DISEÑO DE UN SISTEMA BASADO EN LA TEORÍA DE MUESTREO COMPRESIVO, PARA LA ADQUISICIÓN DE LA ESTRUCTURA TRIDIMENSIONAL Y RESPUESTA ESPECTRAL DE LA SUPERFICIE DE UN OBJETO USANDO LUZ ESTRUCTURADA

Elkin David Díaz Plata

Universidad Industrial de Santander
Facultad de Ingenierías Físico-mecánicas
Escuela de Ingeniería de Sistemas e informática
Maestría en Ingeniería de Sistemas e informática
Bucaramanga
2018

DISEÑO DE UN SISTEMA BASADO EN LA TEORÍA DE MUESTREO COMPRESIVO, PARA LA ADQUISICIÓN DE LA ESTRUCTURA TRIDIMENSIONAL Y RESPUESTA ESPECTRAL DE LA SUPERFICIE DE UN OBJETO USANDO LUZ ESTRUCTURADA

Elkin David Díaz Plata
Cod: **2169090**

Trabajo de Investigación para optar por el título de:
Magíster en Ingeniería de sistemas e informática

Director:
Henry Arguello Fuentes
PhD. Electrical and Computer Engineering

Codirector:
Jaime Enrique Meneses
PhD. Nanometrologie et Sciences de Vivants

Universidad Industrial de Santander
Facultad de Ingenierías Físico-mecánicas
Escuela de Ingeniería de Sistemas e informática
Maestría en Ingeniería de Sistemas e informática
Bucaramanga
2018

Contenidos

Introducción **8**

1 Marco Conceptual **10**
1.1 Imágenes espectrales 10
1.2 Métodos de adquisición 11
1.2.1 Adquisición espacial 11
1.2.2 Adquisición espectral 12
1.2.3 Adquisición sin escaneo 12
1.2.4 Adquisición espacio-espectral 12
1.3 Teoría de muestreo compresivo 13
1.4 Sistema basado en la codificación espacial CASSI 14
1.5 Reconstrucción 3D superficial 16
1.6 Reconstrucción 3D usando luz estructurada 16
1.7 Franjas Sinusoidales 17

2 Sistema de adquisición tridimensional + espectral 4D **20**
2.1 Representación de información Tridimensional Espectral 4D 21
2.2 Arquitectura óptica 22
2.2.1 Proceso de muestreo 22
2.2.2 Proceso de Reconstrucción Compresiva de Fase 26

3 Simulaciones y Resultados **28**

Bibliografía **37**

Resumen

TÍTULO: DISEÑO DE UN SISTEMA BASADO EN LA TEORÍA DE MUESTREO COMPRESIVO PARA LA ADQUISICIÓN DE LA ESTRUCTURA TRIDIMENSIONAL Y RESPUESTA ESPECTRAL DE LA SUPERFICIE DE UN OBJETO USANDO LUZ ESTRUCTURADA. [1]

AUTOR: ELKIN DAVID DÍAZ PLATA [2]

PALABRAS CLAVE: Luz estructurada, Simulación, Muestreo compresivo, Reconstrucción tridimensional, Imágenes espectrales.

DESCRIPCIÓN:

En los últimos años se ha buscado incrementar la cantidad de datos que una cámara es capaz de capturar sobre una escena tales como la información espectral, temporal y tridimensional. La información espectral es obtenida a través de sensores especializados que permiten adquirir la respuesta espectral de un objeto en cada posición espacial. Esta información es ampliamente usada en campos como la agricultura y la inspección en la calidad de alimentos. Generalmente, estos cubos contienen una gran cantidad de datos compresibles. Por esto, técnicas como el muestreo compresivo pueden ser utilizadas para obtener imágenes espectrales con una alta probabilidad usando menos muestras comparadas con las requeridas por el criterio de muestreo de Nyquist. Los datos espectrales asociados con la información espacial bidimensional (2D) proporcionan un medio útil para la identificación y caracterización de objetos. Sin embargo, en aplicaciones industriales (metrología, automóvil), actividades como la arqueología, arquitectura, ingeniería, y entretenimiento (en la producción de películas y videojuegos) es necesaria una estructura tridimensional para realizar una caracterización e identificación completa del objeto. La luz estructurada es un método que a través de la proyección, deformación y captura de patrones de luz de un objeto permite reconstruir una estructura tridimensional.
Teniendo en cuenta las ventajas de la técnica de muestreo compresivo en la reducción de la cantidad de datos a capturar en un modelo tridimensional espectral 4D, la presente tesis de investigación introduce el diseño y simulación de un sistema basado en la teoría de muestreo compresivo para la adquisición simultánea de la estructura 3D y respuesta espectral de la superficie de un objeto usando luz estructurada.

[1] Trabajo de Investigación

[2] Facultad de Ingenierías Fisicomecánicas. Escuela de Ingeniería de Sistemas e Informática. Director, PhD, Henry Arguello Fuentes. Codirector, PhD, . Jaime Enrique Meneses.

Abstract

TITLE: : DESIGN OF A SYSTEM BASED ON THE THEORY OF COMPRESSIVE SAMPLING, FOR THE ACQUISITION OF THE THREE-DIMENSIONAL STRUCTURE AND SPECTRAL RESPONSE OF THE SURFACE OF AN OBJECT USING STRUCTURED LIGHT [3]

AUTHOR: ELKIN DAVID DÍAZ PLATA [4]

KEYWORDS: Structured light, Simulation, Compressive Sensing, Three-dimensional Reconstruction, Spectral Images.

DESCRIPTION:

In recent years it has been sought to increase the amount of data that a camera is able to capture on a scene such as spectral, temporal and three-dimensional information. The spectral information is obtained through specialized sensors that allow to acquire the spectral response of an object in each spatial position. This information is widely used in fields such as agriculture and food quality inspection. Generally, these cubes contain a large amount of compressible data. For this reason, techniques such as compressive sampling can be used to obtain spectral images with a high probability using fewer samples compared with those required by the Nyquist sampling criterion. The spectral data associated with two-dimensional (2D) spatial information provide a useful means for the identification and characterization of objects. However, in industrial applications (metrology, automobile), activities such as archeology, architecture, engineering, and entertainment (in the production of films and video games) a three-dimensional structure is necessary to carry out a characterization and complete identification of the object. The structured light is a method that through the projection, deformation and capture of light patterns of an object allows to reconstruct a three-dimensional structure.
Taking into account the advantages of the compressive sampling technique in reducing the amount of data to be captured in a 4D spectral model, this research thesis introduces the design and simulation of a system based on the theory of compressive sampling for the simultaneous acquisition of the 3D structure and spectral response of the surface of an object using structured light.

[3] Research Work

[4] Faculty of Physical-Mechanics Engineering. Advisor, PhD, Henry Arguello Fuentes. Co-director PhD, Jaime Enrique Meneses.

Introducción

Las imágenes espectrales son adquiridas recopilando información espacial a lo largo de todo el espectro electromagnético, donde cada captura representa un rango del espectro, creando así, un cubo espectral el cual es utilizado en aplicaciones de identificación de materiales, detección de anomalías y teledetección [1, 2]. La adquisición tradicional de imágenes espectrales realiza un barrido por la escena ya sea línea por línea espacial (pushbroom) [3] o línea por línea espectral (whiskbroom) [4], por lo tanto el tiempo y los costos de adquisición son proporcionales a la resolución espacial o espectral de la imagen a adquirir, rigiéndose por el criterio de muestreo de Shannon – Nyquist [5, 6, 7].

Por su parte, la teoría de muestreo compresivo (CS del inglés compressive sensing) establece que es posible reconstruir señales, como imágenes espectrales, con alta probabilidad a partir de un número inferior de muestras al establecido por el criterio de Shannon - Nyquist. Para lograrlo, CS aprovecha la redundancia de información de una imagen espectral para disminuir los costos en adquisición y almacenamiento de la información espectral. Por ello, CS ha sido aplicada en campos como tomografía computarizada, biología computacional y campos de luz [8, 9]. El proceso de adquisición de una imagen espectral utilizando CS se basa en la modulación de los rayos que inciden en el camino óptico usando una apertura de codificación y luego, son espectralmente separados por un elemento dispersor [5]. Finalmente, los rayos codificados son integrados en el detector. La reconstrucción de la señal original se lleva a cabo utilizando algoritmos de optimización inversos tales como GPSR, SPARSA y CSALSA [10]. La codificación de la información antes de ser capturada en el detector permite que los datos sean comprimidos y adquiridos en el mismo instante [11].

Los datos espectrales asociados con la información espacial bidimensional (2D) proporcionan un medio útil para la identificación y caracterización de objetos. Sin embargo, en aplicaciones industriales (metrología, automóvil), actividades como la arqueología, arquitectura, ingeniería, y entretenimiento (en la producción de películas y videojuegos) es necesaria una estructura tridimensional para realizar una caracterización e identificación completa del objeto. De esta manera, es necesario capturar y reconstruir la totalidad de los datos espaciales 3D (superficial). La reconstrucción 3D superficial se ocupa de la medida de las coordenadas (x, y, z) de puntos en la superficie de un objeto. Dado que la superficie de objetos en una escena es en general no planar, se describe en un espacio 3D, este problema es llamado reconstrucción 3D superficial. El resultado de la medición puede considerarse como un mapa de la profundidad o rango z en función de la posición (x, y) en un sistema de coordenadas cartesianas, y puede expresarse en la forma de ma-

triz digital $\{z_{ij} = (x_i, y_j), i = 1, 2..., L, j = 1, 2..., M\}$ [12]. Uno de los principales métodos para la captura de modelos 3D es basado en el uso de luz estructurada [12], es decir, iluminación o proyección activa de la escena con un patrón 2D especialmente diseñado de intensidad espacial variable [13]. Una cámara es utilizada para obtener una imagen 2D de la escena bajo la iluminación de luz estructurada. Si la escena es una superficie plana sin ninguna variación tridimensional, el patrón mostrado en la imagen adquirida es similar al del patrón proyectado. Sin embargo, cuando la superficie de la escena no es plana, la forma geométrica de la superficie distorsiona el patrón proyectado. El principio de captura de modelos 3D usando luz estructurada es extraer la forma de la superficie en base a la distorsión del patrón proyectado. Los perfiles 3D pueden calcularse utilizando principios y algoritmos que reciben la resolución y precisión en extraer la forma 3D de un objeto [14].

Los datos espectrales y tridimensionales conjuntos pueden ser útiles para la detección de formas de objetos y la clasificación de materiales en diversas aplicaciones de ingeniería y medicina. Puede tener una aplicación potencial para la detección de cáncer de piel, detección remota y formación de imágenes a través de medios turbios.

Teniendo en cuenta las ventajas de la técnica de muestreo compresivo en la reducción de la cantidad de datos a muestrear y la masiva cantidad de datos a capturar en un modelo tridimensional espectral 4D, esta tesis presenta el diseño y simulación de un sistema basado en la teoría de muestreo compresivo para la adquisición simultánea de la estructura 3D y respuesta espectral de la superficie de un objeto usando luz estructurada. Las simulaciones realizadas, demuestran que es posible emplear un sistema CASSI con el fin de obtener información espectral y de profundidad de un objeto sin necesidad de realizar una toma o disparo por cada banda espectral tal como lo hacen los sistemas de luz estructurada tradicionales. El análisis de las simulaciones realizadas muestran que es posible obtener modelos tridimensionales espectrales 4D con PSNR por encima de los 38 dB con radios de compresión iguales a 0.25, lo cual representa una reducción del 75% en las medidas que se tomarían al realizar el sensado con el tradicional criterio de Nyquist. Así mismo, las firmas espectrales obtenidas una vez realizada la reconstrucción del modelo tridimensional espectral 4D, son muy cercanas a las firmas del modelo original, lo cual permite realizar de manera satisfactoria un posterior proceso de clasificación o análisis espectral

1

Marco Conceptual

1.1 Imágenes espectrales

La espectroscopía estudia la interacción de un haz de luz de radiación electromagnética con la materia. Esta interacción produce que el haz incidente sufra modificaciones, las cuales, permiten extraer información sobre la estructura del material [15].

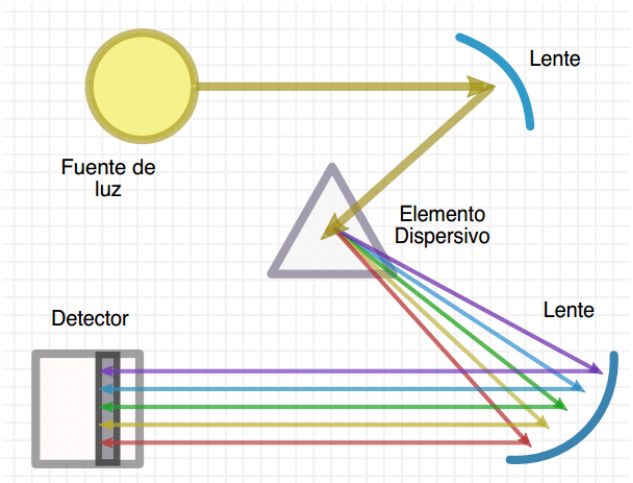


Figure 1.1: Esquema básico de un espectrómetro.

