris en el intervalo $[0, 1]$.

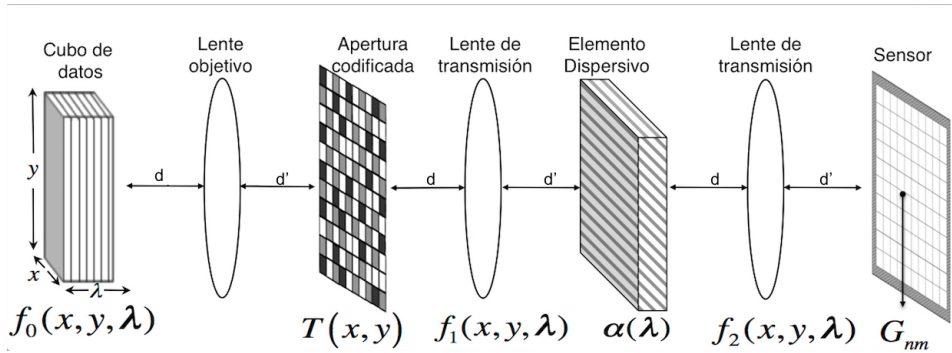


Fig. 3.3 Sistema CASSI con apertura codificada en escala de grises, d y d' corresponde a las distancias al plano imagen

$$V_{n,m}^i = \sum_{\ell=n-(L-1)}^n u[G_{\ell,m}^i - s] + 1, \quad (3.6)$$

donde $u[\cdot]$ es la función escalón unitario, $G_{\ell,m}^i$ es el (ℓ, m) ^{esimo} píxel de la i ^{esima} medidas captada, $s = 2^b - 1$ representa el nivel de saturación del sensor, el cual depende del número de

3.4 Proceso de reconstrucción

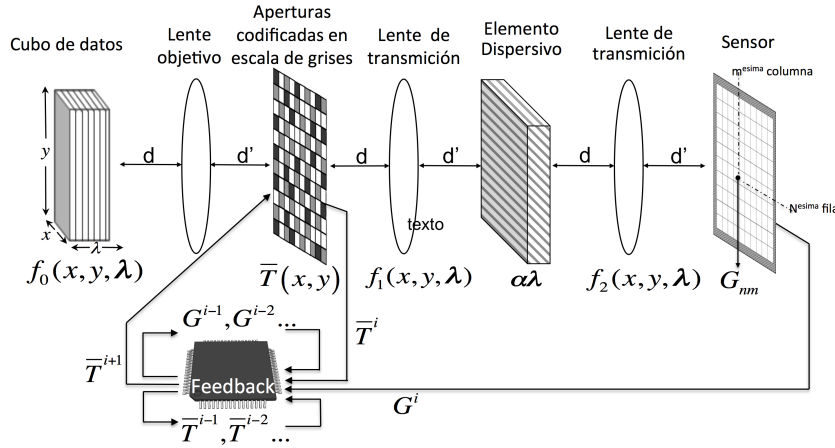


Fig. 3.4 Arquitectura CASSI con un sistema adaptativo que actualiza las apertura codificada en escala de grises entre captaciones, d y d' son las distancias al plano imagen.

bits (b) del sensor. El valor $+1$ es agregado en la ecuación 3.6, para denotar que dicho píxel no contribuyó a saturación en el sensor cuando $u[G_{\ell,m}^i - s] = 0$. De esta manera $V_{n,m}^i = 1$ atenúa únicamente, las entradas del código de apertura que contribuyen a la saturación en el sensor. Note que la ecuación 3.6 puede ser fácilmente calculada en un computador en tiempo real debido a que $V_{n,m}^i$ es un contador calculado en tiempo real a partir de las medidas comprimidas \mathbf{G} con $V_{n,m}^i \in \{1, \dots, \ell + 1\}$. Basado en la matriz de pesos, una función de penalización heurística se genera asumiendo que la atenuación en el píxel del modulador espacial es inversamente proporcional a la matriz de pesos \mathbf{V} . Esta función puede ser vista como una matriz de atenuación \mathbf{W} cuyas entradas $W_{n,m}^i$ están dadas por,

$$W_{n,m}^i = \left(\frac{1}{V_{n,m}^i} \right) \cdot \left(\frac{1}{V_{n,m}^{i-1}} \right), \quad (3.7)$$

donde \mathbf{V}^0 y \mathbf{V}^1 se asumen como matrices con todas sus posiciones en uno. Note que la matriz de atenuación \mathbf{W}^i toma en cuenta las matrices de pesos anteriores como medida de memoria en el filtro adaptativo para considerar la información a partir de adquisiciones anteriores. Dadas K aperturas codificadas generadas aleatoriamente $\mathbf{T}^1, \dots, \mathbf{T}^K$, las aperturas codificadas en escala de grises $\hat{\mathbf{T}}^1, \dots, \hat{\mathbf{T}}^K$ son generadas de acuerdo a,

$$\hat{\mathbf{T}}^{i+1} = \mathbf{T}^{i+1} \circ \mathbf{W}^i, \quad (3.8)$$

donde $\mathbf{A} \circ \mathbf{B}$ es el producto Hadamard entre matrices \mathbf{A} y \mathbf{B} . Note que $\hat{\mathbf{T}}^1 = \mathbf{T}^1$, la primera apertura codificada en escala de grises permanece como la original, debido a que el filtro adaptativo necesita realimentación para calcular la nueva apertura codificada en escala de grises, es decir, la realimentación ocurre después de la primera captación.

3.4 PROCESO DE RECONSTRUCCIÓN

La teoría del muestreo compresivo puede ser usada para recuperar una señal espacio espectral $\mathbf{F} \in \mathbb{R}^{N \times N \times L}$ o su representación como vector $\mathbf{f} \in \mathbb{R}^{N \cdot N \cdot L}$. Sea $\boldsymbol{\theta}$ una representación S -escasa de \mathbf{f} en alguna base $\boldsymbol{\Psi}$ tal que $\mathbf{f} = \boldsymbol{\Psi}\boldsymbol{\theta}$ puede ser aproximada por una combinación lineal de S vectores de $\boldsymbol{\Psi}$, siendo $S \ll (N \cdot N \cdot L)$. De esta manera, \mathbf{f} puede ser reconstruida a partir de d proyecciones aleatorias con alta probabilidad cuando $d \gtrsim S \log(N \cdot N \cdot L) \ll (N \cdot N \cdot L)$. En CASSI, las medidas proyectadas pueden ser representadas de forma matricial como $\mathbf{y} = \mathbf{H}\mathbf{f}$, donde \mathbf{H} es la matriz de muestreo compresivo, de tamaño $N(N+L-1) \times (N \cdot N \cdot L)$, cuya estructura está determinada por los códigos de apertura y el elemento dispersivo. Similarmente, cuando múltiples captaciones son realizadas con el sistema CASSI, estas se pueden representar como $\mathbf{y}^\ell = \mathbf{H}^\ell \mathbf{f}$, donde \mathbf{H}^ℓ representa el efecto de la ℓ -ésima apertura codificada en escala de grises[23], [24]. Si K captaciones son realizadas, entonces el conjunto de medidas compresivas utilizando K códigos de apertura distintos es ensamblado como $\mathbf{y} = [(\mathbf{y}^0)^T, \dots, (\mathbf{y}^{K-1})^T]^T$. Utilizando la teoría de muestreo compresivo, las múltiples proyecciones del CASSI pueden ser representadas alternativamente como $\mathbf{y} = \mathbf{H}\boldsymbol{\Psi}\boldsymbol{\theta}$, tal que la matriz $\mathbf{A} = \mathbf{H}\boldsymbol{\Psi}$ es la matriz de muestreo compresivo.

El cubo de datos reconstruido puede ser obtenido resolviendo el problema de minimización de la ecuación (3.9)

$$\mathbf{f} = \boldsymbol{\Psi}(\underset{\boldsymbol{\theta}}{\operatorname{argmin}} \|\mathbf{y} - \mathbf{H}\boldsymbol{\Psi}\boldsymbol{\theta}\|_2 + \|\boldsymbol{\theta}\|_1), \quad (3.9)$$

donde $\mathbf{H} = [(\mathbf{H}^0)^T, \dots, (\mathbf{H}^{K-1})^T]^T$, $\boldsymbol{\theta}$ es la representación S -escasa de \mathbf{f} sobre la base de representación $\boldsymbol{\Psi}$ y τ es una constante de regularización. Las reconstrucciones son realizadas utilizando la teoría muestreo compresivo, empleando el algoritmo de reconstrucción GPSR (del inglés, Gradient Projection for Sparse Reconstruction) [10]. La base de representación $\boldsymbol{\Psi}$ es normalmente asumida como el producto Kronecker de dos bases $\boldsymbol{\Psi} = \boldsymbol{\Psi}_1 \otimes \boldsymbol{\Psi}_2$, donde $\boldsymbol{\Psi}_1$ es la transformada Wavelet 2D Symmlet 8, la cual es usada para realizar compresión espacial, y $\boldsymbol{\Psi}_2$ es la transformada discreta de coseno (DCT), la cual es usada para realizar compresión espectral.

Capítulo 4

SATURACIÓN, SISTEMA MÚLTICAPTACIÓN Y EL DISEÑO DEL SISTEMA ADAPTATIVO.

4.1 APERTURAS CODIFICAS BINARIAS

Las aperturas codificadas binarias son comunes en la literatura de muestreo compresivo. Formalmente, se definen como $T_{i,j}^{\ell} = \{0, 1\}$. Donde ℓ es el índice de captación, (i, j) representan la posición espacial del píxel evaluado. La aperturas codificadas han sido empleadas en numerosos trabajos relacionados con imágenes multiespectrales comprimidas [2],[3],[4],[24],[25], en dichos trabajos las aperturas codificadas binarias han sido implementadas usando un arreglo digital de microespejos.

