



PONTIFICIA
UNIVERSIDAD
CATÓLICA DE
VALPARAÍSO



Roberto Antonio Tapia Oliva

Sistema Óptico de Compresión de Imágenes basado en Moduladores Espaciales de Luz

Informe Proyecto de Título de Ingeniero Civil Electrónico



**Escuela de Ingeniería Eléctrica
Facultad de Ingeniería**

Valparaíso, 03 de octubre de 2017



Sistema Óptico de Compresión de Imágenes basado en Moduladores Espaciales de Luz

Roberto Antonio Tapia Oliva

Informe Final para optar al título de Ingeniero Civil Electrónico,
aprobada por la comisión de la
Escuela de Ingeniería Eléctrica de la
Facultad de Ingeniería de la
Pontificia Universidad Católica de Valparaíso
conformada por

Sr. Esteban Vera R.

Profesor Guía

Sr. Gabriel Hermosilla V.

Segundo Revisor

Sr. Sebastian Fingerhuth M.

Secretario Académico

Valparaíso, 03 de octubre de 2017

Este trabajo está dedicado a mis padres, abuela y familia.

Agradecimientos

Agradezco a mis padres, Waldo Tapia y Patricia Oliva, por todo el apoyo que me han dado en todos estos años, por ser siempre incondicionales en mi vida, brindándome su apoyo constante en cada decisión que he tomado, además de cada consejo y enseñanza que me han entregado durante estos años de educación. Gracias a ellos he logrado llegar a donde estoy hoy en día.

Agradecer también a mi abuela Alicia y Don Enrique, quienes me abrieron las puertas de su casa y me recibieron durante los primeros años de universidad, siendo un apoyo fundamental para los primeros años dentro de esta nueva región. Durante este tiempo siempre me hicieron sentir cómodo.

A mi familia, Tapia, Oliva y extensiones de ellas, por su preocupación constante por mi bien estar, al saber que estaba en una región diferente a mi zona de confort. Debo hacer una mención especial a mi primo Rodrigo Donoso, quien ha estado desde el primer día acompañándome en los buenos y malos momentos, siendo mi pilar fundamental durante todos años.

A mis amigos de la universidad, con quienes he compartido prácticamente desde los primeros días de la carrera, tanto en los buenos como en los malos días, horas de sufrimiento de estudio, momentos de risas y muchas más instancias en las cuales compartimos. Entre ellos están José Meza, Esteban Riquelme, Jesús Martínez, Sebastián Aravena y Alan Sánchez, quien fue mi partner durante todo este último año universitario, apoyándonos en las horas de trabajo, de ocio, investigación y desarrollo de nuestros proyectos finales.

A mis amigos de la vida Javier Esquivel y Felipe Gallardo, quienes me han dado ánimo todos estos años para poder llegar a esta instancia final de mi carrera, siendo mi primer paso para el cumplimiento de un sueño que tenemos en conjunto.

Finalmente agradecer a todas las personas que conocí durante todos estos años de universidad, que de alguna forma u otra, formaron parte de mi vida, me brindaron su apoyo e hicieron que tanto los momentos de estudio, distracción o de practica de algún deporte, fueran gratos.

“Hoy puede ser un gran día, plantéatelo así” J.M. Serrat.

Valparaíso, 3 de octubre de 2017

Roberto Tapia

Resumen

El presente documento se presenta como informe final de Proyecto de Titulación. El trabajo corresponde a lo realizado durante el período de un año académico, el cual consiste en el desarrollo de una cámara que capture imágenes que sean comprimidas ópticamente por un modulador espacial.

En el primer capítulo se expondrán los antecedentes generales del proyecto, explicando el contexto en el cual se desarrollará. Será expuesta la problemática que se desea resolver, la cual consiste en la necesidad de realizar compresiones de imágenes con la menor pérdida de información al momento de reconstruir éstas. También se presentarán los objetivos propuestos y el estado del arte sobre la compresión de imágenes, con sus tipos de codificaciones, técnicas y formatos.