La figura 1.1 muestra la estructura interna de un espectrómetro, el cual consta de una fuente de luz, pasando por un lente que concentra el haz de luz sobre un elemento dispersivo. Este rayo pasa a través de un medio dispersivo que puede ser un prisma de vidrio el cual descompone la radiación incidente en sus diferentes longitudes de onda. Un segundo lente direcciona la radiación descompuesta en sus longitudes de onda para incidir sobre el detector que muestrea y registra las intensidades de diferentes componentes espectrales.

Las imágenes espectrales son un conjunto de datos conformados por dos dimensiones espaciales y una dimensión espectral. Tradicionalmente estas imágenes son capturadas por medio de espectrómetros que miden las propiedades de la luz en una determinada porción

del espectro electromagnético. De manera general, la información espectral representa la respuesta de una muestra ante la absorción o emisión de radiación electromagnética a ciertas longitudes de onda y cuya representación se hace por medio de los comúnmente llamados espectros. De esta manera, cada pixel de una imagen espectral está representado por un vector cuyas entradas corresponden a la intensidad en las diferentes bandas espectrales [16] en la figura 1.2 se ilustra una imagen espectral con dimensiones espaciales (x, y) y dimensión espectral (λ). Las imágenes espectrales son utilizadas principalmente en aplicaciones que involucran la detección y clasificación o identificación de objetos o propiedades con base en sus características espectrales en aplicaciones tales como agricultura [17], medio ambiente [2], farmacólogía, entre otras [3].

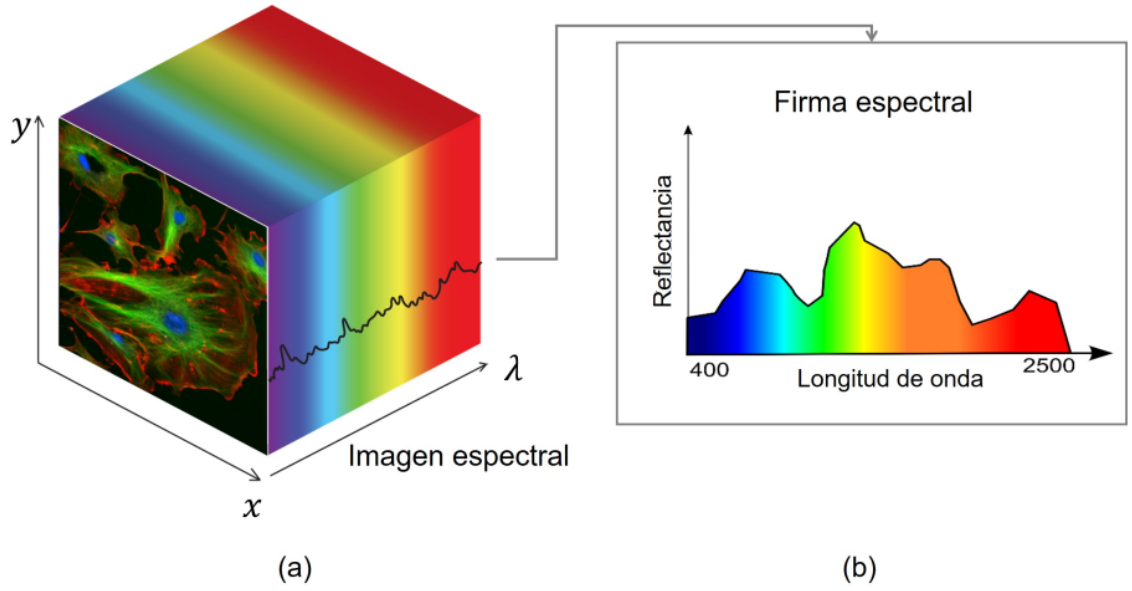


Figure 1.2: Ilustración de una imagen espectral. (a) cubo de datos espectral de dimensiones (x, y, λ) (b) Firma espectral de un pixel del cubo. Tomada de [18].

1.2 Métodos de adquisición

Si una escena es proyectada en un plano imagen y por cada pixel (x, y) se obtiene información espectral λ, se obtiene un cubo de información con variables (x, y, λ). Existen cuatro técnicas básicas para adquirir el conjunto de datos (x, y, λ) de un cubo espectral. La elección de la técnica depende de la aplicación específica, ya que cada técnica tiene ventajas y desventajas dependiendo del contexto.

1.2.1 Adquisición espacial

En la adquisición espacial, cada salida del sensor bidimensional (2D) representa una porción del espectro en una línea espacial completa (x, λ). Los dispositivos para la captura de imágenes espectrales (HSI, del inglés Hyperspectral Imaging) obtienen porciones del espectro proyectando una tira de la escena sobre una hendidura y dispersando la imagen de hendidura con un prisma o una rejilla [19]. Estos sistemas tienen el inconveniente de tener la imagen analizada por líneas con un escáner de barrido aumentando el tiempo de adquisición.

1.2.2 Adquisición espectral

En la adquisición espectral, cada salida de sensor 2D representa un mapa espacial (x, y) monocromático, un solo espectro o longitud de onda, de la escena. Los dispositivos HSI para la captura espectral se basan típicamente en filtros de paso de banda ópticos sintonizables o fijos. La escena se escanéa espectralmente intercambiando un filtro tras otro mientras la plataforma debe estar estacionaria reduciendo la resolución temporal y espacial [19].

1.2.3 Adquisición sin escaneo

En este método, una sola salida de sensor 2D contiene todos los datos espaciales (x, y) y espectrales (λ). Los dispositivos HSI producen el cubo de datos completo a la vez, sin ningún escaneo. Una sola toma representa una proyección en perspectiva del cubo de datos, desde el cual su estructura puede ser reconstruida [20]. Los beneficios más destacados de estos sistemas HSI de una sola captura es el mayor rendimiento de la luz y el menor tiempo de adquisición. Sin embargo, el esfuerzo computacional y los costos de fabricación son altos [21].

1.2.4 Adquisición espacio-espectral

En la adquisición espacio-espectral, cada salida de sensor 2D representa un mapa espacial (x, y) de la escena codificado en longitud de onda $(\lambda = \lambda(y))$. Un prototipo para esta técnica, introducido en 2014, consiste en una cámara a una distancia diferente de cero detrás de un espectroscopio de hendidura básica [22]. Los sistemas de exploración espacio-espectral avanzada pueden obtenerse colocando un elemento dispersivo antes de un sistema de adquisición espacial. La adquisición se puede lograr moviendo todo el sistema en relación con la escena, moviendo la cámara o moviendo la ranura. La adquisición espacio-espectral une algunas ventajas de la adquisición espacial y espectral, aliviando así algunas de sus desventajas [22].

La figura 1.3 ilustra los cuatro métodos de adquisición HSI vistos como secciones del cubo de datos con sus dimensiones espaciales (x, y) y una dimensión espectral λ.

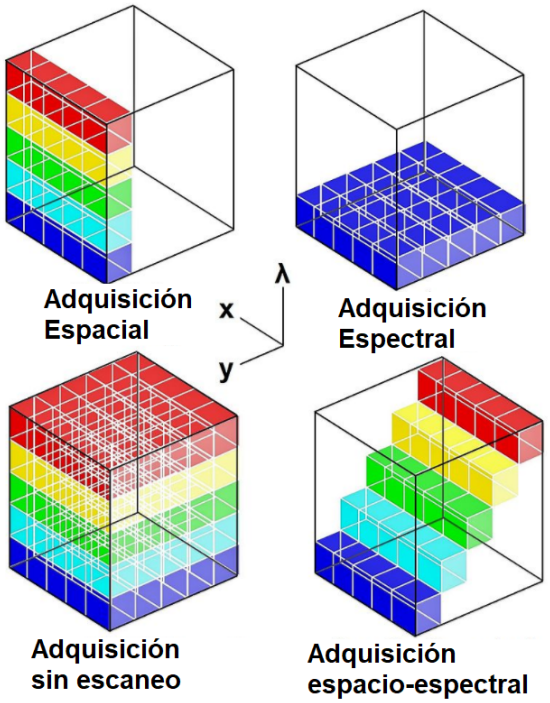


Figure 1.3: Técnicas de adquisición para la captura de imágenes espectrales.

1.3 Teoría de muestreo compresivo

Los avances científicos en el campo de adquisición y procesamiento de señales se han visto multiplicados desde mediados del siglo XX. Sin embargo, estos avances han tenido como base el teorema de muestreo Shannon - Nyquist, el cual establece que es posible reconstruir una señal, si esta es de banda limitada y la tasa de muestreo es superior al doble de su ancho de banda. Sin embargo, con la teoría de muestreo compresivo (CS, del inglés Compressive Sensing), se ha comprobado que el límite de la tasa de muestreo impuesto por el teorema de Shannon - Nyquist, puede ser en gran medida reducido reconstruyendo la señal con una alta probabilidad [23].

El muestreo espectral compresivo de imágenes (CSI, del inglés Compressive spectral imaging) detecta y reduce la dimensión de datos en un solo paso. Específicamente, CSI captura proyecciones 2D codificadas y dispersadas de la escena en lugar de la medición directa de los voxeles. Por lo tanto, se adquiere un número mucho menor de muestras en comparación con las técnicas tradicionales, lo que conduce a un aumento en la velocidad de detección [11]. Para recuperar el cubo de datos desde las mediciones comprimidas, CSI se apoya en dos principios: escasez, que caracteriza la escena espectral de interés, e incoherencia, que da forma a la estructura de detección[24, 25].

La escasez indica que una HSI puede ser representada de forma escaza en una base de representación. Formalmente, una imagen espectral $\mathbf{F} \in \mathbb{R}^{N\times N\times L}$ con $N \times N$ pixeles espaciales y L bandas espectrales o su representación en vector $\mathbf{f} \in \mathbb{R}^{N\cdot N\cdot L}$, es $S-$escasa en una base $\in \mathbb{R}^{N\times N\times L}$, si $\mathbf{f} = \theta$ puede ser aproximada por una combinación líneal de S vectores de con $S \ll (N \cdot N \cdot L)$. Por ende, $\mathbf{f}$ puede ser reconstruida a partir de m

proyecciones con alta probabilidad cuando $m \gtrsim S\log(N \cdot N \cdot L) \ll (N \cdot N \cdot L)$ [26].

Las proyecciones CSI pueden modelarse como $\mathbf{g} = \mathbf{Hf} = \mathbf{H}\theta = \mathbf{A}\theta$,
$\mathbf{A} = \mathbf{H}$, donde $\mathbf{g}$ es el conjunto de medidas en forma vectorial y $\mathbf{H}$ es conocida como la matriz de muestreo del sistema cuyas entradas están determinadas por la configuración óptica CSI [11, 27]. La recuperación de imágenes espectrales CSI consiste en encontrar una representación $S-$escasa de $\mathbf{f}$, en alguna base . La representación escasa puede ser obtenida minimizando la función de costo dado por $\|\mathbf{g} - \mathbf{A}\theta\|_\mathbf{2} + \tau\|\theta\|_\mathbf{1}$, donde τ es una constante de regularización[11, 24], $\|\quad\|_1$ denota la norma ℓ_1 y es un término regularizador para promover la escasez. La matriz $\mathbf{A}$ debe satisfacer la propiedad de restricción isométrica (RIP) con el fin de obtener una estimación fiable de la imagen espectral original. La RIP establece las condiciones necesarias para $\mathbf{A}$ de tal manera que la norma ℓ_2 de la imagen espectral 3D es conservada bajo la transformación $\mathbf{A}\theta$. Además, la RIP determina el número mínimo de proyecciones comprimidas necesarias para una reconstrucción correcta [11].

Con el fin de adquirir las mediciones comprimidas, los dispositivos CSI usualmente emplean un elemento óptico de codificación y un elemento dispersivo para obtener los componentes espectrales de la imagen. Diferentes dispositivos CSI han sido desarrollados recientemente y se pueden dividir en tres clases:

- Sistemas basados en la codificación espacial, tales como el sistema de adquisición de imágenes espectrales basado en una apertura codificada de única captura (CASSI) [28].

- Sistemas basados en la codificación espectral, tales como el dispersivo dual CASSI (DD-CASSI) [7] o adquisición de imágenes espectrales utilizando codificación espacio-espectral (SSCSI) [29].

- Sistemas con un enfoque teórico para el muestreo espectral compresivo de imágenes, tales como apertura codificada hiperespectral (HYCA) [30].