4.2 ARREGLO DIGITAL DE MICROESPEJOS

Las aperturas codificadas se implementan utilizando sistemas piezo eléctricos [16], [27] ó por medio de arreglos digitales de micro-espejos, DMD (*Digital Micromirror Device*) [27] para variar su estructura en cada captura. El DMD, como se muestra en la figura 4.1, es un equipo óptico que contiene miles de espejos microscópicos ubicados en una matriz rectangular, que pueden ser girados entre +10 y -10 grados posiciones que corresponden a los estados activado y desactivado, respectivamente. El estado activado refleja la luz proveniente en la dirección del sensor, y el estado desactivado en otra dirección fuera de la ruta de muestreo, generando un píxel oscuro en el sensor. De ésta manera, el DMD permite modular la intensidad lumínica, por medio de la programación de sus microespejos.

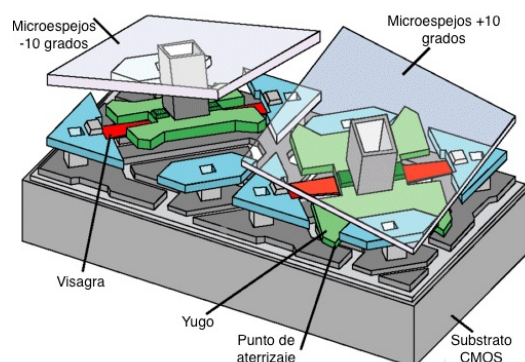


Fig. 4.1 Dos microespejos con ángulos de inclinación de +10 grados y -10 grados.

4.3 APERTURAS CODIFICADAS EN ESCALA DE GRISES

En el sistema de adquisición de imágenes espectrales basado en una apertura codificada de multicaptación (CASSI multishot) se han utilizado aperturas binarias, que son matrices cuyas entradas pueden ser 0 o 1. La desventaja de estas aperturas es que la modulación de sus elementos está restringida a dos valores de intensidad. El uso de aperturas codificadas en escala de grises permite modular mejor la intensidad de luz e incrementar el rango dinámico de las imágenes reconstruidas. Estas aperturas son implementadas usando el DMD, conmutado sus microespejos para generar niveles de escala de grises durante el tiempo de integración del detector. Particularmente, cada microespejo del DMD es conmutado usando modulación por ancho de pulso, como se muestra en la figura 4.2, donde cada uno de los tres pixeles resaltados representa un ciclo de trabajo diferente, fijado al 25%, 50% y 75%, respectivamente.

4.4 SATURACIÓN

La saturación ocurre cuando las medidas comprimidas exceden el rango dinámico del cuantizador del sensor. El cuantizador tiene un rango dinámico finito debido a dos razones, la primera se relaciona con limitaciones físicas, que permiten un rango finito de voltaje, ser correctamente convertido a bits, y el segundo es que un número finito de bits está disponible para representar cada valor. La cuantización con saturación es llamada cuantización de rango finito [17], los errores impuestos por la cuantización de rango finito son no acotados y las técnicas de recuperación en muestreo compresivo solo proveen garantía de recuperación para ruido que es acotado, o acotado con alta probabilidad [17]. Limitar el efecto de la saturación es importante en CASSI porque esta reduce la calidad de la reconstrucción. La

4.4 Saturación.

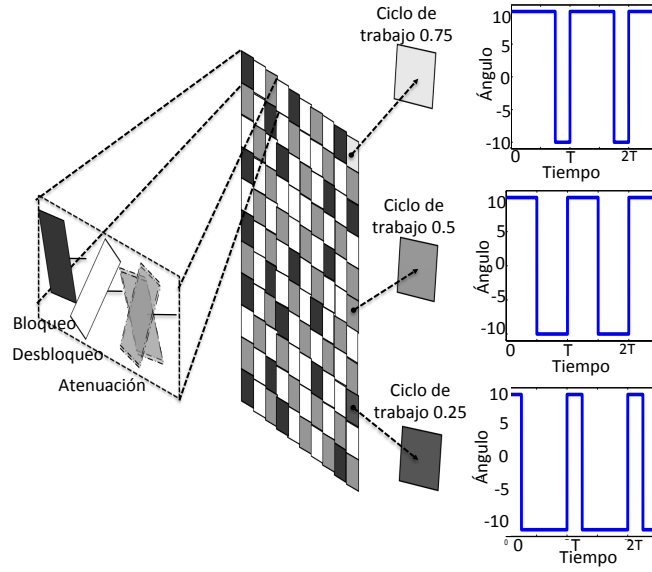


Fig. 4.2 Representación de una apertura codificada en escala de grises donde tres pixeles son representados con diferente ciclo de trabajo, 25%, 50% y 75%. Entre más alto el ciclo de trabajo, la transmitancia del píxel es más alta.

figura 4.3 muestra ejemplos de medidas compresivas generadas usando la ecuación 3.6. Las medidas fueron saturadas con tres porcentajes de saturación diferentes en los pixeles (0%, 5% y 10%, respectivamente) y sus correspondientes reconstrucciones fueron obtenidas usando 4 adquisiciones. Se puede observar que el porcentaje de saturación, es inversamente proporcional a la calidad de la imagen reconstruida. La calidad de la imagen reconstruida se mide en terminos de PSNR. Para definir la calidad de la reconstrucción es necesario definir el error cuadrático medio $MSE = \frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} \|I(i, j) - K(i, j)\|^2$, así el PSNR se define como:

$$PSNR = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{MAX_I^2}{MSE} \right) = 20 \cdot \log_{10} \left(\frac{MAX_I}{\sqrt{MSE}} \right) \quad (4.1)$$

donde MAX_i denota el máximo valor que puede tomar un píxel en la imagen.

La saturación se presenta cuando en el sensor incide un rayo de luz que está por encima del rango de sensibilidad de luminancia del detector. En el sistema CASSI, la apertura codificada es responsable del efecto de la saturación debido a que el detector se satura cuando la apertura permite un paso de luz excesivo. Con el fin de entender cómo se produce la saturación en CASSI, se analiza la q^{esima} rebanada del cubo de datos en la figura 4.4, en esta se muestra una representación física del fenómeno de propagación de la luz en CASSI, donde \mathbf{t} es la q^{esima} fila en la apertura codificada, $\bar{\mathbf{Y}}$ es la q^{esima} rebanada codificada y dispersada, y

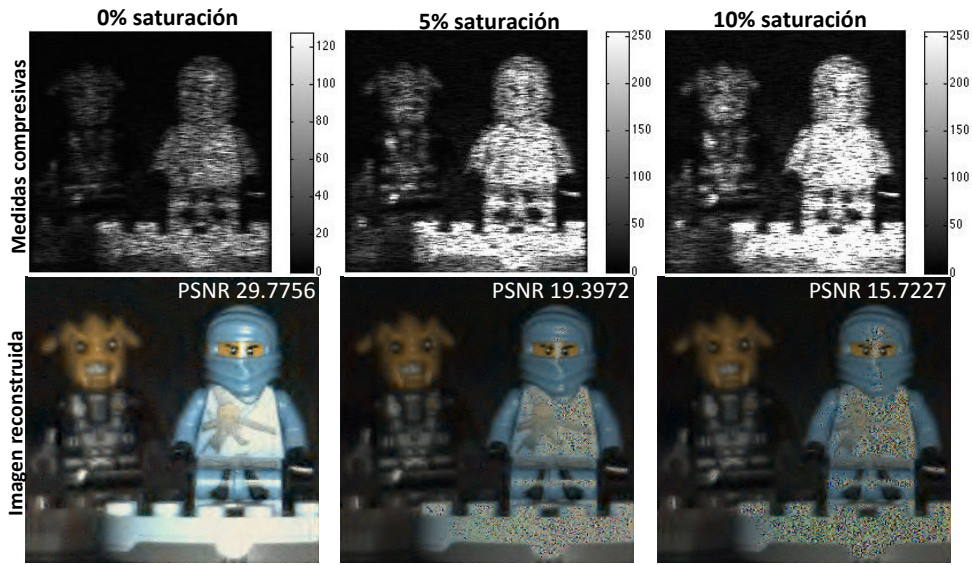


Fig. 4.3 Esquema simplificado 2D de muestreo en la arquitectura CASSI, donde se evidencia la responsabilidad de los elementos de la apertura codificada en la saturación del detector.

y son las medidas q^{esima} en el sensor.

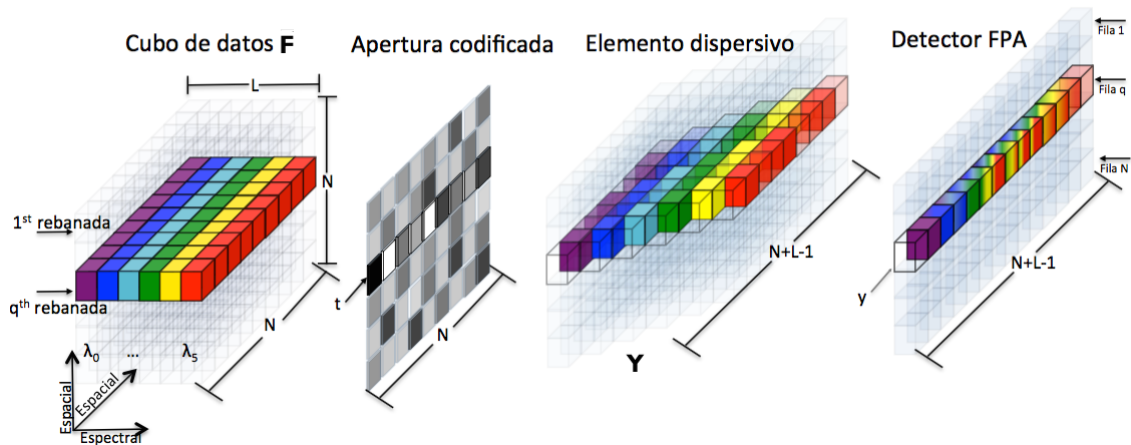


Fig. 4.4 Esquema del flujo de datos en GCA-CASSI. La q^{esima} rebanada del cubo de datos con seis componentes espectrales se codifica por la q^{esima} fila de la GCA y se dispersa por el prisma. El sensor capta la intensidad \bar{y} integrando el código de luz en el FPA.