El segundo capítulo corresponde a la presentación de la solución propuesta, la cual por medio de un sistema óptico 4f busca solucionar la problemática anteriormente mencionada. También se entrega un acercamiento a la teoría de *Compressed Sensing*, la que se ha demostrado mediante la *Single Pixel Camera*, siendo ambas temáticas fundamentales para el estudio y desarrollo del proyecto. En el marco teórico del proyecto se presentará la estructura a utilizar, los detectores, lentes, moduladores de luz y métodos utilizados para la reconstrucción y análisis de resultados.

En el tercer capítulo se explicará el desarrollo del proyecto, compuesto por una etapa de simulación del sistema que se busca desarrollar y una experimental. Durante la simulación se explicará la forma de generar los modelos necesarios para realizar las compresiones, cómo se realizan estas últimas, el proceso de reconstrucción y un método de predicción de resultados de reconstrucción basado en la matriz de Gram. Durante la segunda parte se presentan las estructuras utilizadas, que en un comienzo será un sistema 4f, para finalmente utilizar un filtro que emule el funcionamiento del modulador espacial.

El cuarto capítulo presenta los resultados de compresión y de reconstrucción obtenidos tanto por la simulación como por el set-up utilizado, contando con análisis y comparaciones de los resultados obtenidos, siendo presentados los más significativos.

En el capítulo final de discusión y conclusiones se realizarán análisis del trabajo realizado, trabajos futuros y del desarrollo y cumplimiento de los objetivos propuestos.

Palabras claves: compresión de imágenes, modulador espacial, sistema 4f, simulación.

Abstract

This document is presented as a final report for the academic degree project. The work corresponds to what was done during the period of one academic year, which consists in the development of a camera that captures images that are optically compressed by a spatial light modulator.

The first chapter will expose the general background of the project, explaining the context in which it will be developed. The problems that we want to solve will be exposed, which is the need to make optical image compression with the least loss of information at the time of reconstruction these. The proposed objectives and the state of the art on image compression will also be presented, with coding, techniques and formats.

The second chapter corresponds to the presentation of the proposed solution, which by means of an optical system $4f$ seeks to solve the aforementioned problematic. It also introduces Compressed Sensing and the Single Pixel Camera, which are fundamental themes for the study and development of the project. In the theoretical framework of the project, we will present the structure to be used, the detectors, lenses, light modulators and methods used for the reconstruction and analysis of results.

The third chapter will explain the development of the project, consisting of a simulation stage of the system that is intended to be developed, and an experimental. During the simulation start, we will explain how to generate the models needed to perform the compressions, how the latter are performed, the reconstruction process and a method of predicting reconstruction results based on the Gram matrix. During the second part, the structures used are presented, which in the beginning will be a $4f$ system, to finally use a spatial filter that emulates the functioning of the spatial light modulator.

The fourth chapter presents the results of compression and reconstruction obtained by the simulation and the set-up used, counting with analyses of the results obtained, being presented the most significant ones.

The final chapter of discussion and conclusions will carry out analyses of the work done, future work and the development and fulfillment of the proposed objectives.

Keywords: image compression, spatial modulator, system $4f$, simulation.

Índice general

Introducción.....	1
Objetivos generales.....	3
Objetivos específicos.	3
1 Antecedentes generales y propuesta	5
1.1 Problema.....	5
1.2 Sistemas de Compresión.	5
1.2.1 Codificación de imágenes.....	6
1.2.2 Técnicas de compresión.	6
1.2.3 Formatos de archivos de imágenes.....	7
1.3 Solución propuesta.	8
2 Solución y marco teórico	9
2.1 Solución propuesta.	9
2.2 Marco teórico	10
2.2.1 <i>Compressed Sensing</i> (CS).....	10
2.2.2 <i>Single Pixel Camera</i>	13
2.2.3 Lentes ópticos.	14
2.2.4 Sistema Óptico 4f.....	15
2.2.5 Modulador Espacial de Luz.	16
2.2.6 Detectores	17
2.2.7 NESTA [1].	18
2.2.8 Error Cuadrático Medio.	19
3 Desarrollo	20
3.1 Simulación.....	20
3.1.1 Modelación y compresión.	21
3.1.2 Reconstrucción.....	24
3.1.3 Predicción de reconstrucción.	25
3.2 Set-up.....	27
3.2.1 Set-up inicial.....	27
3.2.2 Set-up final.....	31