1.4 Sistema basado en la codificación espacial CASSI

En general CASSI es una arquitectura óptica de muestreo compresivo, la cual codifica un cubo de datos $f_0(x, y, \lambda)$ por medio de una apertura codificada $T(x, y)$. La figura 1.4 muestra un sistema de adquisición tradicional, donde (x, y) son las coordenadas espaciales y λ es la longitud de onda. Denotando el patrón de la ℓ-ésima apertura codificada como $T^\ell(x, y)$, el cubo de datos después de ser modulado espacialmente por la apertura codificada, es representada como, $f_1(x, y, \lambda) = T^\ell(x, y)f_0(x, y, \lambda)$. El patrón $T^\ell(x, y)$ es diseñado como una matriz de pixeles de tamaño similar a los pixeles del detector. Las aperturas codificadas pueden ser implementadas usando máscaras litográficas [31] o usando arreglos de espejos electrónicamente ajustables (DMD) [32, 33]. Así, $T^\ell(x, y)$ puede ser descrito como,

$$T^\ell(x, y) = \sum_{i,j} T^\ell_{i,j} rect(\frac{x}{\Delta} - i, \frac{y}{\Delta} - j), \tag{1.1}$$

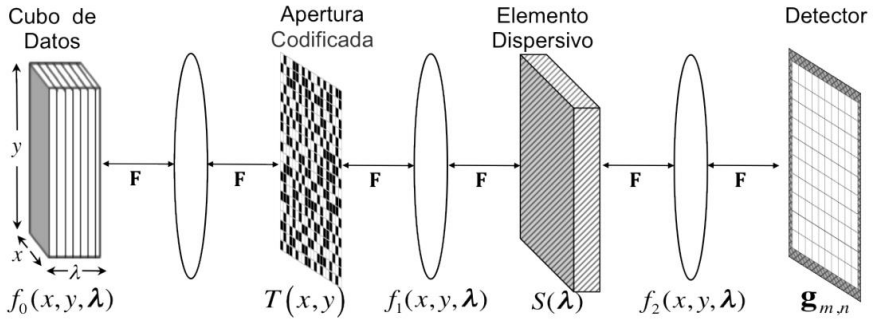


Figure 1.4: Esquema óptico del CASSI donde es posible observar el proceso de muestreo.

donde $T_{i,j}^{\ell}$ es el valor binario en el elemento (i, j) de la ℓ-ésima apertura codificada y la función "rect" hace referencia a la llamada función ventana unitaria. El campo codificado resultante $f_1(x, y, \lambda)$ es modificado por el elemento dispersivo (prisma) antes de que haga contacto con el sensor.

El campo $f_2(x, y, \lambda)$ se puede expresar como:

$$f_2(x, y, \lambda) = T^{\ell}(x', y')f_0(x', y', \lambda) \times \delta(x' - (x - S(\lambda)))\delta(y' - y)dx'dy', \tag{1.2}$$

donde $(x-S(\lambda))\delta(y'-y)$ es la respuesta óptica del sistema al impulso y $S(\lambda) = \alpha(\lambda)(\lambda - \lambda_c)$ es la dispersión introducida por el prisma a lo largo del eje x, a cual está centrada en la longitud de onda λ_c y tiene coeficiente de dispersión $\alpha(\lambda)$ [26]. La imagen resultante en el sensor es la integración del campo $f_2(x, y, \lambda)$ sobre el rango de sensibilidad de espectral del detector (Λ) que puede ser representado como $g(x, y) = \int_{\Lambda} f(x, y, \lambda)d\lambda$. Asumiendo que los elementos ópticos son ideales, la energía frente al detector 2D puede ser expresada como:

$$g(x, y) = \int_{\Lambda} T^{\ell}(x - S(\Lambda), y)f_0(x - S(\Lambda), y, \Lambda)d\Lambda \tag{1.3}$$

El Sistema de adquisición de imágenes espectrales basado en una apertura codificada de Única Captura (CASSI) es un ejemplo de sensor HSI que permite obtener medidas comprimidas [28]. La arquitectura CASSI muestrea una escena espacio-espectral mediante el uso de un pequeño conjunto de proyecciones 2D, las cuales requieren menores recursos, implicando menores costos. La figura 1.5 ilustra la arquitectura CASSI 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). Las proyecciones medidas en el CASSI pueden ser representadas de forma matricial como $\mathbf{y} = \mathbf{Hf}$, donde $\mathbf{H}$ es una matriz de tamaño $N(N + L - 1) \times (N \cdot N \cdot L)$ cuya estructura se determina por

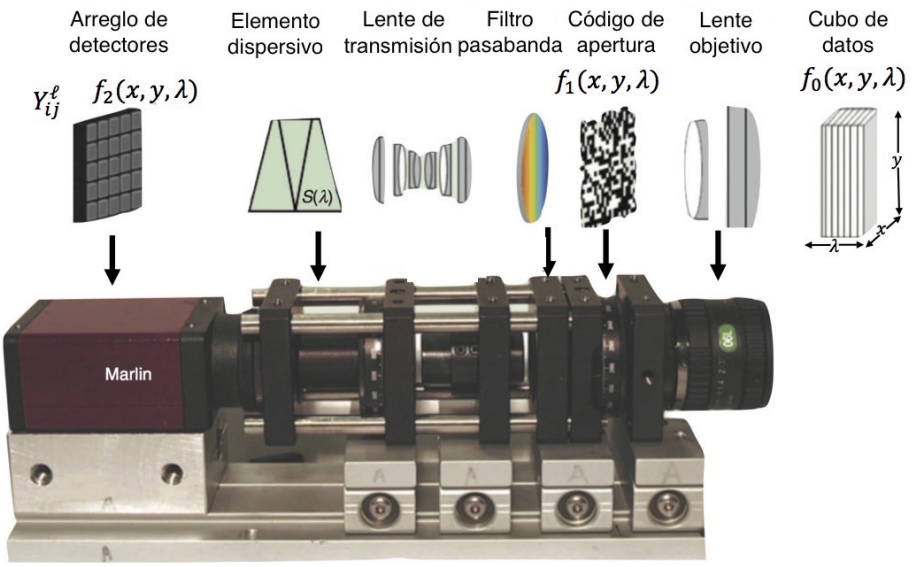


Figure 1.5: Los componentes ópticos básicos del CASSI son el código de apertura, el elemento dispersivo y el arreglo de detectores. Tomada de [11]

las aperturas codificadas y el elemento dispersivo. La arquitectura CASSI se ha modificado recientemente para admitir múltiples capturas con diferentes patrones de aperturas codificadas produciendo un problema inverso mejor condicionado en comparación con la arquitectura de única captura de imágenes espectrales y por tanto mejora la recuperación de la imagen espectral [11, 34, 35, 36]. La intensidad medida en el (j, ℓ)-ésimo píxel del detector puede expresarse como:

$$Y_{j\ell}^{i} = \sum_{k=0}^{L-1} F_{j(\ell+k)k} T_{j(\ell+k)}^{i} + w_{j\ell}, \tag{1.4}$$

donde j y ℓ indexan las coordenadas espaciales en la i-ésima captura o diparo , y k indica la k-ésima banda espectral; la expresión $(\ell + k)$ refleja el efecto de dispersión ya que cada banda espectral se desplaza espacialmente en proporción al índice de longitud de onda k.

1.5 Reconstrucción 3D superficial

Las cámaras tradicionales y los sensores de imagen son capaces de adquirir sólo imágenes 2D que carecen de la información de profundidad 3D. Esta caracteristica limita en gran medida la capacidad de percibir y comprender la complejidad de los objetos del mundo real. Existen técnicas que son capaces de adquirir datos 3D, es decir, valores de alguna propiedad de un objeto 3D, tales como la distribución de densidad, como función de las coordenadas 3D (x, y, z).

1.6 Reconstrucción 3D usando luz estructurada

Uno de los principales métodos para la captura de modelos 3D es basado en el uso de luz estructurada, es decir, Iluminación o proyección activa de la escena con un patrón 2D

especialmente diseñado de intensidad espacial variable. Como se ilustra en la figura 1.6, se genera una iluminación estructurada 2D especialmente diseñado de intensidad espacial variable mediante un proyector especial o una fuente de luz modulada por un modulador espacial de luz. Los patrones de proyección de luz estructurada descritos en este documento son patrones 2D.

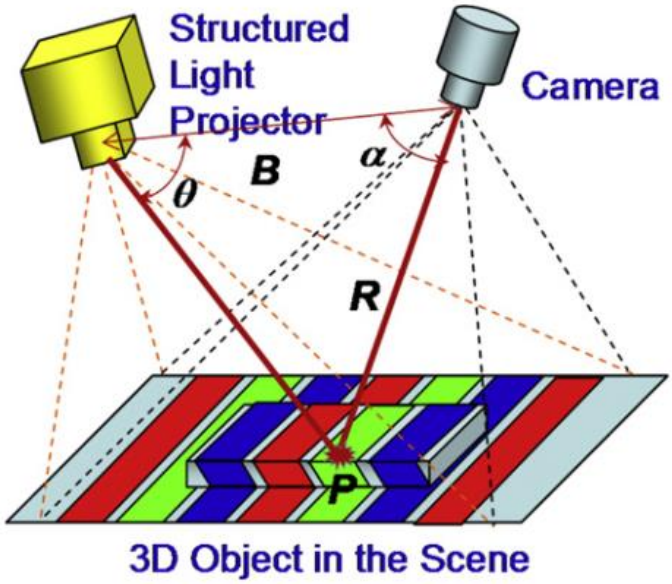


Figure 1.6: Proceso de adquisición 3D superficial usando el método de la luz estructurada. Tomado de [12]

Como se muestra en la figura 1.6, la relación geométrica entre una cámara, un proyector de luz estructurada y un punto de la superficie tridimensional del objeto puede expresarse mediante el principio de triangulación como:

$$R = B\frac{sin(\theta)}{sin(\alpha + \theta)} \tag{1.5}$$

La clave para la reconstrucción 3D superficial basada en triangulación es la técnica utilizada para diferenciar un solo punto luminoso proyectado de la imagen adquirida bajo un patrón de proyección 2D.

1.7 Franjas Sinusoidales

Un tipo especial de luz estructurada consta de un patrón 2D de intensidad luminosa cuyo perfil en intensidad en una función sinusoidal. Cuando se proyecta un patrón de franjas sinusoidales sobre la superficie del objeto, la imagen adquirida por la cámara puede escribirse como:

$$I(x, y) = A(x, y) + B(x, y)cos(\phi(x, y)) \tag{1.6}$$

donde A define el fondo continuo y depende de la iluminación ambiental, B mide el contraste de las franjas y depende de la reflectividad del objeto. ϕ determina la distorsión de las franjas y depende de la topografía del objeto y de los datos del montaje experimental.

La distorsión de las franjas, causada por la forma geométrica de la superficie, altera la fase $\phi(x, y)$ de las franjas. El cambio de fase es un método bien conocido de proyección de franjas para la reconstrucción 3D superficial. Para extraer la información 3D de los puntos de la superficie digitalizados por la cámara se debe realizar un procesamiento digital de imágenes para calcular $\phi(x, y)$ de la imagen $I(x, y)$ adquirida. Por cada pixel x, y de la imagen adquirida por la ecuación 1.6 existen 3 incógnitas, A, B y ϕ. Para resolver esta ecuación se requiere al menos 3 datos linealmente independientes obtenidos de un conjunto de patrones sinusoidales que se proyecta sobre la superficie del objeto. Un ejemplo de un patrón generado es ilustrado en la figura 1.7. Las intensidades para cada píxel (x, y) de los tres patrones de franja proyectados y adquiridos por la cámara se describen como:

$$I_1(x, y) = A(x, y) + B(x, y)cos(\phi(x, y)), \tag{1.7}$$

$$I_2(x, y) = A(x, y) + B(x, y)cos(\phi(x, y) + \theta), \tag{1.8}$$

$$I_3(x, y) = A(x, y) + B(x, y)cos(\phi(x, y) + 2\theta), \tag{1.9}$$

donde $I_1(x, y), I_2(x, y)$ y $I_3(x, y)$ son las intensidades de los tres patrones adquiridos que corresponden a los corrimientos de fase $0, \theta, 2\theta$, respectivamente. Como se observa en la figura 1.7 un término $+\theta$ introduce un corrimiento del perfil sinusoidal hacia la izquierda del eje. Tradicionalmente se utiliza $\theta = \frac{\pi}{2}$. La información de fase $\phi(x, y)$ se puede recuperar a partir de las intensidades en los tres patrones de franja adquiridos:

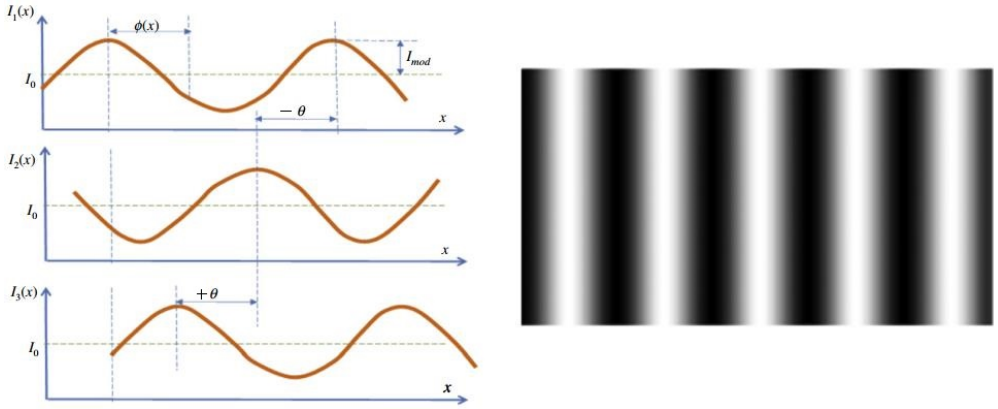


Figure 1.7: Cambio de fase con tres patrones de proyección y un ejemplo de un patrón de franjas

$$\phi^{'} = arctan\left[\frac{I_1(x, y) + I_3(x, y) - 2I_2(x, y)}{I_1(x, y) - I_3(x, y)}\right] \tag{1.10}$$