La figura 4.5 muestra una vista aérea del proceso de integración en el sensor. El píxel \bar{y}_6 es analizado con el fin de entender la saturación en los sensores del píxel. La q^{esima} rebanada del cubo de datos \mathbf{F} se representa por medio de una matriz $\bar{\mathbf{F}}$. Cada elemento de $\bar{\mathbf{F}}_{n,m}$ es representado gráficamente como un cubo. La sexta medida compresada en la q^{esima} fila está dada por $\bar{y}_6 = \sum_{k=0}^{L-1} \bar{\mathbf{Y}}_{6k}$, donde cada $\bar{\mathbf{Y}}_{6k}$ está integrado en el sensor y está dado

4.6 Sistema adaptativo

por $\bar{Y}_{6k} = t_{(6-k)} \cdot \bar{F}_{(6-k),k}$, $k = \{0, \dots, L-1\}$. El valor de intensidad en \bar{y}_6 depende solo de los píxeles de la apertura codificada desde t_1 a t_6 . La saturación en \bar{y}_6 se puede evitar reemplazando la BCA por una GCA.

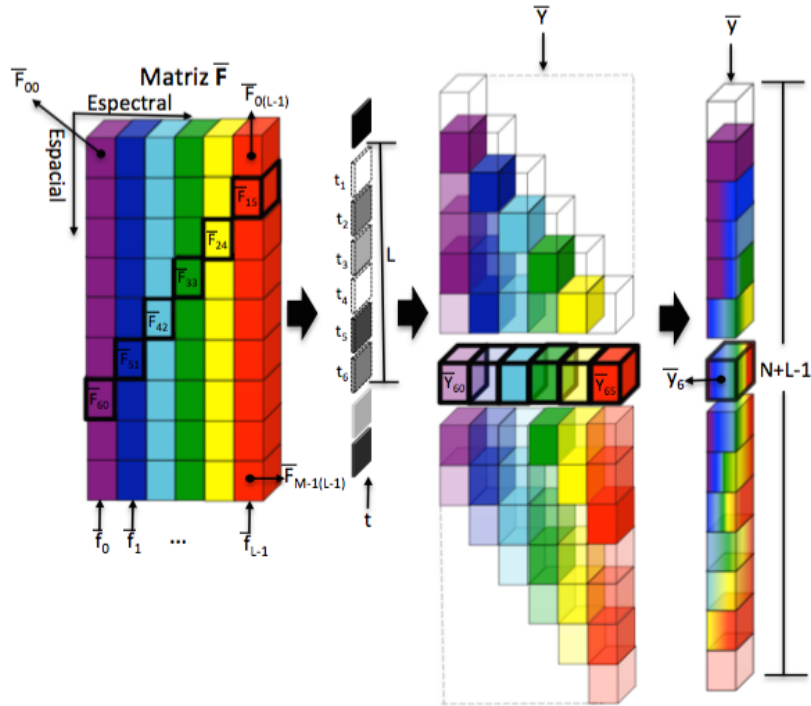


Fig. 4.5 Esquema simplificado 2D en la arquitectura CASSI, donde se evidencia la responsabilidad de los elementos de la apertura codificada en la saturación del detector.

4.5 EL SISTEMA DE ADQUISICIÓN DE IMÁGENES ESPECTRALES BASADO EN UNA APERTURA CODIFICADA DE MULTICAPTACIÓN.

El este sistema de adquisición de imágenes espectrales basado en una apertura codificada de multicaptación 4.6 es un sistema de permite aumentar el número de mediciones con el fin de aumentar la calidad en la reconstrucción. En la presente investigación se emplea el sistema multicaptación para atenuar la saturación en el sistema. La idea clave es utilizar la información de previas captaciones, es decir, anteriores aperturas codificadas y medidas comprimidas 4.7.

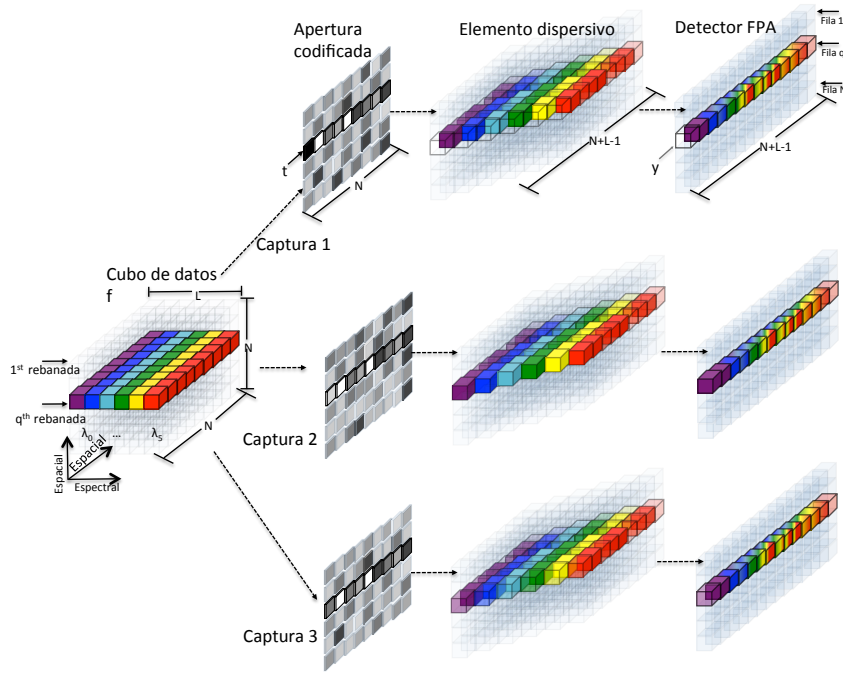


Fig. 4.6 Arquitectura CASSI con múltiplicación, en cada captación se varía la apertura codificada.

4.6 SISTEMA ADAPTATIVO

En este trabajo de investigación se extienden las capacidades compresivas de la arquitectura CASSI reemplazando la apertura tradicional codificada binaria por un conjunto de aperturas codificadas en escala de grises combinada con un sistema adaptativo que reduce la saturación entre captaciones. La figura 4.8 muestra el diagrama de la arquitectura propuesta. Una computadora identifica los píxeles saturados del sensor y genera una nueva apertura codificada en escala de grises que atenúa la luz incidente en tiempo real, eliminando la saturación del sensor, este proceso mejora las reconstrucciones en términos de PSNR respecto a las tradicionales aperturas binarias.

4.7 PARÁMETROS DE DISEÑO

La optimización de aperturas codificadas busca minimizar la saturación con el fin de aumentar la calidad de la reconstrucción. El sistema adaptativo permite reducir la saturación hasta aproximadamente 0%. Otros parámetros que se han tenido en cuenta para optimizar las aperturas codificadas han sido: La transmitancia y el porcentaje o tasa de compresión.

4.7 Parámetros de diseño

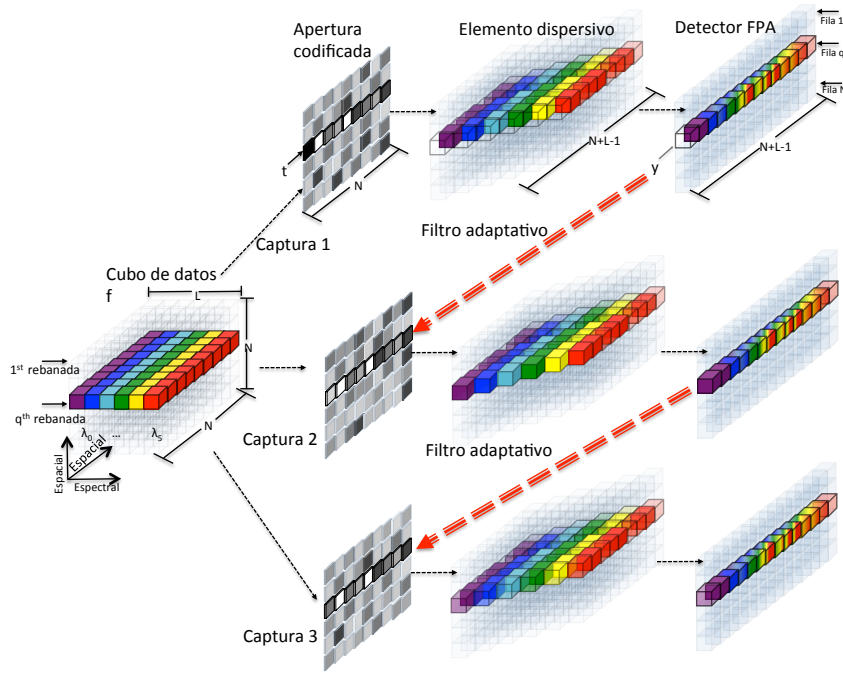


Fig. 4.7 Arquitectura CASSI con multicaptación, a partir previas medidas comprimidas se calcula la nueva apertura codificada.

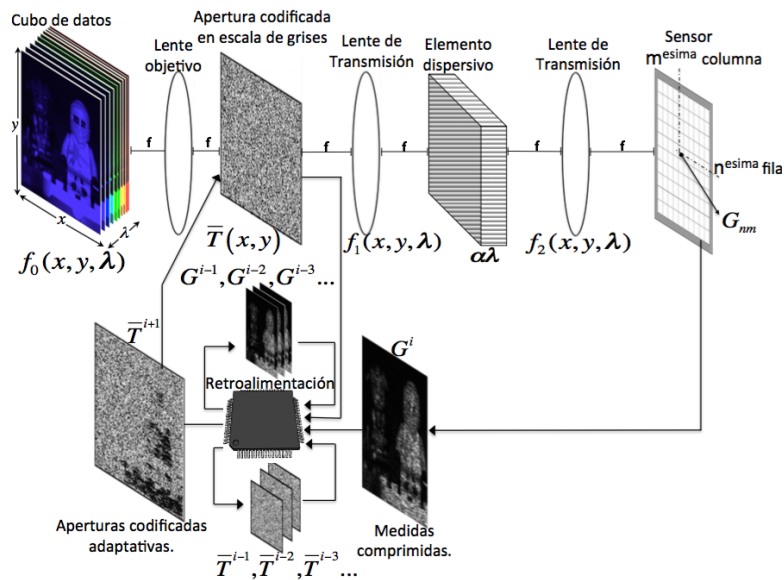


Fig. 4.8 Diagrama de un sistema adaptativo de aperturas codificadas en escala de grises para el CASSI, en el cual se emplea una computadora que en tiempo real calcula la atenuación para los pixeles saturados y genera la nueva apertura codificada que será utilizada en la siguiente captura. f es la distancia focal.