4 Resultados.....	33
4.1 Resultados de Simulación.	34
4.1.1 Resultados Compresión.	34
4.1.2 Resultados Reconstrucción.	36
4.1.3 Análisis de Reconstrucción.....	39
4.2 Resultados Set-up.	44
4.2.1 Resultado de compresión.	45
4.2.2 Resultado de reconstrucción.....	46
Discusión y conclusiones.....	51
Bibliografía	53

Glosario de términos

CS: *Compressed Sensing*

SPC: *Single Pixel Camera*

DMD: *Digital Micromirror Device*

ECM: Error Cuadrático Medio

MURA: *Modified Uniformly Redundant Array*

CCD: *Charge Coupled Device*

PSF: *Point Spread Function*

SP: Super Pixel

Introducción

En la actualidad nos encontramos en una era digital, donde la adquisición y transmisión de información es muy común a través de los dispositivos que son utilizados a diario. Es por esto que la compresión de datos es un tema a tener en consideración, el buscar la adquisición de una gran cantidad de información, guardarla y transferirla, todo esto de la forma más eficiente y rápida posible.

En el caso de las imágenes, lo que se busca es capturar éstas con la mejor resolución posible, es decir, con la menor cantidad de pérdida de información, aprovechando al máximo el detector que utiliza la cámara. Además de querer adquirir de mejor forma la imagen, se busca que éstas no ocupen un gran espacio de memoria, haciendo que el guardarlas y transferirlas no sea de gran dificultad. Es por esto que la compresión de imágenes es un proceso importante a la hora de realizar una captura. Mientras mayor sea la información tenga una imagen, su tamaño también será mayor, dificultando tanto su almacenamiento como la forma y velocidad de transferencia. Es por esto que los sistemas de compresión, con sus diferentes técnicas y formatos son parte importante del proceso de adquisición de la imagen.

Una vez realizada la captura de la escena se produce la compresión de ésta mediante diferentes técnicas, para finalmente guardarla en algún formato predeterminado. Para lograr la compresión, facilitando los puntos anteriormente mencionados de almacenamiento y traspaso, es que son realizados distintos procesos con los datos que componen el archivo obtenido de la captura de la escena, de manera de realizar la compresión deseada.

Con el fin de lograr estos puntos recién mencionados, es que se realizan estudios con distintos métodos de compresión, distintos detectores y moduladores buscando lograr una solución óptima para los objetivos planteados.

Dentro de los procesos de adquisición y tratamiento de datos, una herramienta muy utilizada hoy en día es *Compressed Sensing*, que ha introducido un nuevo paradigma de adquisición de datos, permitiendo muestrear tasas muy por debajo de las establecidas por las técnicas convencionales. El enfoque consiste en modelar las estructuras multicanal como imágenes que presentan una descomposición “sparse” (interpretar la información importante en pocos componentes) en algún dominio transformado y utilizar esta información para reconstruir la imagen original a partir de un muestreo sub-crítico y no estructurado.

La teoría de *Compressed Sensing* ha permitido el diseño de distintos escenarios de adquisición, lo cual ha derivado en estrategias de muestreo, es decir, ofrece un esquema de adquisición y compresión simultáneo. En el ámbito de la adquisición de imágenes, un sistema utilizado es la *Single Pixel Camera*, la cual por medio de patrones “sparse” proyectados por sobre las imágenes realizan la compresión de éstas en base a una cantidad de mediciones menor al tamaño de la imagen original, para posteriormente realizar una reconstrucción aproximada de la imagen original.

Basado en la teoría de *Compressed Sensing* y el funcionamiento de la *Single Pixel Camera*, es propuesto el sistema óptico 4f, el cual permite realizar proyecciones de manera simultánea. La configuración considera una escena como imagen de entrada, un lente, un plano de Fourier, un segundo lente y una imagen de salida, todos estos elementos separados entre sí por las distancias focales correspondientes a cada lente.