La ecuación 1.10 permite obtener la distribución de fase ϕ acotada entre $[-\pi, \pi]$ debido a la función arco tangente. Las discontinuidades de la función arco tangente en 2π puede eliminarse sumando o restando múltiplos de 2π en los valores de $\phi(x, y)$. El proceso de desenrollado de fase es ilustrado en la figura 1.8:

$$\phi(x, y) = \phi^{'}(x, y) + 2k\pi \tag{1.11}$$

donde k es un número entero que representa el período de proyección. Este procedimiento es llamado desenvolvimiento de fase (en inglés phase *unwrapping method*). Nótese que

los métodos de desenvolvimiento sólo proporcionan un desenrollo relativo en la fase y no permiten obtener la fase absoluta. Se concluye que la fase $\phi(x, y)$ posee información de la topografía de la superficie y se calcula proyectando tres sistemas de franjas corridas $-\frac{2\pi}{3}, 0, \frac{2\pi}{3}$ sobre la superficie del objeto o escena y con las imágenes adquiridas I_1, I_2 y I_3 se determina la fase $\phi(x, y)$ usando las ecuaciones (1.10) y (1.11). Una relación empírica $z = f(\theta)$ permite convertir $\phi(x, y)$ en $z(x, y)$. $f(\theta)$ tradicionalmente se describe como un polinomio de orden 2 cuyos coeficientes son calculados previamente utilizando un proceso de calibración. De esta manera, cada pixel (x, y) posee una información z de la superficie [37].

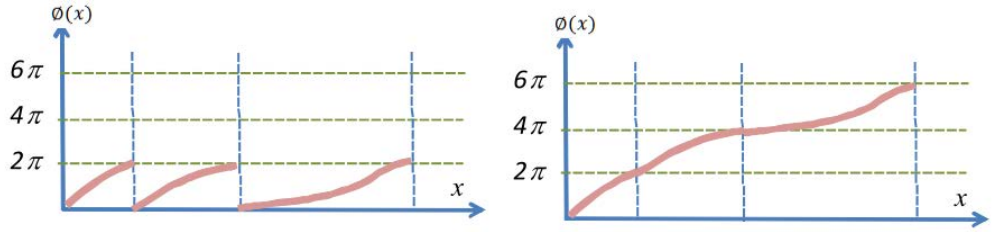


Figure 1.8: Ilustración del proceso de desenrollado de fases

Actualmente se emplea un video proyector para proyectar los sistemas de franjas. El conjunto video proyector y cámara es llamado cámara 3D

2

Sistema de adquisición tridimensional + espectral 4D

El sistema propuesto, basado en la teoría de muestreo compresivo para la adquisición de la estructura tridimensional y respuesta espectral de la superficie de un objeto usando luz estructurada se presenta a continuación. La figura 2.1 presenta el esquema general del proceso de adquisición propuesto. Específicamente, una serie de patrones sinusoidales desfasados son proyectados sobre una escena con un objeto 3D para después ser capturado con un sistema CASSI. Una vez el sistema CASSI muestrea la escena, un proceso de reconstrucción individual es llevado a cabo con el propósito de obtener la respuesta espectral codificada con los patrones deformados por la estructura tridimensional del objeto. Finalmente, usando las reconstrucciones anteriores, el cubo 4D es obtenido a partir del algoritmo de fase a tres pasos. La organización de esta sección es la siguiente: primero se describe la representación matemática de un cubo tridimensional espectral 4D, seguidamente la arquitectura óptica es definida a través de la configuración de la escena y el modelo matemático de muestreo y reconstrucción. Finalmente una representación matricial del proceso es deducida.

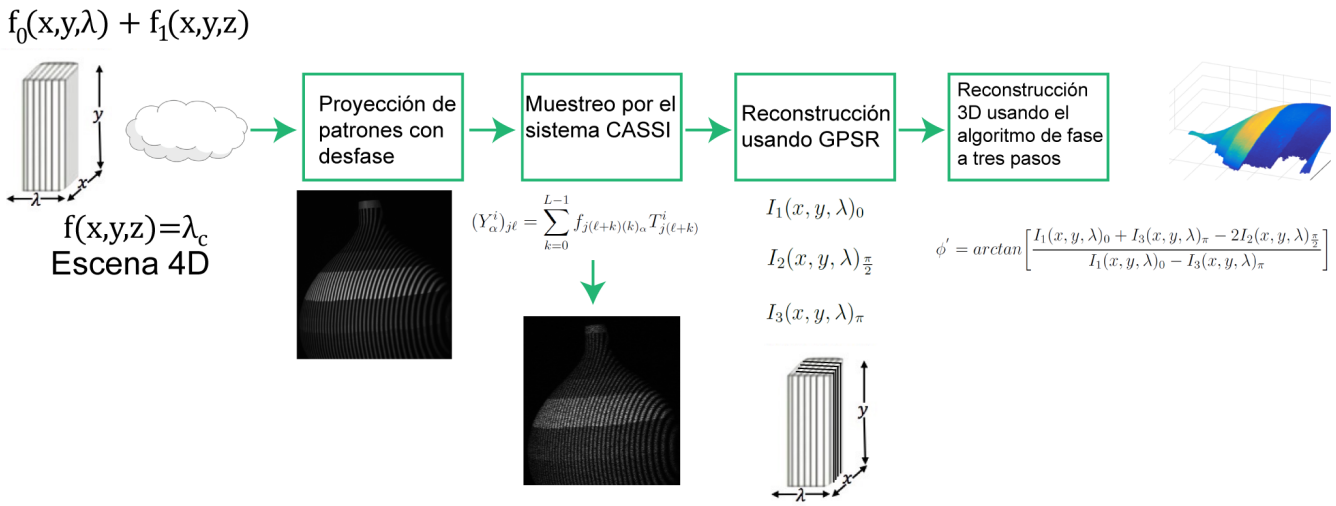


Figure 2.1: Diagrama de flujo de la arquitectura propuesta.

2.1 Representación de información Tridimensional Espectral 4D

Debido a que este trabajo se enfoca en la adquisición de información espacial en tres dimensiones e información espectral, se requiere una representación matemática de esta información 4D. Sea $\mathbf{F} \in \mathbb{R}^{N \times N \times D \times L}$ un modelo tridimensional espectral 4D con resolución espacial y profundidad de $N \times N \times D$ pixeles y L bandas espectrales. Ya que esta definición contempla las 4 dimensiones en una sola estructura de datos $\mathbf{F}$, no es posible ilustrar toda la información 4D. Específicamente, un modelo tridimensional + espectral (4D) es ilustrado como una función

$$f(x, y, z) = \lambda_c, \tag{2.1}$$

donde x, y indexa la información espacial, z indexa la información de profundidad y finalmente λ_c es el valor de intensidad reflejada en la longitud de onda c. De esta forma, para cada longitud de onda c existirá un modelo tridimensional $f(x, y, z)$ que mostrará el conjunto de intensidades de esta longitud de onda. Considere, por ejemplo, los datos 4D que se muestran en la figura 2.2, donde se ilustran la forma de la superficie 3D y la información espectral. Cada modelo 3D mostrado en la figura contiene la información espectral de una longitud de onda especifica, de esta forma es posible realizar inspección metrológica, clasificación de materiales, identificación de materiales o procesos de detección.

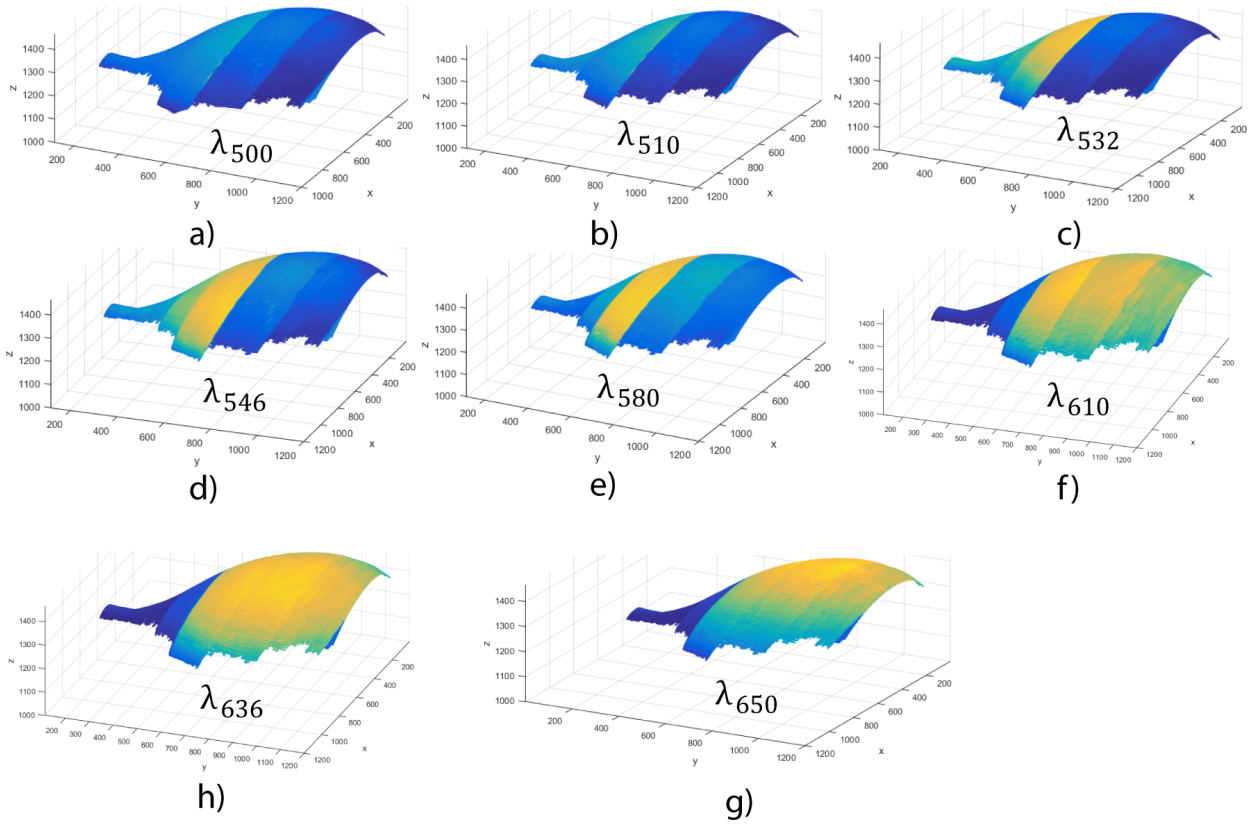


Figure 2.2: Arreglo de datos 4D. Las coordenadas espaciales 3D del objeto son las mismas mientras que las respuestas espectrales son diferentes.

2.2 Arquitectura óptica

El sistema de adquisición propuesto se compone de un video proyector y una cámara CASSI como se ilustra en la figura 2.3. Primero un video proyector es usado para generar un conjunto de patrones sinusoidales para ser proyectados en el cubo 4D. Los patrones son distorsionados dependiendo de la morfología del objeto en la escena. El sistema CASSI muestrea la información espectral codificada con los patrones sinusoidales distorsionados a través de los elementos ópticos propios del sistema; apertura codificada, elemento dispersivo y finalmente son medidos por el detector.

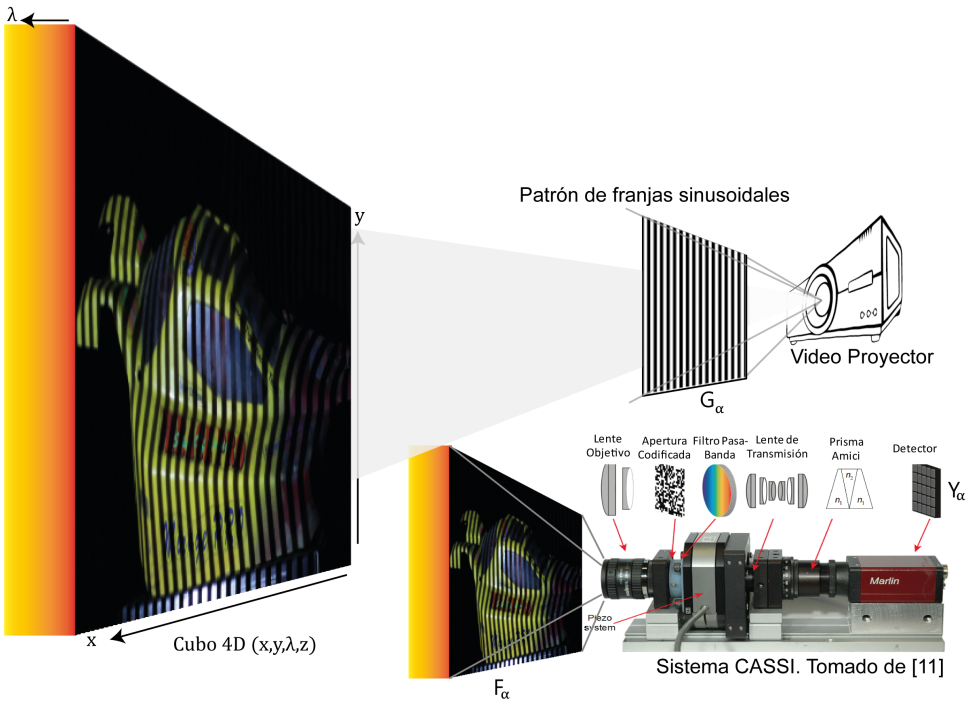


Figure 2.3: Arquitectura óptica propuesta.