La transmitancia en arquitecturas compresivas de imágenes espectrales se define como la cantidad de luz que atraviesa la apertura codificada. Esta cantidad se representa según la ecuación 4.2, como,

$$\mathbb{T}^\ell = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} T_{i,j}^\ell \quad (4.2)$$

donde \mathbb{T}^ℓ es la transmitancia de la ℓ -ésima captación, $N \times N$ son las dimensiones espaciales de la apertura codificada, i y j son los índices de las dimensiones espaciales donde $i = \{0, \dots, N-1\}$, $j = \{0, \dots, N-1\}$ y $T_{i,j}^\ell$ son las entradas de la ℓ -ésima apertura codificada. Por otro lado, la tasa de compresión es la relación entre la cantidad de medidas captadas y el tamaño total de cubo de datos a ser estimados. La tasa de compresión se representa de acuerdo con:

$$R = \frac{KN(N+L-1)}{NNL} \quad (4.3)$$

donde R representa la tasa de compresión, K el número de captaciones y $N \times N$ son las dimensiones espaciales y L es el número de bandas del cubo de datos.

Capítulo 5

SIMULACIONES Y RESULTADOS

En esta sección las aperturas codificadas adaptativas en escala de grises son comparadas con las aperturas tradicionales binarias del sistemas CASSI. Un conjunto de medidas compresivas fueron simuladas usando el modelo de la ecuación 3.5 y 3.8.

5.1 BASE DE DATOS UTILIZADA

El cubo de datos \mathbf{F} tiene 256×256 y $L = 16$ bandas espectrales. La escena representada en RGB se observa en la Fig. 5.1 junto con las 16 bandas espectrales. En la tabla 5.1 se observa el ancho de banda y la longitud de onda central para cada una de las bandas espectrales. Los cubos de datos fue construido utilizando un objetivo colorido y un monocromador para el espectro visible, que abarca las longitudes de onda en el rango de 450 y 650 nm . La intensidad de la imagen fue captada usando una cámara CCD monocromática con 256×256 pixeles. Las simulaciones fueron realizadas en un computador de escritorio con arquitectura compuesta por un procesador Intel $i7 - 4770$ de 3.4Ghz, con memoria RAM de 32GB y ejecutadas sobre Matlab R2012b.

5.2 PARÁMETROS SELECCIONADOS.

Las entradas de la apertura codificada binaria son patrones generados siguiendo una distribución aleatoria Bernoulli, y la transmitancia en cada patrón es 25%. El algoritmo de reconstrucción GPSR usa constante regularización $\tau = 0.0001$. Las aperturas codificadas en escala de grises son realizaciones aleatorias de aperturas binarias y elementos de atenuación, tal que la transmitancia en la primera captación es 25%, y es actualizada en la siguiente captación por el filtro adaptativo. El número de pixeles saturados en las medidas varía de

Tabla 5.1 Ancho de banda espectral y longitud de onda central

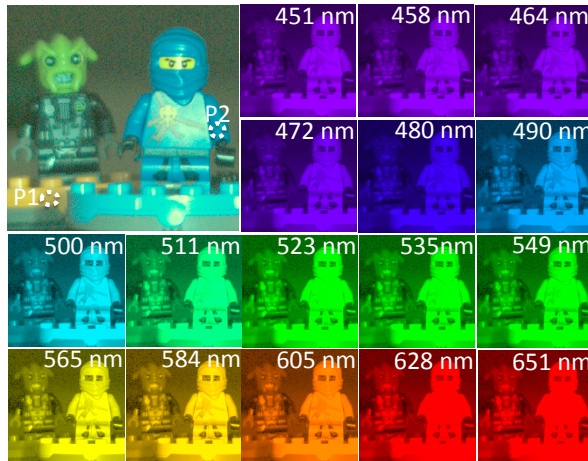


Fig. 5.1 Cubo de datos sintético

Ancho de banda	Longitud de onda central
448-454	451
455-460	458
461-468	464
469-475	472
476-485	480
486-494	490
495-505	500
506-516	511
517-529	523
530-540	535
541-557	549
558-572	565
573-594	584
595-615	605
616-639	628
640-662	651

0% a 10%. Las aperturas codificadas son diseñadas para tener una resolución espacial de 256×256 , y así, coincidir con el cubo de datos del sensor.

5.3 CAPTACIONES COMPRIMIDAS.

La figura 5.2 muestra cuatro captaciones usando aperturas codificadas binarias diferentes entre sí y 4 en escala de grises. La silueta de la figura en la escena puede ser observada en las aperturas codificadas adaptativas en escala de grises después de la primera captación. La silueta resulta cuando la matriz de pesos atenúa los píxeles en la apertura codificada, dichos píxeles han sido modificados porque provocaban medidas comprimidas saturadas en captaciones anteriores.

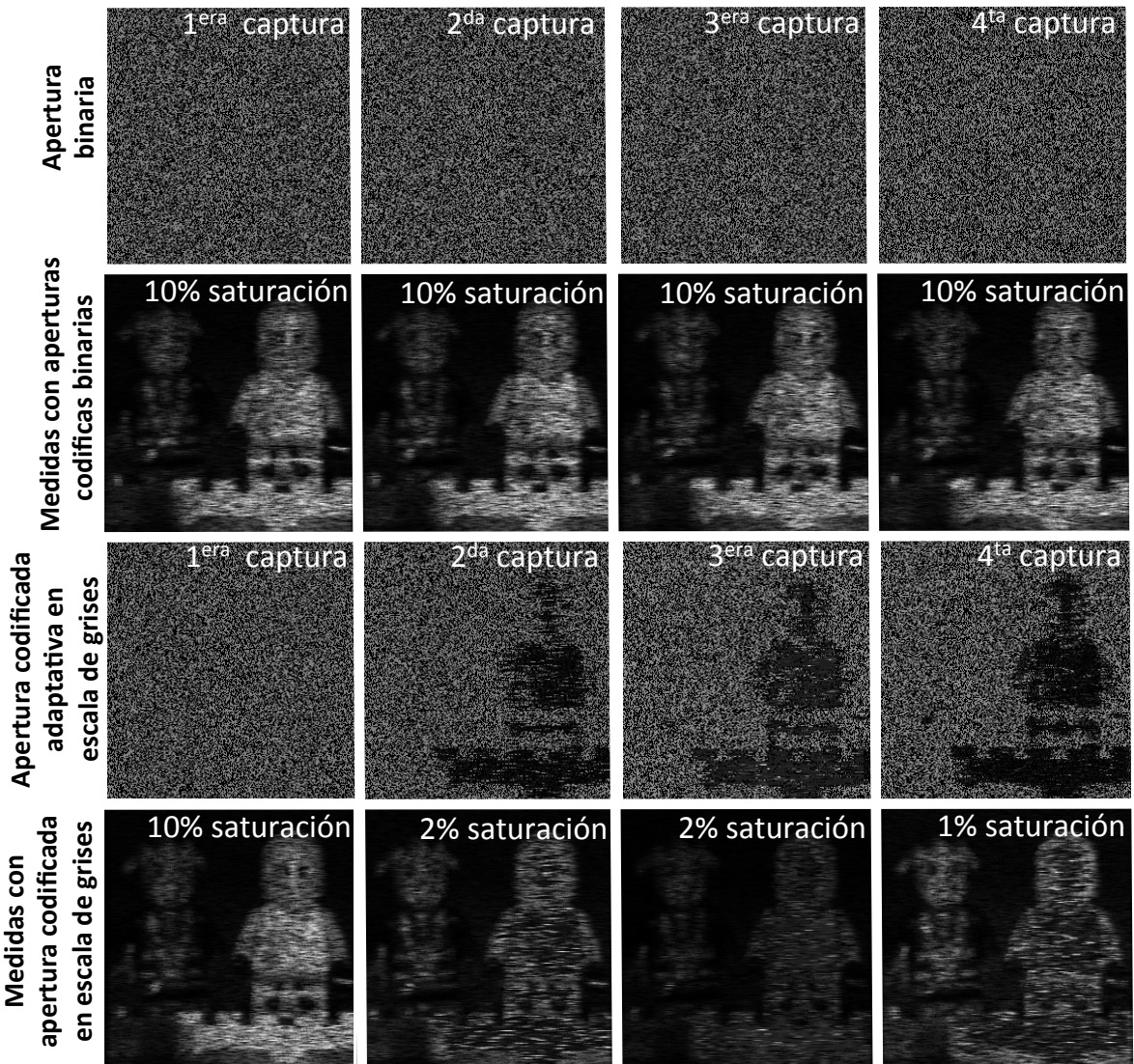


Fig. 5.2 Comparación entre aperturas codificadas binarias y en escala de grises con respecto a las medidas comprimidas para cuatro captaciones diferentes.

5.4 ANÁLISIS DE RUIDO

Las simulaciones realizadas incluyen análisis con y sin ruido. Las simulaciones sin ruido son importantes porque muestran el sistema de imágenes multiespectrales comprimidas funcionando en condiciones ideales. Dichas simulaciones muestran resultados teóricos y son importantes como referencia y punto de comparación. En tanto, cuando se agrega ruido a las medidas comprimidas, el comportamiento del sistema se asemeja a las condiciones reales de funcionamiento, por tanto, las simulaciones con ruido muestran el comportamiento

del sistema en un escenario real. El ruido adicionado corresponde a ruido blanco con $SNR = 10$ dB. El SNR es la tasa de la energía de la señal sobre la energía del ruido, matemáticamente se define como $SNR = \left(\frac{P_s}{P_n}\right)$, el SNR puede ser expresado en decibelios como $SNR_{dB} = 10\log_{10}\left(\frac{P_s}{P_n}\right)$.