2.2.1 Proceso de muestreo

La intensidad medida en el detector de dispositivo de carga acoplada (CCD, del inglés charge-coupled device) puede expresarse como:

$$Y^i_{j\ell} = \sum_{k=0}^{L-1} F_{j(\ell+k)k} T^i_{1_{j(\ell+k)}} T^i_{2_{j(\ell+k)}} \tag{2.2}$$

donde $(Y^i)_{j,\ell}$ es la intensidad medida en la posición j, ℓ del detector en la i-ésima captura o disparo cuya dimensión es $N \times N$, L es el número de bandas espectrales, $T^i_{1_{j(\ell+k)}}$ y $T^i_{2_{j(\ell+k)}}$ representan el patrón de franjas sinusoidales proyectado en la escena y el código de apertura binario, respectivamente. El patrón $T^i_{2_{j(\ell+k)}}$ es diseñado como una matriz de pixeles con intensidad generada por una función sinusoidal. El patrón de franjas es generado y reflejado en la escena por un video proyector.

De acuerdo con la ecuación 2.2, existen dos codificaciones en el proceso de muestreo, sin embargo, la codificación realizada por el patrón de franjas sinusoidales es realizada antes de ser capturada por el sistema CASSI. Es decir, el patrón sinusoidal con un corrimiento de fase α proyectado y deformado por la morfología del objeto hace parte de la intensidad capturada por el sistema CASSI de la escena. De esta manera, es posible definir el proceso de muestreo del sistema CASSI como:

$$(Y_\alpha^i)_{j\ell} = \sum_{k=0}^{L-1} F_{j(\ell+k)(k)_\alpha} T^i_{j(\ell+k)}, \tag{2.3}$$

donde $(Y_\alpha^i)_{j\ell}$ es la intensidad medida en la posición j, ℓ del detector en la i-ésima captura que corresponde al corrimiento en fase α de las franjas proyectadas en el objeto y cuya dimensión es $N \times N$, L es el número de bandas espectrales, $T^i_{j(\ell+k)}$ es el código de apertura binario. La figura 2.4 muestra un objeto tridimensional iluminado con patrones de bandas sinusoidales. Además, la figura muestra las medidas vistas por una cámara tradicional en una longitud de onda dada, y las medidas comprimidas observadas por la matriz de plano focal CASSI y una apertura codificada aleatoria. Para una cámara tradicional, la información espectral es capturada realizando disparos por cada longitud de onda a obtener mientras que usando el sistema CASSI todas las longitudes de onda se detectaron en un solo disparo, al mismo tiempo.
mientras que en el método tradicional cada longitud de onda debe ser tomada .

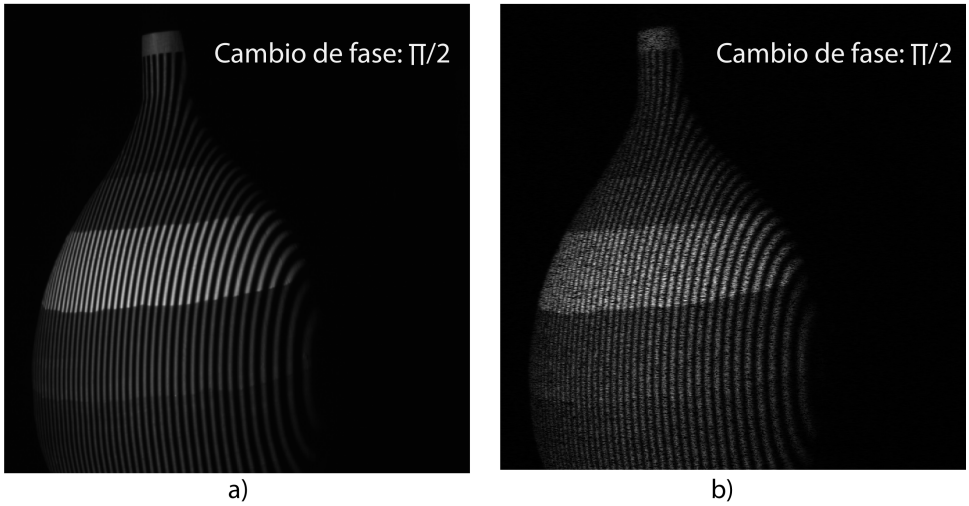


Figure 2.4: Medidas tradicionales Vs. Medidas compresivas. Nótese la codificación realizada por el código de apertura del sistema CASSI.

Una representación vectorial de Y_α^i puede se obtenida como:

$$(y_\alpha^i)_\ell = (Y_\alpha^i)_{(\ell - rN)r}, \quad \text{para} \quad \ell = 0, \cdots, M-1, \quad i = 0, \cdots, K-1 \tag{2.4}$$

donde $r = \lfloor \frac{\ell}{N} \rfloor$ y $M = N(N+L-1)$. Ya que F_α es la imagen de la escena con los patrones sinusoidales G_α proyectados con un corrimiento de fase α, es posible definir $F_\alpha = G_\alpha \oslash F$ donde el operador $\oslash$ hace referencia al proceso de proyección y deformación del patrón sinusoidal G_α de acuerdo a la morfología del objeto en la escena F. El arreglo de datos F_α

es también representado en forma vectorial como $f_\alpha = [(f_\alpha)_0^T, \cdots, (f_\alpha)_{L-1}^T]$ donde cada banda espectral $(f_\alpha)_k$ puede ser expresada como:

$$\begin{aligned}(f_\alpha)_k = [&(F_\alpha)_{00k}, (F_\alpha)_{10k}, \cdots, (F_\alpha)_{(N-1)0k}, \cdots, (F_\alpha)_{01k}, (F_\alpha)_{11k}, \\ &\cdots, (F_\alpha)_{(N-1)1k}, \cdots, (F_\alpha)_{(N-1)(N-1)k}]\end{aligned} \tag{2.5}$$

Una representación compacta vectorizada de $(f_\alpha)_k$ es dada por:

$$((f_\alpha)_k)_\ell = (F_\alpha)_{(\ell - rN)rk}, \quad \text{para} \quad \ell = 0, \cdots, N^2 - 1, \quad k = 0, \cdots, L-1 \tag{2.6}$$

donde $r = \lfloor \frac{\ell}{N} \rfloor$. El patrón sinusoidal G_α generado con una función sinusoidal similar a la ecuación 1.6 es también representado en forma vectorial como:

$$\begin{aligned}g_\alpha = [&(G_\alpha)_{00}, (G_\alpha)_{10}, \cdots, (G_\alpha)_{(N-1)0}, \cdots, (G_\alpha)_{01}, (G_\alpha)_{11}, \\ &\cdots, (G_\alpha)_{(N-1)1}, \cdots, (G_\alpha)_{(N-1)(N-1)}]\end{aligned} \tag{2.7}$$

Una representación compacta vectorizada de (g_α) es dada por:

$$(g_\alpha)_\ell = (G_\alpha)_{(\ell - rN)}, \quad \text{para} \quad \ell = 0, \cdots, N^2 - 1, \tag{2.8}$$

donde $r = \lfloor \frac{\ell}{N} \rfloor$. La representación vectorial del i-ésimo código de apertura $(t^i)_\ell$ se obtiene usando la indexación descrita en la ecuación 2.4. Estas representaciones vectoriales se utilizan luego para derivar el modelo matricial de un solo disparo para el sistema propuesto

$$\begin{aligned}y_\alpha^i &= \mathbf{H}^i g_\alpha^i \oslash f \\ y_\alpha^i &= \mathbf{H}_\alpha^i \oslash f\end{aligned} \tag{2.9}$$

donde las matrices $\mathbf{H}_\alpha^i$ representan las aperturas codificadas, el patrón sinusoidal con corrimiento de fase con ángulo α y los efectos del elemento dispersivo. Las figuras 2.5, 2.6 y 2.7 muestran un ejemplo de la matriz $\mathbf{H}_\alpha$ para $N = 4, L = 3, k = 2$ y $\alpha = -\frac{2\pi}{3}, 0, \frac{2\pi}{3}$ respectivamente. Es posible notar que la matriz $\mathbf{H}_\alpha$ es escasa y altamente estructurada.

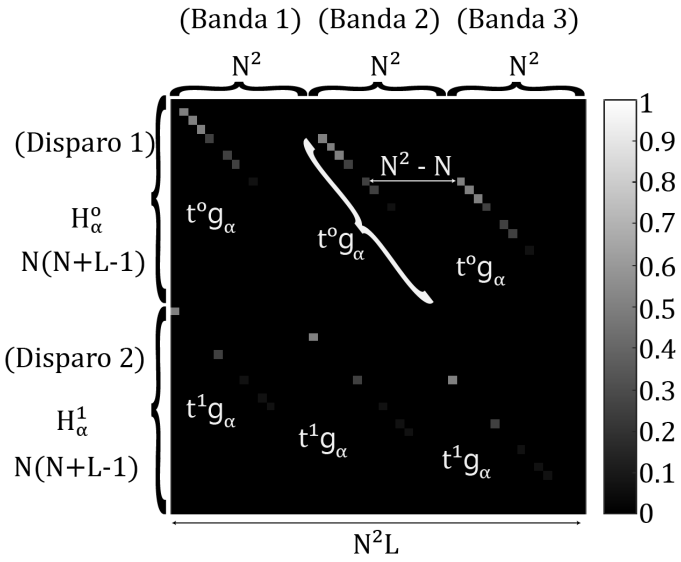


Figure 2.5: Estructura de la matriz $\mathbf{H}_{-\frac{2\pi}{3}}$ para $N = 4, L = 3$ y $k = 2$

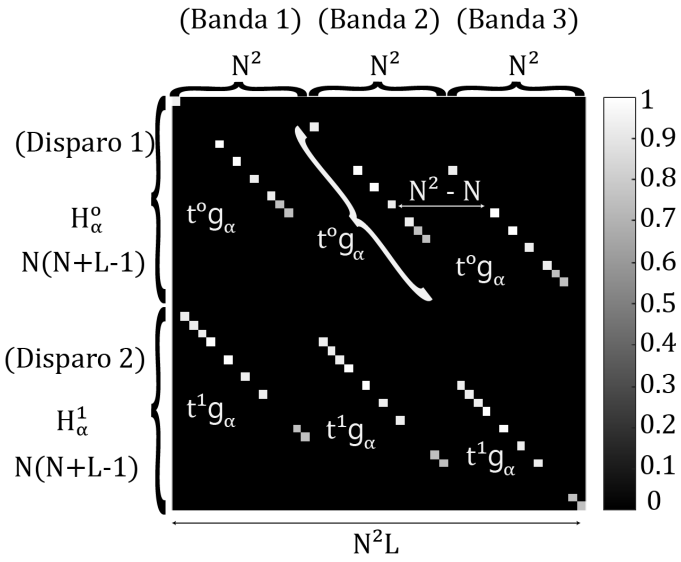


Figure 2.6: Estructura de la matriz $\mathbf{H}_0$ para $N = 4, L = 3$ y $k = 2$

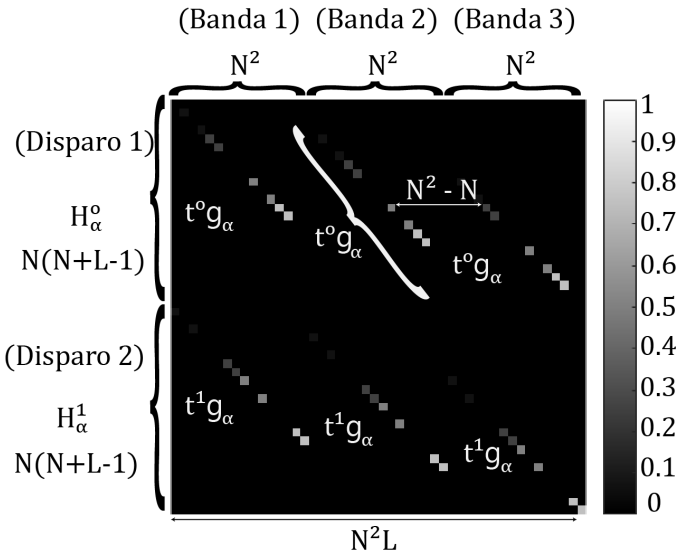


Figure 2.7: Estructura de la matriz $\mathbf{H}_{\frac{2\pi}{3}}$ para $N = 4, L = 3$ y $k = 2$

2.2.2 Proceso de Reconstrucción Compresiva de Fase

De acuerdo con el método de cambio de fase, el método de luz estructurada necesita al menos 3 patrones de bandas sinusoidales para recuperar la fase absoluta y obtener la superficie 3D de la escena. Por lo tanto, es posible obtener tres capturas del sistema CASSI con los cambios de fase 0, $\frac{\pi}{2}$ y π, respectivamente. Estas tres capturas están dadas por:

$$(Y_0^i)_{j\ell} = \sum_{k=0}^{L-1} F_{j(\ell+k)(k)_0} T^i_{j(\ell+k)}, \tag{2.10}$$

$$(Y_{\frac{\pi}{2}}^i)_{j\ell} = \sum_{k=0}^{L-1} F_{j(\ell+k)(k)_{\frac{\pi}{2}}} T^i_{j(\ell+k)}, \tag{2.11}$$

$$(Y_\pi^i)_{j\ell} = \sum_{k=0}^{L-1} F_{j(\ell+k)(k)_\pi} T^i_{j(\ell+k)}. \tag{2.12}$$

Para reconstruir los arreglos de datos 4D de las proyecciones codificadas, cada disparo se reconstruye por separado utilizando el algoritmo proyección de gradiente para la reconstrucción escasa (GPSR del inglés Gradient Projection for Sparse Reconstruction [10]) para obtener la información espectral. Una vez reconstruidos, se tienen 3 cubos de datos espectrales reconstruidos con los patrones de franjas proyectados, $I_1(x,y,\lambda)_0, I_2(x,y,\lambda)_{\frac{\pi}{2}}, I_3(x,y,\lambda)_\pi$. Finalmente, la coordenada z de superficie 3D se obtiene operando las reconstrucciones como el algoritmo de desplazamiento de fase de tres pasos [38]:

$$\phi' = arctan\left[\frac{I_1(x,y,\lambda)_0 + I_3(x,y,\lambda)_\pi - 2I_2(x,y,\lambda)_{\frac{\pi}{2}}}{I_1(x,y,\lambda)_0 - I_3(x,y,\lambda)_\pi}\right] \tag{2.13}$$

El arreglo de datos 4D se obtiene a partir de la información tridimensional y espectral obtenida anteriormente definido como $f(x,y,z) = \lambda_c$, donde λ_c es el valor de intensidad

reflejada en la longitud de onda c. En conclusión se propone para la adquisición y reconstrucción de un cubo tridimensional espectral 4D (x, y, z, λ) a partir de la técnica de muestreo compresivo la adquisición secuencial de tres disparos con franjas proyectadas con un corrimiento de fase $0, \frac{\pi}{2}$ y π usando la cámara CASSI como captura de información.

3

Simulaciones y Resultados

Con el fin de estudiar el desempeño del sistema CASSI para la adquisición de modelos tridimensionales espectrales 4D se realizaron diferentes simulaciones. Para esto se emplearon 3 cubos 4D de datos reales $\mathbf{f}$, con resolución espacial de 1024×1024 y $L = 8$ bandas espectrales. La figura 3.1 muestra los objetos en RGB que fueron tomados a través de la implementación de la arquitectura óptica tradicional de luz estructurada para obtener la información de profundidad junto con un arreglo de filtros pasa-banda en el camino de la luz del proyector para obtener la información espectral como se observa en la figura 3.2. Un proceso de calibración en el laboratorio HDSP-GOTS-UIS fue llevado a cabo en la arquitectura tradicional con el propósito de obtener los coeficientes empleados en la obtención de las medidas reales de los objetos en el mundo físico. Los modelos tridimensionales espectrales 4D de los objetos obtenidos por la arquitectura tradicional se ilustran en la figuras 3.4, 3.5 y 3.6.

El proceso de muestreo fue configurado empleando códigos de apertura aleatorios binarios y patrones de franjas sinusoidales con un ángulo de desfase de $0, \frac{\pi}{2}$ y π. El proceso de reconstrucción y muestreo utilizado fue el descrito en la sección 4. El parámetro de regularización fue seleccionado de manera que cada simulación utiliza el valor que resulta en la mejor reconstrucción posible. Por otro lado, se empleó una base de representación 3D, $\Psi = \Psi_{2D} \otimes \Psi_C$, donde Ψ_C es la base Coseno y Ψ_{2D} es una base Wavelet Symmplet 8 en 2D. Los resultados de las simulaciones son analizados en términos de la relación señal a ruido (PSNR). Todas las simulaciones fueron realizadas empleando un equipo de cómputo con un procesador Intel Core i7-6700 de 3.40 GHz, 8 núcleos y 32 GB de memoria RAM. La figura 3.3 muestra una comparación en el muestreo tradicional y el compreso donde a diferencia del muestreo tradicional donde se necesitan L disparos para obtener la información espectral del objeto, sensado compresivo sólo necesita 1.

La figura 3.7 muestra reconstrucciones de los objetos a diferente cantidad de disparos. Cada disparo es realizado para cada uno de los corrimientos de desfase de las ecuaciones 2.10, 2.11 y 2.12. Los resultados de las reconstrucciones obtenidas usando un disparo por cada corrimiento de fase se muestran en las figuras 3.8, 3.9 y 3.10. Cómo puede observarse, los PSNR de las reconstrucciones con el método propuesto alcanzan hasta 45 dB para un radio de compresión de aproximadamente el 87,5%, es decir, se obtiene la reconstrucción usando sólo el 12,5% de la información. Valores de PSNR superiores a los



Figure 3.1: Objetos de referencia para realizar las pruebas del sistema propuesto. Los objetos fueron pintados con el propósito de reconstruir medidas espectrales. a) Objeto A con forma similar a una Manzana con superfice y cambios morfológicos suaves. b) Objeto B con forma similar a una Pera con superficie y cambios morfológicos un poco más complejos que el objeto A. c) Objeto C con forma similar a una figura humana con superficie y cambios morfológicos mucho más complejos que los objetos A y B.

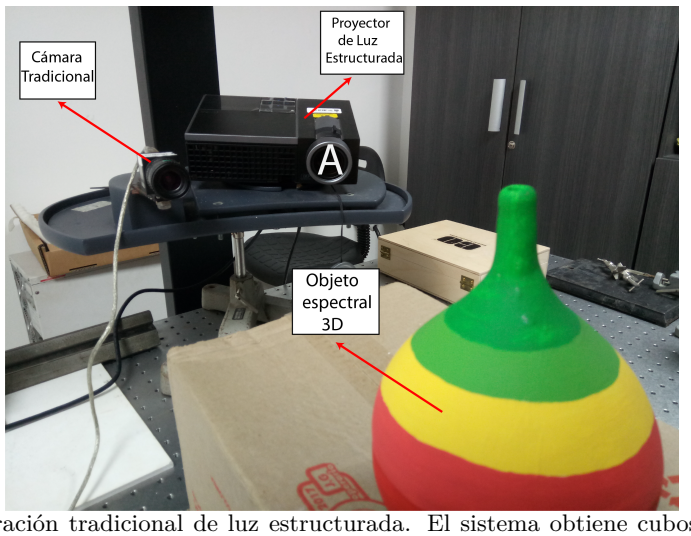


Figure 3.2: Configuración tradicional de luz estructurada. El sistema obtiene cubos de datos 4D interponiendo un filtro de paso de banda en el área "A" de la lente del proyector y capturando al menos 3 patrones de rayas sinusoidales por longitud de onda para un total de 24 disparos por objeto para $L = 8$ bandas espectrales. Las medidas fueron capturadas en el laboratorio HDSP-GOTS-UIS.

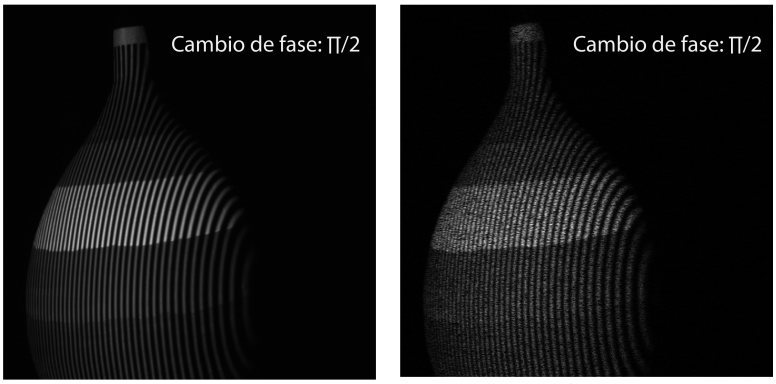


Figure 3.3: Muestreo tradicional Vs muestreo compreso. a) muestreo tradicional visto por una cámara en una longitud de onda dada. b) muestreo compreso visto por la matriz de plano focal CASSI cuando la escena se ilumina con patrones de bandas sinusoidales y la apertura codificada CASSI muestra un patrón codificado aleatorio. Todas las longitudes de onda se detectaron en un solo disparo, al mismo tiempo.

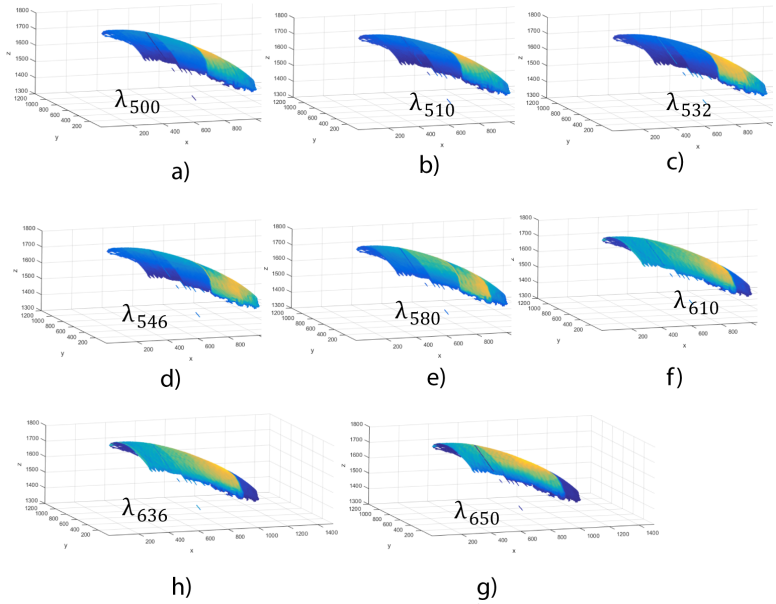


Figure 3.4: Modelo tridimensional espectral 4D del objeto A. Las coordenadas espaciales 3D del objeto son las mismas mientras que las respuestas espectrales son diferentes.

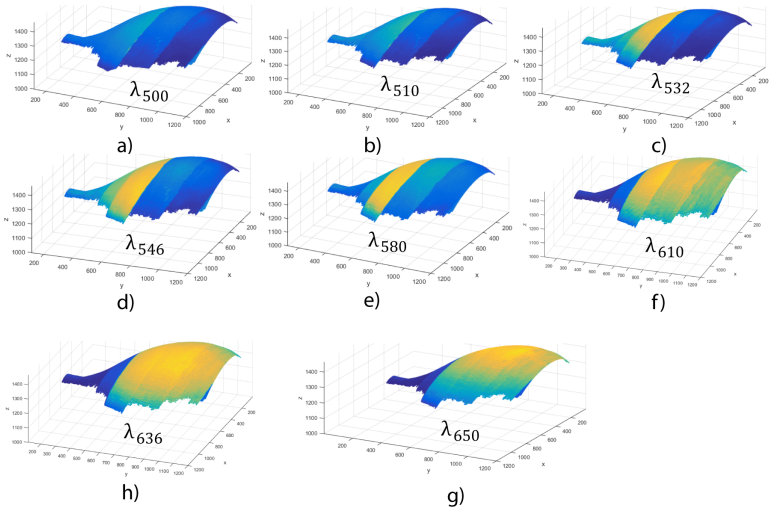


Figure 3.5: Modelo tridimensional espectral 4D del objeto B. Las coordenadas espaciales 3D del objeto son las mismas mientras que las respuestas espectrales son diferentes.