5.5 ANÁLISIS DE LA CALIDAD DE LA RECONSTRUCCIÓN CON RESPECTO AL NÚMERO DE CAPTACIONES

La figura 5.3 muestra el promedio de la reconstrucción usando como medida la relación PSNR (*peak signal to noise ratio*) en función del número de captaciones. La apertura codificada binaria y la apertura codificada adaptativa en escala de grises son comparadas variando el número de captaciones. Adicionalmente, esta prueba realizada variando los porcentajes de saturación. El porcentaje de saturación es de 1%, 4%, 7% y 10% y el ruido adicionado a las medidas corresponde a $SNR = 10$ dB. Las pruebas muestran que las aperturas codificadas binarias son superadas por las aperturas codificadas adaptativas en escala de grises en hasta 11 dB para diferentes porcentajes de saturación. La calidad de la reconstrucción mejora si se aumenta el número de captaciones.

La figura 5.4 muestra la comparación entre reconstrucciones obtenidas empleando aperturas binarias y en escala de grises adaptativas. Esta prueba fue repetida usando 1, 3, 6 y 8 captaciones. Todas las reconstrucciones fueron obtenidas con medidas saturadas al 10%. En ambos casos fueron incluidas pruebas con y sin ruido ($SNR = 10$ dB).

5.6 ANÁLISIS DE LA CALIDAD DE LA RECONSTRUCCIÓN CON RESPECTO AL PORCENTAJE DE SATURACIÓN

La figura 5.5 muestra el promedio de PSNR del cubo de datos reconstruido en función del porcentaje de saturación. La BCA se compara con la GCA para diferente porcentajes de saturación del sensor. La apertura codificada binaria tradicional es superada por la arquitect-

5.7 Comparación de firmas espectrales reconstruidas

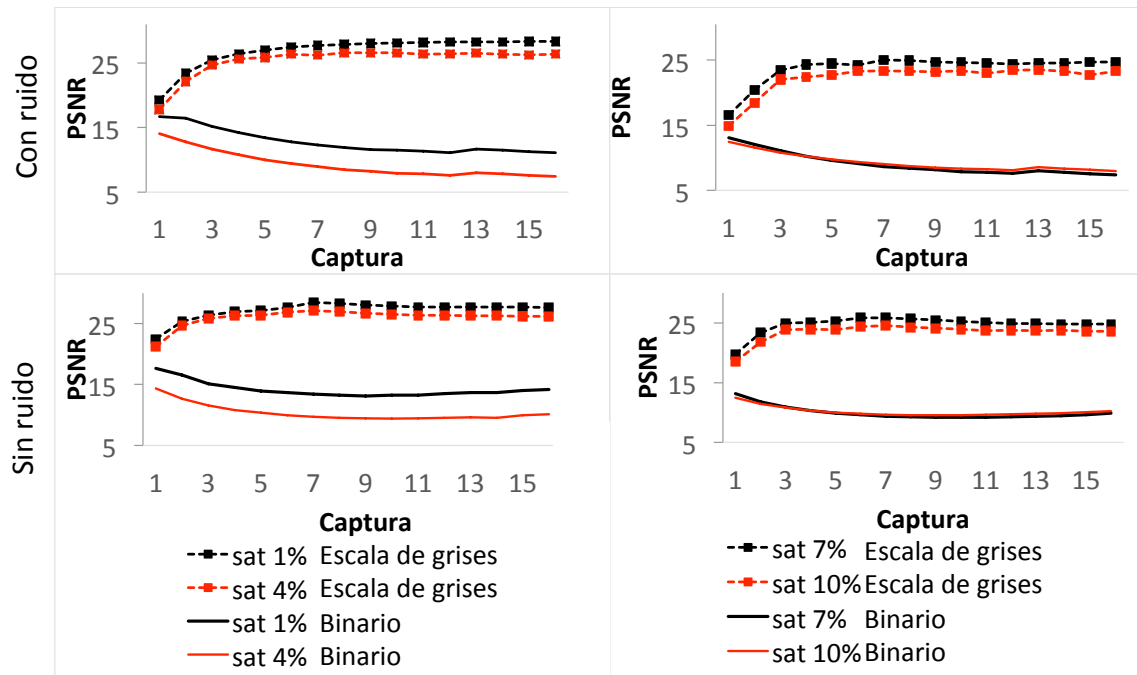


Fig. 5.3 Calidad de la reconstrucción con respecto al porcentaje de saturación

tura propuesta en hasta 11 dB de PSNR. Es importante recalcar en la figura 5.3, que cuando se aumenta el número de captaciones la calidad de la reconstrucción aumenta, y cuando se aumenta el porcentaje de saturación la calidad de la reconstrucción disminuye; aun así, el método tradicional es superado por el método propuesto incluso cuando el porcentaje de saturación es 10%.

La figura 5.6 muestra una comparación entre imágenes reconstruidas usando aperturas codificadas binarias y en escala de grises donde el porcentaje de saturación varía entre 0%, 3%, 6%, 10% y el número de adquisiciones se fija en $K = 4$. La reconstrucciones usando BCA y GCA son comparadas incluyendo pruebas con y sin ruido blanco en las medidas, siendo el $SNR = 10$ dB. Cuando el porcentaje de saturación es 0% no hay diferencia significativa en términos de PSNR entre GCA y BCA, dado que el sistema adaptativo solo hace efecto en presencia de saturación. Claramente, cuando aumenta la saturación, la calidad de la reconstrucción reduce considerablemente en BCA. Se aprecia que BCA es entonces menos tolerante a la saturación en comparación con GCA.

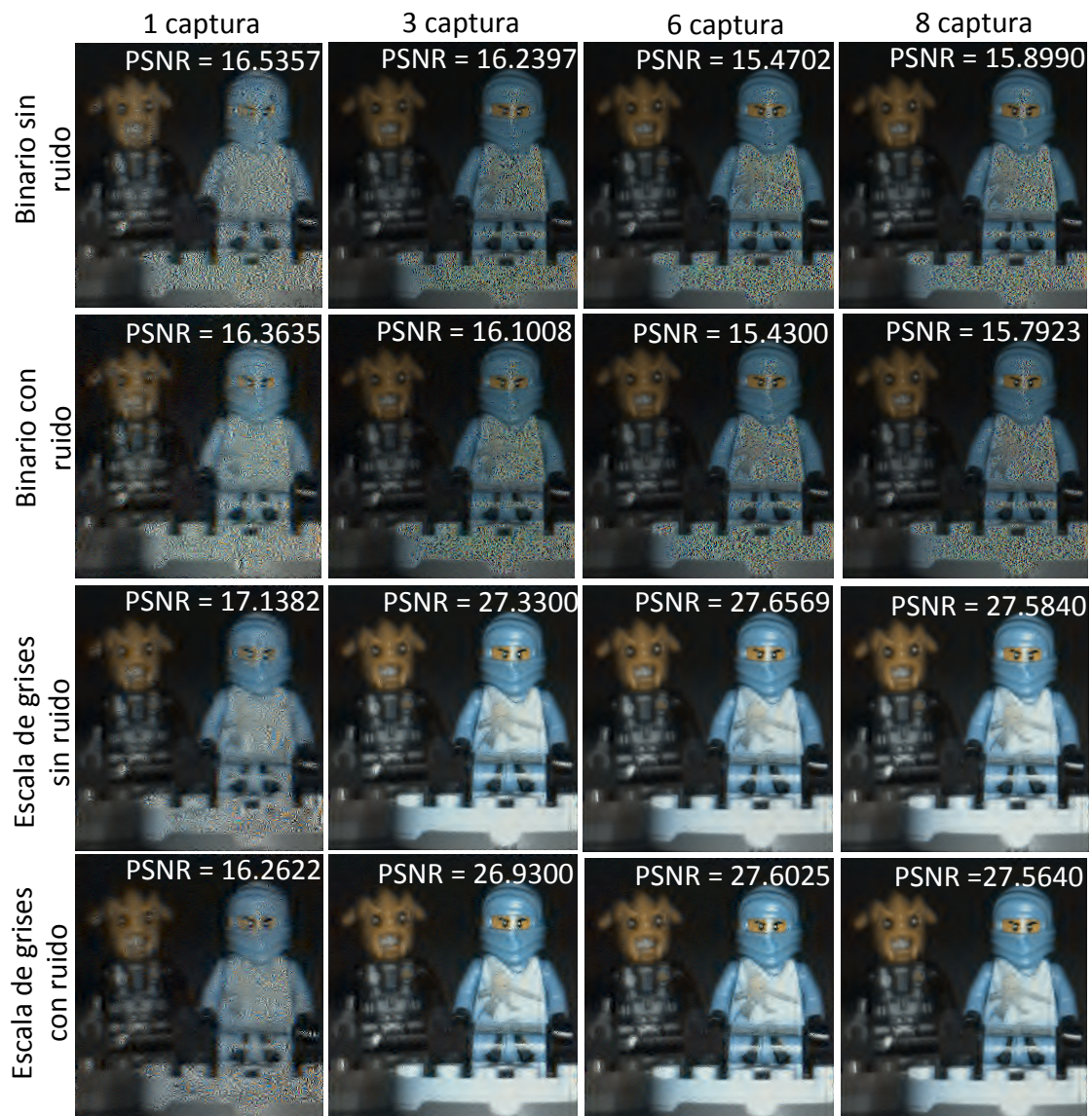


Fig. 5.4 Comparación entre reconstrucciones empleando aperturas codificadas binarias y aperturas codificadas adaptativas en escala de grises con respecto al número de captaciones. Saturación del 10% y ruido con $SNR = 10$ dB. Las simulaciones han sido realizadas para $k = 1$, $k = 3$, $k = 6$, $k = 8$. En la primera fila se muestra reconstrucciones empleando aperturas binarias, sin adicionar ruido en las medidas. En la segunda fila se muestran reconstrucciones empleando aperturas codificadas en binarias y adicionando ruido en las medidas. En la tercera fila se muestran reconstrucciones empleando aperturas codificadas en escala de grises, sin adicionar ruido en las medidas. En la cuarta fila se muestran reconstrucciones empleando aperturas codificadas en escala de grises y adicionando ruido.