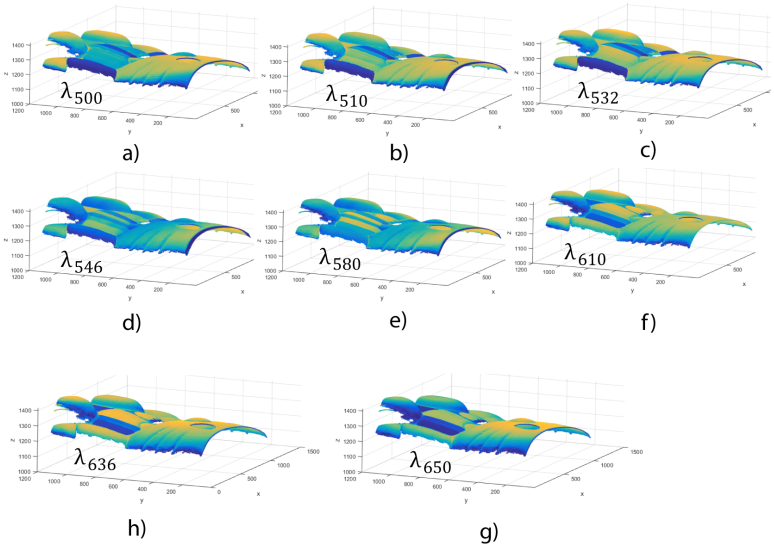


Figure 3.6: Modelo tridimensional espectral 4D del objeto C. Las coordenadas espaciales 3D del objeto son las mismas mientras que las respuestas espectrales son diferentes.

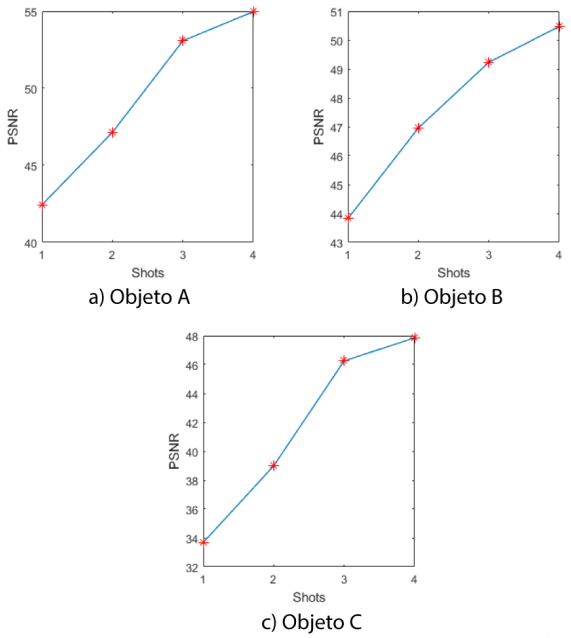


Figure 3.7: Reconstrucción espectral y de profundidad con el sistema CASSI a diferente cantidad de disparos. Cada disparo mostrado en el eje x es realizado para cada uno de los corrimientos de desfase de las ecuaciones 2.10, 2.11 y 2.12.

25 dB permiten garantizar la calidad de la información espectral necesaria para realizar procesos de clasificación y análisis espectral. Es posible observar que entre más cantidad de disparos son utilizados, más información es utilizada para realizar la reconstrucción, dando como resultado una mejor calidad. La figura 3.11, 3.12 y 3.13 muestra una comparación cualitativa de la información espectral para cada una de las longitudes de onda para cada objeto.

Las figuras 3.14, 3.15 y 3.16 representan la comparación de las firmas espectrales de dos píxeles elegidos de manera aleatoria de los cubos 4D de referencia con los reconstruidos. La alta calidad de las firmas espectrales obtenidas se hace notoria ante su completo solapamiento con las firmas espectrales del cubo 4D de referencia.

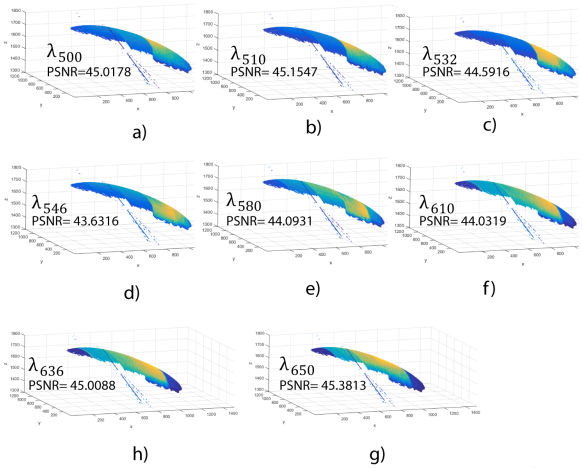


Figure 3.8: Reconstrucción espectral y de profundidad con el sistema CASSI del objeto con forma A. El cubo de datos 4D fue reconstruido usando 3 disparos a diferencia de los 24 requeridos por el sistema tradicional.

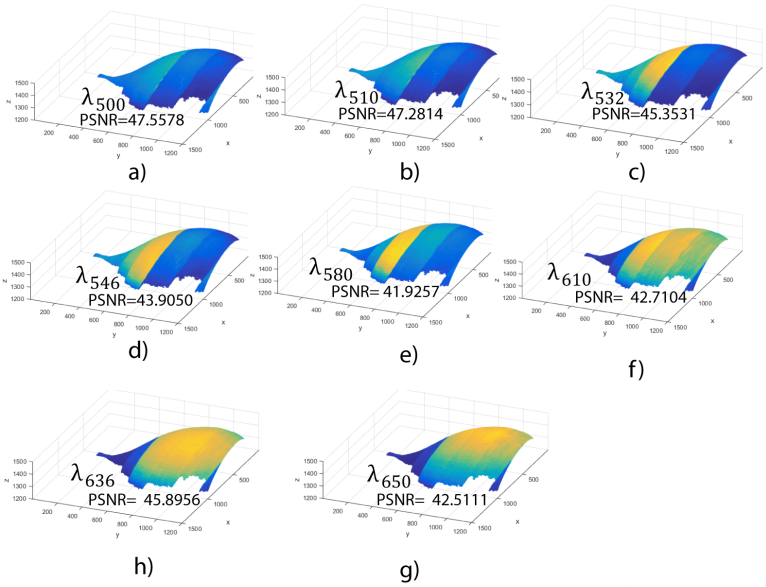


Figure 3.9: Reconstrucción espectral y de profundidad con el sistema CASSI del objeto con forma B. El cubo de datos 4D fue reconstruido usando 3 disparos a diferencia de los 24 requeridos por el sistema tradicional.

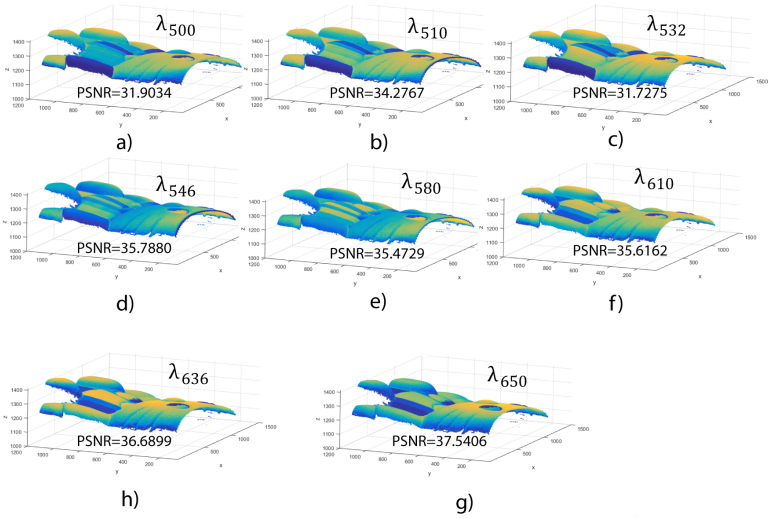


Figure 3.10: Reconstrucción espectral y de profundidad con el sistema CASSI del objeto con forma C. El cubo de datos 4D fue reconstruido usando 3 disparos a diferencia de los 24 requeridos por el sistema tradicional.

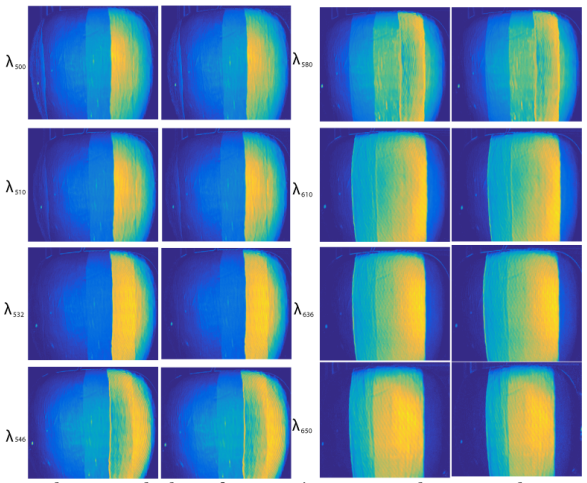


Figure 3.11: Comparación cualitativa de la información espectral para cada una de las longitudes de onda para el objeto con forma A. $\text{PSNR}_{\lambda_{500}} = 45.02$, $\text{PSNR}_{\lambda_{510}} = 45.15$, $\text{PSNR}_{\lambda_{532}} = 44.59$, $\text{PSNR}_{\lambda_{546}} = 43.63$, $\text{PSNR}_{\lambda_{580}} = 44.09$, $\text{PSNR}_{\lambda_{610}} = 44.03$, $\text{PSNR}_{\lambda_{636}} = 45$, $\text{PSNR}_{\lambda_{650}} = 45.38$,

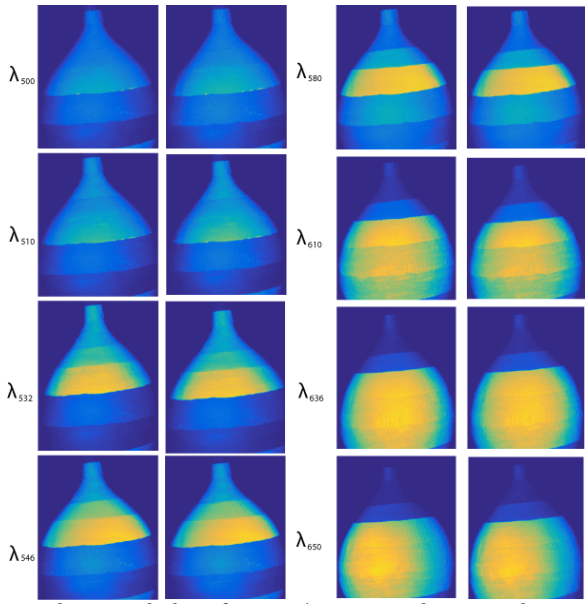


Figure 3.12: Comparación cualitativa de la información espectral para cada una de las longitudes de onda para el objeto con forma B. $\text{PSNR}_{\lambda_{500}} = 47.56$, $\text{PSNR}_{\lambda_{510}} = 47.28$, $\text{PSNR}_{\lambda_{532}} = 45.35$, $\text{PSNR}_{\lambda_{546}} = 43.90$, $\text{PSNR}_{\lambda_{580}} = 41.92$, $\text{PSNR}_{\lambda_{610}} = 42.71$, $\text{PSNR}_{\lambda_{636}} = 45.90$, $\text{PSNR}_{\lambda_{650}} = 42.51$,

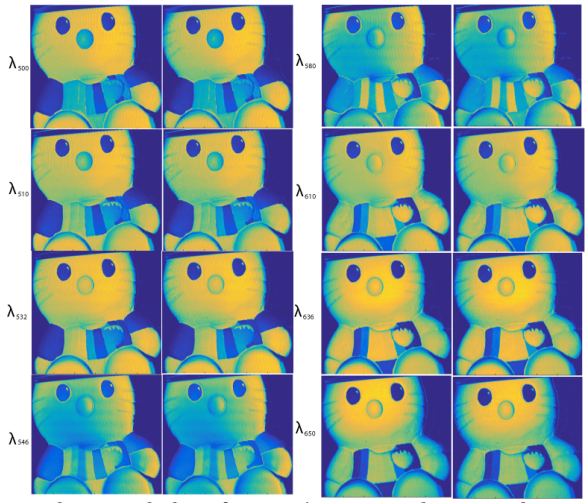


Figure 3.13: Comparación cualitativa de la información espectral para cada una de las longitudes de onda para el objeto con forma C. $\text{PSNR}_{\lambda_{500}} = 31.90$, $\text{PSNR}_{\lambda_{510}} = 34.28$, $\text{PSNR}_{\lambda_{532}} = 31.73$, $\text{PSNR}_{\lambda_{546}} = 35.79$, $\text{PSNR}_{\lambda_{580}} = 35.47$, $\text{PSNR}_{\lambda_{610}} = 35.61$, $\text{PSNR}_{\lambda_{636}} = 36.69$, $\text{PSNR}_{\lambda_{650}} = 37.54$,

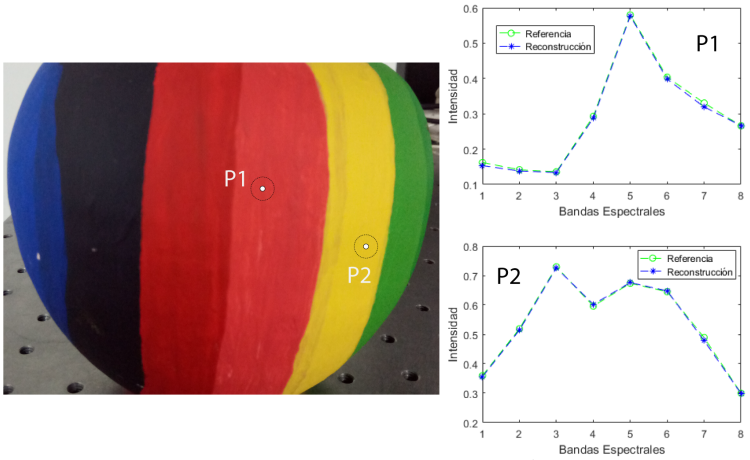


Figure 3.14: Comparación de las firmas espectrales del objeto A. La alta calidad de las firmas espectrales obtenidas se hace notoria ante su completo solapamiento con las firmas espectrales del cubo 4D de referencia. Dichas firmas espectrales pertenecen a los puntos marcados en la imagen P1 y P2.