5.8 Reconstrucción de cubo de datos sintéticos con aperturas codificadas diseñadas

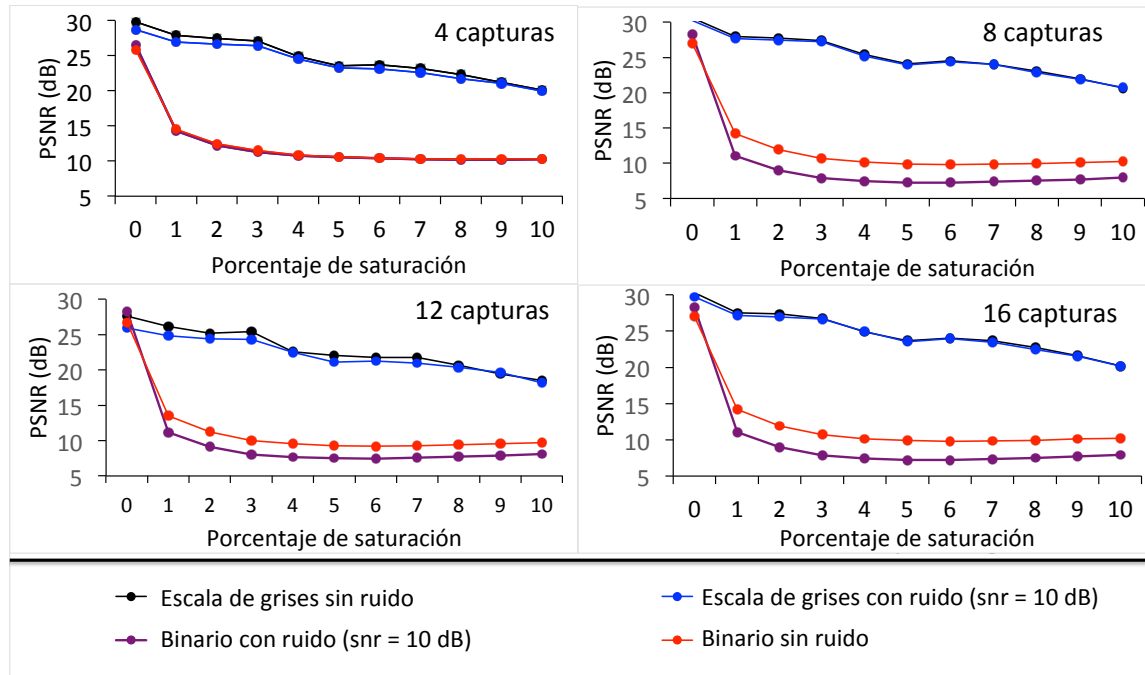


Fig. 5.5 Calidad de la reconstrucción con respecto al porcentaje de saturación. Se comparan las aperturas binarias y en escala de grises adaptativas, para diferentes número de captaciones $k = 4$, $k = 8$, $k = 12$, $k = 16$. Para cada valor de captación se observó la calidad de la reconstrucción para los dos tipos de apertura. Obteniendo mejores resultados la apertura codificada en escala de grises.

5.7 COMPARACIÓN DE FIRMAS ESPECTRALES RECONSTRUIDAS

En la figura 5.7 se observa las firmas espectrales de dos puntos seleccionados de la escena, el número de captaciones es $k = 16$ y el número de píxeles saturados en el sensor corresponde a 5% y 10%, respectivamente. De acuerdo, con la figura 5.7, la firma espectral de BCA no es comparable a la firma espectral del cubo de datos original en comparación con el método propuesto.

5.8 RECONSTRUCCIÓN DE CUBO DE DATOS SINTÉTICOS CON APERTURAS CODIFICADAS DISEÑADAS

La figura 5.8 muestra la reconstrucción usando aperturas binarias y aperturas en escala de grises adaptativas. Todas las reconstrucciones fueron obtenidas a partir de medidas comprimidas saturadas al 10%. Ruido agregado a las medidas $SNR = 10$ dB. El número de

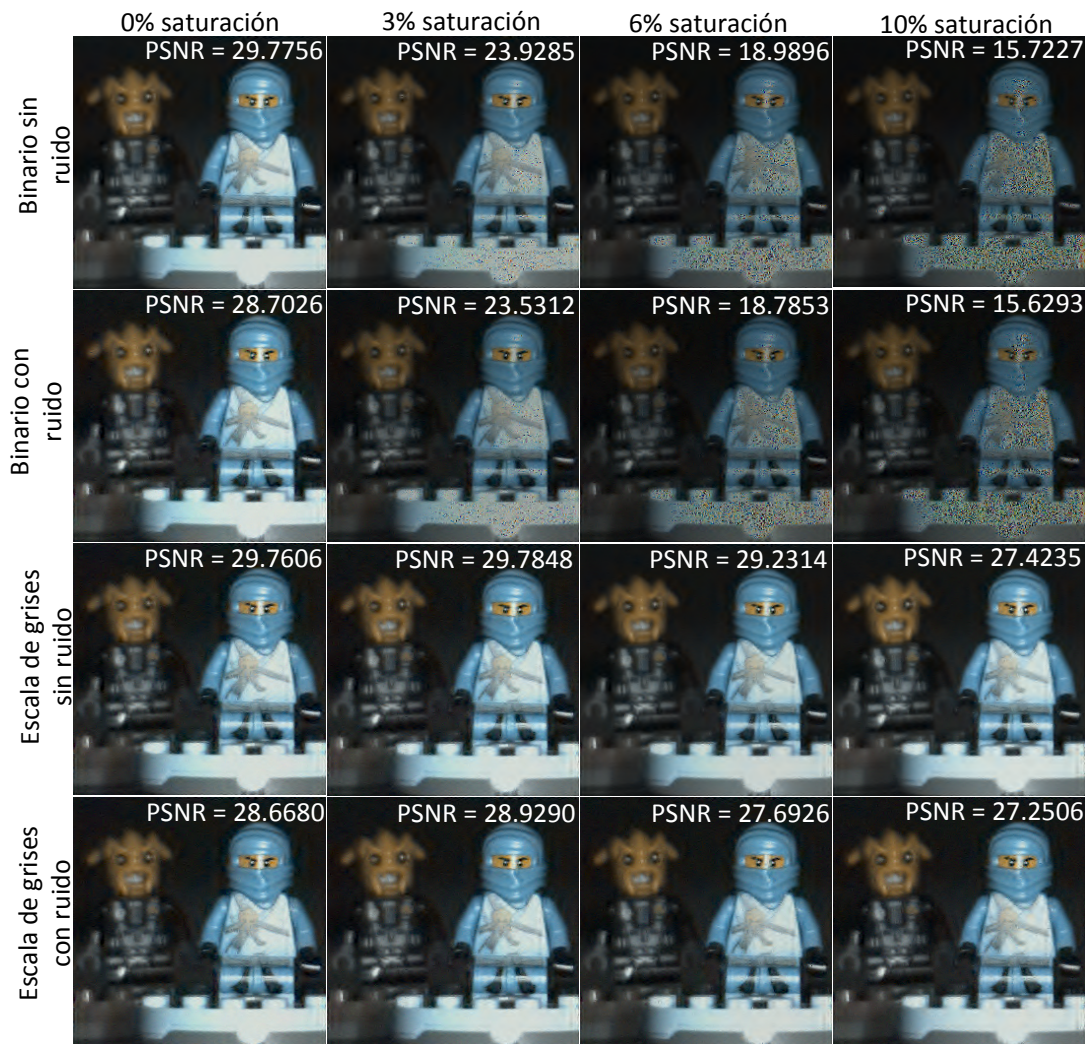


Fig. 5.6 Comparación entre reconstrucciones usando aperturas codificada binarias y en escala de grises, para cada tipo de apertura fue realizada simulación empleando ruido de $SNR = 10$ dB. Los porcentajes de saturación varían de 0%, 3%, 6%, 10%. La primera fila muestra reconstrucciones usando aperturas codificadas binarias, sin adicionar ruido. La segunda fila muestra reconstrucciones usando aperturas codificadas binarias, adicionando ruido. La tercera fila muestra reconstrucciones utilizando aperturas codificadas en escala de grises adaptativas, sin adicionar ruido. La cuarta fila muestra reconstrucciones empleando aperturas codificadas en escala de grises adaptativas generadas a partir de medidas con ruido. Se observa que en presencia de saturación las aperturas codificadas binarias son superadas por las aperturas codificadas en escala de grises adaptativas.

captaciones es 4. Los resultados muestran una calidad de reconstrucción de 15.40 dB para las aperturas tradicionales binarias, en tanto, que el método propuesto exhibe una calidad de reconstrucción de 27.52 dB. Las simulaciones muestran una mejora en calidad de la reconstrucción de hasta 11 dB en terminos de PSNR.

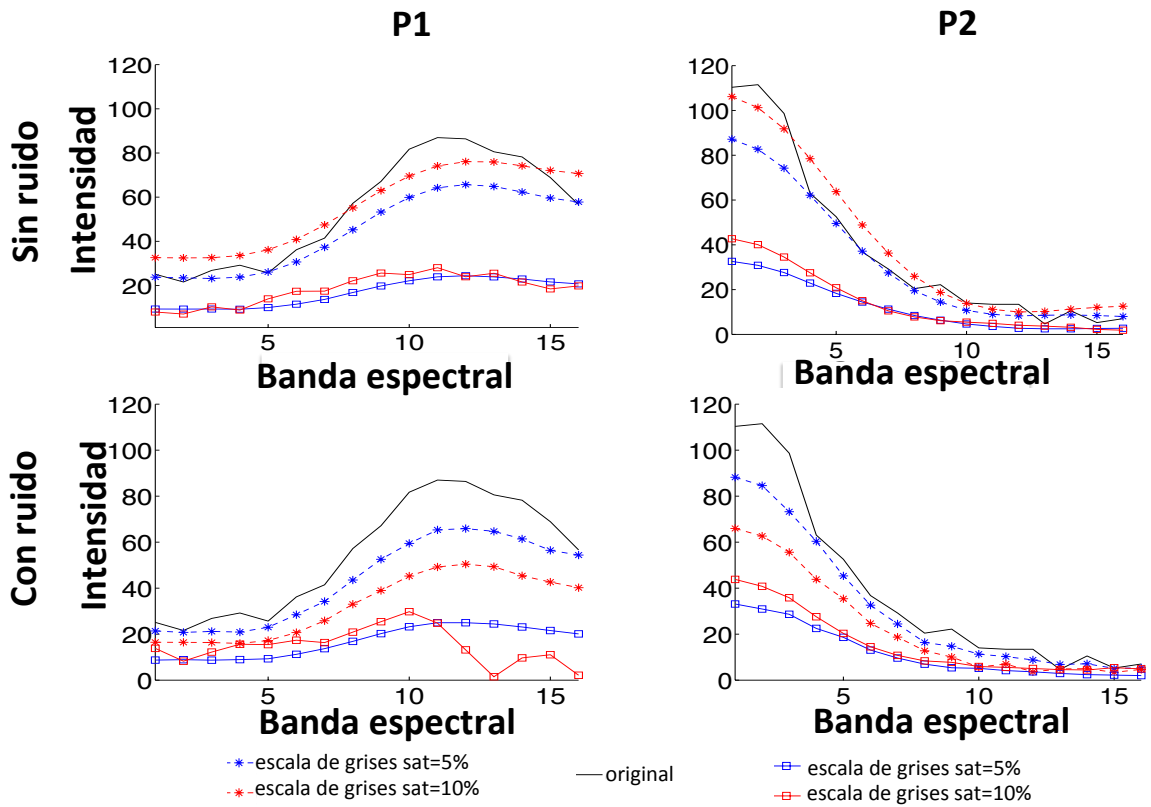


Fig. 5.7 Para dos puntos se observan las firmas espectrales obtenidas usando BCA y GCA, para ambos puntos se hicieron pruebas con y sin ruido. Las aperturas codificadas producen firmas no tan aproximadas a la firmas espectrales del cubo de datos original, en comparación con las firmas espectrales que producen las aperturas codificadas es escala de grises.

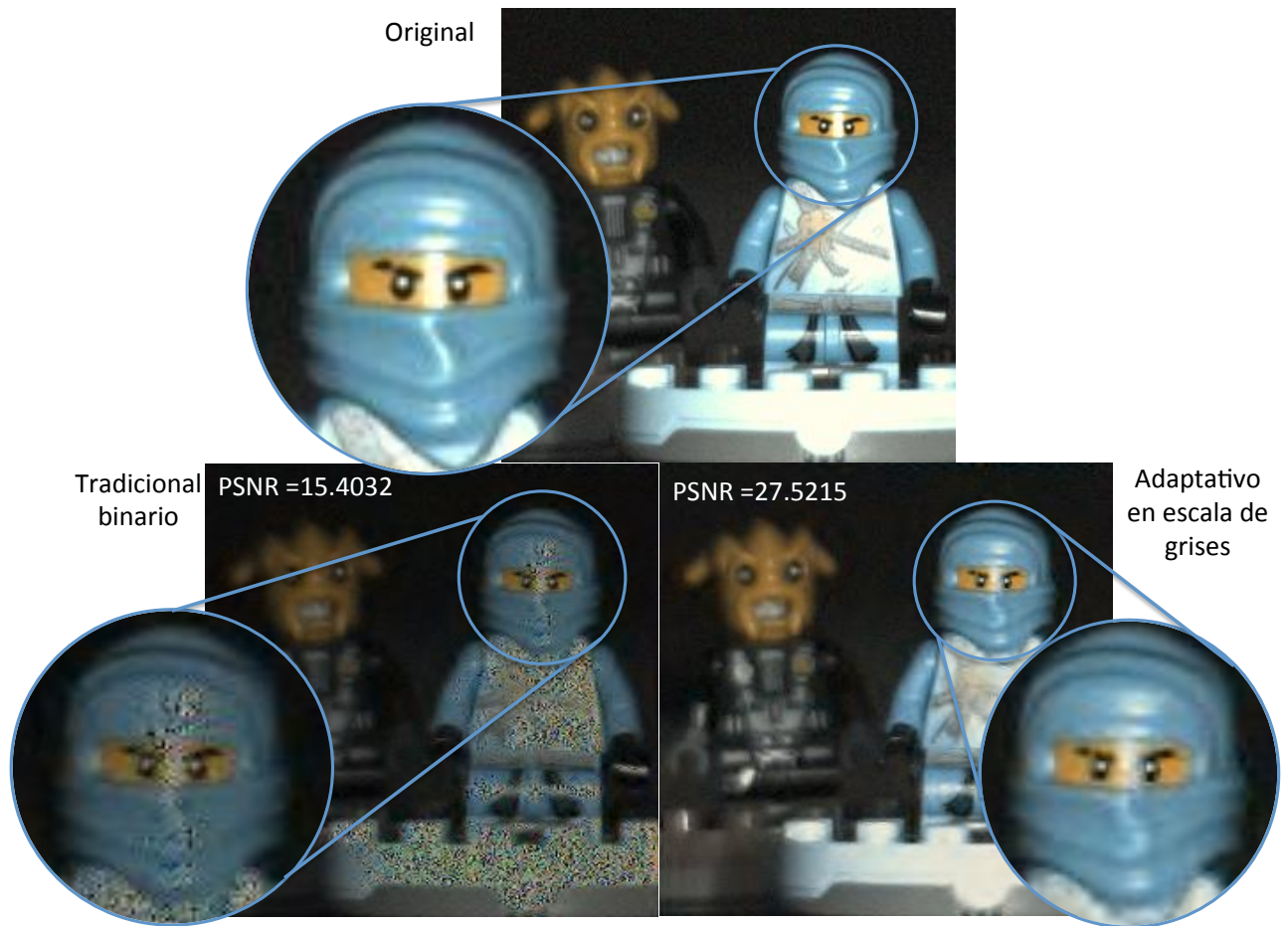


Fig. 5.8 Comparación entre la imagen original, la reconstrucción usando apertura codificada binaria y la reconstrucción usando apertura codificada en escala de grises en términos de calidad de la reconstrucción.

Capítulo 6

CONTRIBUCIONES Y TRABAJO FUTURO

6.1 CONTRIBUCIONES

- Un artículo en revista indexada u homologada, titulado "High-dynamic range compressive spectral imaging by grayscale coded aperture adaptive filtering". El artículo está aprobado en la revista ingeniería e investigación en la Universidad Nacional sede Bogotá.
- Presentación de los resultados en una conferencia científica, la conferencia titulada "High-dynamic range compressive spectral imaging by adaptive filtering". La divulgación ya fue realizada, se presentó en Pisa, Italia en 3rd international workshop on compressive sensing Theory and its Applications to Radar, Sonar and Remote Sensing (CoSeRa 2015).
- Presentación de resultados en conferencia científica del trabajo titulado: "Adaptive uniform grayscale coded aperture design for high dynamic range compressive spectral imaging". SPIE Commercial + Scientific Sensing and Imaging (SI16C). En proceso.
- Trámite de la Propuesta de investigación VIE-UIS en la modalidad de menor cuantía, "Diseño y optimización de aperturas codificadas en escalas de grises para el aumento del rango dinámico de las reconstrucciones de imágenes espectrales muestreadas utilizando la teoría de muestreo compresivo". En proceso.

6.2 TRABAJO FUTURO

- Implementar el sistema de captación de imágenes multiespectrales con aperturas codificadas adaptativas en escala de grises. Este sistema reemplaza en la arquitectura CASSI las aperturas codificadas binarias por aperturas codificadas en escala de grises y el agrega un dispositivo de computo para calcular en tiempo real la siguiente apertura codificada, reduciendo la saturación en el FPA.

Capítulo 7

CONCLUSIONES

7.1 CONCLUSIONES

- Las aperturas codificadas adaptativas en escala de grises fueron introducidas en un sistema de imágenes espectrales comprimidas para reemplazar las aperturas tradicionales aperturas codificadas binarias.
- La arquitectura propuesta permite atenuar el efecto de la saturación en el arreglo de detectores debido a que la saturación en CASSI depende de la alta irradiancia que entra en el sistema y sobrepasa el rango dinámico de dicho sensor.
- La arquitectura propuesta tiene ventajas en muestrear alta irradiancia pero también para muestrear baja irradiancia esto significa que CASSI con aperturas codificadas en escala de grises tiene un alto rango dinámico comparado con CASSI con aperturas codificadas binarias.
- El diseño de las aperturas codificadas en escala de grises supera las tradicionales aperturas codificadas binarias en hasta 11 dB en la calidad de imágenes reconstruidas.
- La simplicidad con la que se calcula la matriz de pesos en el filtro adaptativo propuesto no implica grandes tiempos de computo, por tanto, puede ser implementado en un computador en tiempo real.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.