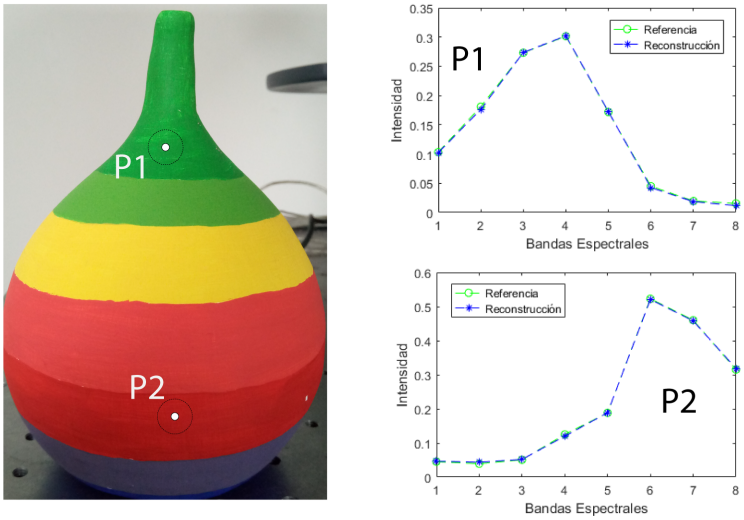


Figure 3.15: Comparación de las firmas espectrales del objeto B. La alta calidad de las firmas espectrales obtenidas se hace notoria ante su completo solapamiento con las firmas espectrales del cubo 4D de referencia. Dichas firmas espectrales pertenecen a los puntos marcados en la imagen P1 y P2.

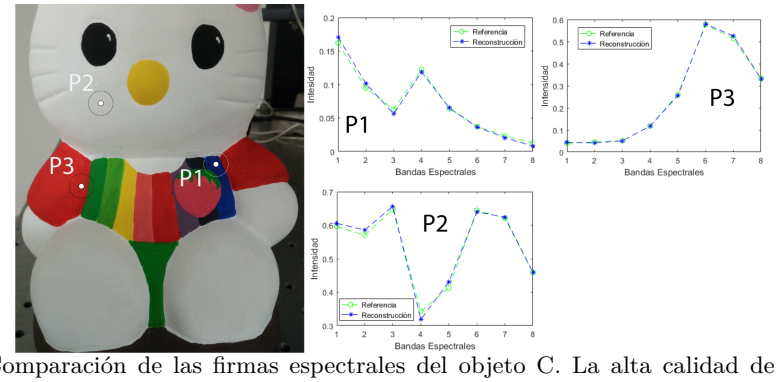


Figure 3.16: Comparación de las firmas espectrales del objeto C. La alta calidad de las firmas espectrales obtenidas se hace notoria ante su completo solapamiento con las firmas espectrales del cubo 4D de referencia. Dichas firmas espectrales pertenecen a los puntos marcados en la imagen P1, P2 y P3.

Bibliografía

[1] Y. Garini, I. T. Young, and G. McNamara, "Spectral imaging: principles and applications," *Cytometry Part A*, vol. 69, no. 8, pp. 735–747, 2006.

[2] W. L. Smith, D. K. Zhou, F. W. Harrison, H. E. Revercomb, A. M. Larar, H.-L. Huang, and B. Huang, "Hyperspectral remote sensing of atmospheric profiles from satellites and aircraft," in *Hyperspectral Remote Sensing of the Land and Atmosphere*, vol. 4151, pp. 94–103, International Society for Optics and Photonics, 2001.

[3] M. Gehm, M. Kim, C. Fernandez, and D. Brady, "High-throughput, multiplexed pushbroom hyperspectral microscopy," *Optics express*, vol. 16, no. 15, pp. 11032–11043, 2008.

[4] R. O. Green, M. L. Eastwood, C. M. Sarture, T. G. Chrien, M. Aronsson, B. J. Chippendale, J. A. Faust, B. E. Pavri, C. J. Chovit, M. Solis, *et al.*, "Imaging spectroscopy and the airborne visible/infrared imaging spectrometer (aviris)," *Remote sensing of environment*, vol. 65, no. 3, pp. 227–248, 1998.

[5] H. Arguello and G. R. Arce, "Colored coded aperture design by concentration of measure in compressive spectral imaging," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 23, no. 4, pp. 1896–1908, 2014.

[6] H. Arguello and G. R. Arce, "Rank minimization code aperture design for spectrally selective compressive imaging," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 22, no. 3, pp. 941–954, 2013.

[7] M. Gehm, R. John, D. Brady, R. Willett, and T. Schulz, "Single-shot compressive spectral imaging with a dual-disperser architecture," *Optics express*, vol. 15, no. 21, pp. 14013–14027, 2007.

[8] D. Thapa, K. Raahemifar, and V. Lakshminarayanan, "Less is more: compressive sensing in optics and image science," *Journal of Modern Optics*, vol. 62, no. 6, pp. 415–429, 2015.

[9] K. Marwah, G. Wetzstein, Y. Bando, and R. Raskar, "Compressive light field photography using overcomplete dictionaries and optimized projections," *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, vol. 32, no. 4, p. 46, 2013.

[10] M. Figueiredo, R. D. Nowak, and S. J. Wright, "Gradient Projection for Sparse Reconstruction: Application to Compresed Sensing and other inverse problems," *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, vol. 1, pp. 586–597, 2007.

[11] G. R. Arce, D. J. Brady, L. Carin, H. Arguello, and D. S. Kittle, "Compressive coded aperture spectral imaging: An introduction," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 31, no. 1, pp. 105–115, 2014.

[12] J. Geng, "Structured-light 3d surface imaging: a tutorial," *Advances in Optics and Photonics*, vol. 3, no. 2, pp. 128–160, 2011.

[13] J. Salvi, J. Pages, and J. Batlle, "Pattern codification strategies in structured light systems," *Pattern recognition*, vol. 37, no. 4, pp. 827–849, 2004.

[14] G. Hu and G. Stockman, "3-d surface solution using structured light and constraint propagation," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 11, no. 4, pp. 390–402, 1989.

[15] J. S. Pearlman, P. S. Barry, C. C. Segal, J. Shepanski, D. Beiso, and S. L. Carman, "Hyperion, a space-based imaging spectrometer," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 41, no. 6, pp. 1160–1173, 2003.

[16] G. A. Shaw and H.-h. K. Burke, "Spectral imaging for remote sensing," *Lincoln laboratory journal*, vol. 14, no. 1, pp. 3–28, 2003.

[17] Y. Guan, S. Guo, Y. Xue, J. Liu, and X. Zhang, "Application of airborne hyperspectral data for precise agriculture," in *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2004. IGARSS'04. Proceedings. 2004 IEEE International*, vol. 6, pp. 4195–4198, Ieee, 2004.

[18] L. K, A. H, and G. L, "Diseño de aperturas de codificacion para la adquisicion compresiva de imagenes espectrales dinamicas," Master's thesis, Escuela de Ingeniería de Sistemas e Informática, Universidad Industrial de Santander, 2016.

[19] G. Lu and B. Fei, "Medical hyperspectral imaging: a review," *Journal of biomedical optics*, vol. 19, no. 1, p. 010901, 2014.

[20] M. Descour, C. Volin, B. Ford, E. Dereniak, P. Maker, and D. Wilson, "Snapshot hyperspectral imaging," in *Integrated Computational Imaging Systems*, p. IWB4, Optical Society of America, 2001.

[21] N. A. Hagen, L. S. Gao, T. S. Tkaczyk, and R. T. Kester, "Snapshot advantage: a review of the light collection improvement for parallel high-dimensional measurement systems," *Optical Engineering*, vol. 51, no. 11, p. 111702, 2012.

[22] S. Grusche, "Basic slit spectroscope reveals three-dimensional scenes through diagonal slices of hyperspectral cubes," *Applied optics*, vol. 53, no. 20, pp. 4594–4603, 2014.

[23] S. Qaisar, R. M. Bilal, W. Iqbal, M. Naureen, and S. Lee, "Compressive sensing: From theory to applications, a survey," *Journal of Communications and networks*, vol. 15, no. 5, pp. 443–456, 2013.

[24] D. L. Donoho, "Compressed sensing," *IEEE Transactions on information theory*, vol. 52, no. 4, pp. 1289–1306, 2006.

[25] E. J. Candès and M. B. Wakin, "An introduction to compressive sampling," *IEEE signal processing magazine*, vol. 25, no. 2, pp. 21–30, 2008.

[26] H. Arguello, C. V. Correa, and G. R. Arce, "Fast lapped block reconstructions in compressive spectral imaging," *Applied Optics*, vol. 52, no. 10, pp. D32–D45, 2013.

[27] X. Cao, T. Yue, X. Lin, S. Lin, X. Yuan, Q. Dai, L. Carin, and D. J. Brady, "Computational snapshot multispectral cameras: toward dynamic capture of the spectral world," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 33, no. 5, pp. 95–108, 2016.

[28] A. Wagadarikar, R. John, R. Willett, and D. Brady, "Single disperser design for coded aperture snapshot spectral imaging," *Applied optics*, vol. 47, no. 10, pp. B44–B51, 2008.

[29] X. Lin, Y. Liu, J. Wu, and Q. Dai, "Spatial-spectral encoded compressive hyperspectral imaging," *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, vol. 33, no. 6, p. 233, 2014.

[30] G. Martín, J. M. Bioucas-Dias, and A. Plaza, "Hyca: A new technique for hyperspectral compressive sensing," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 53, no. 5, pp. 2819–2831, 2015.

[31] S. R. Gottesman and E. Fenimore, "New family of binary arrays for coded aperture imaging," *Applied optics*, vol. 28, no. 20, pp. 4344–4352, 1989.

[32] Y. Wu, I. O. Mirza, G. R. Arce, and D. W. Prather, "Development of a digital-micromirror-device-based multishot snapshot spectral imaging system," *Optics letters*, vol. 36, no. 14, pp. 2692–2694, 2011.

[33] P. Ye, H. Arguello, and G. Arce, "Spectral aperture code design for multi-shot compressive spectral imaging," in *Digital Holography and Three-Dimensional Imaging*, p. DWA6, Optical Society of America, 2010.

[34] H. Arguello and G. R. Arce, "Code aperture optimization for spectrally agile compressive imaging," *Journal of the Optical Society of America A*, vol. 23, pp. 2400–2413, 2011.

[35] D. Kittle, K. Choi, A. Wagadarikar, and D. J. Brady, "Multiframe image estimation for coded aperture snapshot spectral imagers," *Applied optics*, vol. 49, no. 36, pp. 6824–6833, 2010.

[36] H. Arguello, H. Rueda, Y. Wu, D. W. Prather, and G. R. Arce, "Higher-order computational model for coded aperture spectral imaging," *Applied optics*, vol. 52, no. 10, pp. D12–D21, 2013.

[37] H. Sagan, *Space-filling curves*. Springer Science & Business Media, 2012.

[38] S. Zhang, *High-Speed 3D imaging with digital fringe projection techniques*. CRC Press, 2016.

Bibliografía

Aloni, D., & Yitzhaky, Y. (2015). Automatic 3d object localization and isolation using computational integral imaging. Applied optics, 54(22), 6717–6724.

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

Arguello, H., & Arce, G. R. (2011). Code aperture optimization for spectrally agile compressive imaging. Journal of the Optical Society of America A, 23, 2400-2413.

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

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

Arguello, H., Correa, C. V., & Arce, G. R. (2013). Fast lapped block reconstructions in compressive spectral imaging. Applied Optics, 52(10), D32–D45.

Arguello, H., Rueda, H., Wu, Y., Prather, D. W., & Arce, G. R. (2013). Higher-order computational model for coded aperture spectral imaging. Applied optics, 52(10), D12–D21.

Candès, E. J., & Wakin, M. B. (2008). An introduction to compressive sampling. IEEE signal processing magazine, 25(2), 21–30.

Cao, X., Yue, T., Lin, X., Lin, S., Yuan, X., Dai, Q., ... Brady, D. J. (2016). Computational snapshot multispectral cameras: toward dynamic capture of the spectral world. IEEE Signal Processing Magazine, 33(5), 95–108.