- [1] Arce, G., Brady, D., Carin, L., Arguello, H., and Kittle, D. (2014). Compressive coded aperture spectral imaging: An introduction. *Signal Processing Magazine, IEEE*, 31(1):105–115.
- [2] Arguello, H. and Arce, G. (2013). Rank minimization code aperture design for spectrally selective compressive imaging. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 22(3):941–954.
- [3] Arguello, H. and Arce, G. (2014). Colored coded aperture design by concentration of measure in compressive spectral imaging. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 23(4):1896–1908.
- [4] Arguello, H. and Arce, G. R. (2011). Code aperture optimization for spectrally agile compressive imaging. *JOSA A*, 28(11):2400–2413.
- [5] Baraniuk, R. G. (2007). Compressive sensing. *IEEE signal processing magazine*, 24(4).
- [6] Candès, E. J. et al. (2006). Compressive sampling. *Proceedings of the international congress of mathematicians*, 3:1433–1452.
- [7] Doherty, D. and Hewlett, G. (1998). Pulse width modulation control of dlp projectors. *TI Technical Journal*, 15(3):115–121.
- [8] Donoho, D. (2006). Compressed sensing. *Information Theory, IEEE Transactions on*, 52(4):1289–1306.
- [9] Donoho, D., Tsai, Y., Drori, I., and Starck, J.-L. (2012). Sparse solution of underdetermined systems of linear equations by stagewise orthogonal matching pursuit. *Information Theory, IEEE Transactions on*, 58(2):1094–1121.
- [10] Figueiredo, M. A. T., Nowak, R. D., and Wright, S. J. (2007). Gradient projection for sparse reconstruction: Application to compressed sensing and other inverse problems. Technical report, IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing.
- [11] Gil-Pérez, B., Zarco-Tejada, P. J., Correa-Guimaraes, A., Relea-Gangas, E., Navas-García, L., Hernández-Navarro, S., Sanz-Requena, J., Berjon, A., and Martín-Gil, J. (2015). Remote sensing detection of nutrient uptake in vineyards using narrow-band hyperspectral imagery. *VITIS-Journal of Grapevine Research*, 49(4):167.
- [12] Goetz, A. F. (2009a). Three decades of hyperspectral remote sensing of the earth: A personal view. *Remote Sensing of Environment*, 113, Supplement 1:S5 – S16. Imaging Spectroscopy Special Issue.

-
- [13] Goetz, A. F. (2009b). Three decades of hyperspectral remote sensing of the earth: A personal view. *Remote Sensing of Environment*, 113, Supplement 1:S5 – S16. Imaging Spectroscopy Special Issue.
- [14] Hagen, N., Kester, R. T., Gao, L., and Tkaczyk, T. S. (2012). Snapshot advantage: a review of the light collection improvement for parallel high-dimensional measurement systems. *Optical Engineering*, 51(11):111702–1.
- [15] Jadhav, B. and Patil, P. (2014). Hyperspectral remote sensing for agricultural management: A survey. *International Journal of Computer Applications*, 106(7).
- [16] Kittle, D., Choi, K., Wagadarikar, A., and Brady, D. J. (2010). Multiframe image estimation for coded aperture snapshot spectral imagers. *Appl. Opt.*, 49(36):6824–6833.
- [17] Laska, J. N., Boufounos, P. T., Davenport, M. A., and Baraniuk, R. G. (2011). Democracy in action: Quantization, saturation, and compressive sensing. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 31(3):429 – 443.
- [18] Lu, G. and Fei, B. (2014). Medical hyperspectral imaging: a review. *Journal of Biomedical Optics*, 19(1):010901.
- [19] Mahajan, G., Sahoo, R., Pandey, R., Gupta, V., and Kumar, D. (2014). Using hyperspectral remote sensing techniques to monitor nitrogen, phosphorus, sulphur and potassium in wheat (*triticum aestivum* l.). *Precision Agriculture*, 15(5):499–522.
- [20] Nellis, M. D., Price, K. P., and Rundquist, D. (2009). Remote sensing of cropland agriculture. *The SAGE Handbook of Remote Sensing*, 1:368–380.
- [21] Pearlman, J., Barry, P., Segal, C., Shepanski, J., Beiso, D., and Carman, S. (2003). Hyperion, a space-based imaging spectrometer. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 41(6):1160–1173.
- [22] Ray, S. S., Singh, J., and Panigrahy, S. (2010). Use of hyperspectral remote sensing data for crop stress detection: Ground-based studies. *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Science*, 38(Part 8).
- [23] Romberg, J. (2008). Imaging via compressive sampling. *Signal Processing Magazine, IEEE*, 25(2):14–20.
- [24] Rueda, H. F., Parada, A., and Arguello, H. (2014). Spectral resolution enhancement of hyperspectral imagery by a multiple-aperture compressive optical imaging system. *Ingenieria e investigacion*, 34:50 – 55.
- [25] Rueda Chacon, H. F. and Arguello Fuentes, H. (2013). Spatial super-resolution in coded aperture- based optical compressive hyperspectral imaging systems. *Revista Facultad de Ingenieria Universidad de Antioquia*, pages 7 – 18.
- [26] Wagadarikar, A., John, R., Willett, R., and Brady, D. (2008). Single disperser design for coded aperture snapshot spectral imaging. *Appl. Opt.*, 47(10):B44–B51.
- [27] Wu, Y., Mirza, I. O., Arce, G. R., and Prather, D. W. (2011). Development of a digital-micromirror-device-based multishot snapshot spectral imaging system. *Optics letters*, 36(14):2692–2694.

BIBLIOGRAFÍA

Arce, G., Brady, D., Carin, L., Arguello, H., and Kittle, D. (2014). Compressive coded aperture spectral imaging: An introduction. *Signal Processing Magazine, IEEE*, 31(1):105–115.

Arguello, H. and Arce, G. (2013). Rank minimization code aperture design for spectrally selective compressive imaging. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 22(3):941–954.

Arguello, H. and Arce, G. (2014). Colored coded aperture design by concentration of measure in compressive spectral imaging. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 23(4):1896–1908.

Arguello, H. and Arce, G. R. (2011). Code aperture optimization for spectrally agile compressive imaging. *JOSA A*,

Baraniuk, R. G. (2007). Compressive sensing. *IEEE signal processing magazine*, 24(4).

Candès, E. J. et al. (2006). Compressive sampling. *Proceedings of the international congress of mathematicians*, 3:1433–1452.

Doherty, D. and Hewlett, G. (1998). Pulse width modulation control of dlp projectors. *TI Technical Journal*, 15(3):115–121.

Donoho, D. (2006). Compressed sensing. *Information Theory, IEEE Transactions on*, 52(4):1289–1306.

Donoho, D., Tsaig, Y., Drori, I., and Starck, J.-L. (2012). Sparse solution of underdetermined systems of linear equations by stagewise orthogonal matching pursuit. *Information Theory, IEEE Transactions on*, 58(2):1094–1121.

Figueiredo, M. A. T., Nowak, R. D., and Wright, S. J. (2007). Gradient projection for sparse reconstruction: Application to compressed sensing and other inverse problems. Technical report, IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing.

Gil-Pérez, B., Zarco-Tejada, P. J., Correa-Guimaraes, A., Relea-Gangas, E., Navas-Garcia, L., Hernández-Navarro, S., Sanz-Requena, J., Berjon, A., and Martín-Gil, J. (2015). Remote sensing detection of nutrient uptake in vineyards using narrow-band hyperspectral imagery. *VITIS-Journal of Grapevine Research*, 49(4):167.

Goetz, A. F. (2009a). Three decades of hyperspectral remote sensing of the earth: A personal view. *Remote Sensing of Environment*, 113, Supplement 1:S5 – S16. Imaging Spectroscopy Special Issue.

Goetz, A. F. (2009b). Three decades of hyperspectral remote sensing of the earth: A personal view. *Remote Sensing of Environment*, 113, Supplement 1:S5 – S16. Imaging Spectroscopy Special Issue.

Hagen, N., Kester, R. T., Gao, L., and Tkaczyk, T. S. (2012). Snapshot advantage: a review of the light collection improvement for parallel high-dimensional measurement systems. *Optical Engineering*, 51(11):111702–1.

Jadhav, B. and Patil, P. (2014). Hyperspectral remote sensing for agricultural management: A survey. *International Journal of Computer Applications*, 106(7).

Kittle, D., Choi, K., Wagadarikar, A., and Brady, D. J. (2010). Multiframe image estimation for coded aperture snapshot spectral imagers. *Appl. Opt.*, 49(36):6824–6833.

Laska, J. N., Boufounos, P. T., Davenport, M. A., and Baraniuk, R. G. (2011). Democracy in action: Quantization, saturation, and compressive sensing. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 31(3):429 – 443.

Lu, G. and Fei, B. (2014). Medical hyperspectral imaging: a review. *Journal of Biomedical Optics*, 19(1):010901.

Mahajan, G., Sahoo, R., Pandey, R., Gupta, V., and Kumar, D. (2014). Using hyperspectral remote sensing techniques to monitor nitrogen, phosphorus, sulphur and potassium in wheat (*triticum aestivum* L.). *Preci*

Nellis, M. D., Price, K. P., and Kunauqui, D. (2009). Remote sensing of cropland agriculture. *The SAGE Handbook of Remote Sensing*, 1:368–380.

Pearlman, J., Barry, P., Segal, C., Shepanski, J., Beiso, D., and Carman, S. (2003). Hyperion, a space-based imaging spectrometer. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 41(6):1160–1173.

Ray, S. S., Singh, J., and Panigrahy, S. (2010). Use of hyperspectral remote sensing data for crop stress detection: Ground-based studies. *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Science*, 38(Part 8).

Romberg, J. (2008). Imaging via compressive sampling. *Signal Processing Magazine, IEEE*, 25(2):14–20.

Rueda, H. F., Parada, A., and Arguello, H. (2014). Spectral resolution enhancement of hyperspectral imagery by a multiple-aperture compressive optical imaging system. *Ingenieria e investigacion*, 34:50 – 55.

Rueda Chacon, H. F. and Arguello Fuentes, H. (2013). Spatial super-resolution in coded aperture- based optical compressive hyperspectral imaging systems. *Revista Facultad de Ingenieria Universidad de Antioquia*, pages 7 – 18.

Wagadarikar, A., John, R., Willett, R., and Brady, D. (2008). Single disperser design for coded aperture snapshot spectral imaging. *Appl. Opt.*, 47(10):B44–B51.

Wu, Y., Mirza, I. O., Arce, G. R., and Prather, D. W. (2011). Development of a digital-micromirror-device-based multishot snapshot spectral imaging system. *Optics letters*, 36(14):2692–2694.