El sistema óptico 4f permitirá realizar un filtrado espacial en el plano de Fourier, para esto será utilizado un modulador espacial de luz, que dependiendo de la forma en que este configurado, reflejará la señal incidente.

Previamente al proceso de desarrollo del proyecto, es necesario realizar simulaciones del funcionamiento del sistema. Para ello, se buscarán modelos matemáticos que expresen las relaciones entre las variables y el sistema, en donde a través de ellos, se logre obtener el resultado final esperado.

El proceso de formación de los modelos será a través de análisis de comportamiento de una imagen al pasar por un sistema, el cual emula el set-up a desarrollar como proyecto final, donde se encuentra el paso por los lentes y reflejo en el modulador espacial de la luz, todo esto antes de ser capturada dicha imagen.

El sistema está compuesto por la imagen que se desea capturar a una distancia focal f_1 del primer lente. A continuación, en el plano de Fourier y a una distancia f_1 se encuentra un modulador espacial de luz, seguido de un segundo lente, el cual se encuentra separado a una distancia focal f_2 . Finalmente está el detector, separado a una distancia f_2 del segundo lente, el que realiza la captura de la imagen. Al pasar por el lente, la luz reflejada en la imagen, se genera la transformada de Fourier del objeto, en donde se pueden aplicar máscaras o filtros espaciales. Para volver a formar el objeto, el espectro de difracción actuará como objeto para un segundo lente, el cual generará la transformada de Fourier inversa.

Para realizar una simulación del sistema propuesto, se le aplica la transformada de Fourier a la imagen de entrada, para así poder aplicar los filtrados espaciales correspondientes. Para finalmente aplicar la transformada de inversa Fourier, generando la imagen de salida.

Para el desarrollo del proyecto será utilizado un Digital Micromirror Device (DMD) como modulador espacial de luz. Para simular este dispositivo, es representado por distintos arreglos de “1” y “0”, donde cada valor corresponde a una posición de cada micro-espejo que compone el DMD. En caso de que el valor sea 1, el micro-espejo refleja la luz que llega hacia el lente que se

encuentra a continuación, y en caso contrario (valor 0) la luz no se refleja en dirección al lente. Una vez la imagen es sometida a este sistema de compresión, ésta es capturada por un detector que se encontrará ubicado después del segundo lente, lo que correspondería a la imagen final obtenida después del proceso.

Para la simulación del funcionamiento del proyecto son utilizados modelos, que son una representación del sistema a desarrollar en el proyecto final. Los modelos emulan “cómo debería” ser el funcionamiento del sistema de compresión, es decir, cómo se comporta la imagen al pasar por un lente, reflejarse en un DMD y salir nuevamente por un lente. La formación de los modelos será por medio del análisis de las PSF (*Point Spread Function* o Función de Dispersión de Punto). La PSF es formada al analizar la respuesta de un punto con respecto al sistema emulado. La variación de este punto dentro de una dimensión, correspondiente a la dimensión de la imagen, formará varias PSF, las cuales al ser reordenadas forman el modelo. Los distintos modelos son generados con distintos patrones, con el fin de analizar posteriormente los resultados de reconstrucción de las imágenes utilizando los modelos e imágenes comprimidas.

Para realizar la reconstrucción de las imágenes es utilizado el método de reconstrucción Nesta [1]. El cual utilizando el modelo y la imagen comprimida, es capaz de reconstruir de manera eficiente las imágenes utilizadas. La eficiencia de Nesta, variará de la calidad de compresión y de distintos parámetros que son utilizados por dicho algoritmo. Finalmente son evaluados los resultados de las reconstrucciones en base a las matrices de Gram [2] generadas y calculando el error cuadrático medio entre la imagen original y la reconstruida.

Para el proceso experimental, los modelos son generados por medio de capturas realizadas a una pantalla que presenta los distintos puntos a capturar. Las imágenes son capturadas por el detector, el cual tendrá el filtro de por medio, almacenando las distintas PSF que compondrán el modelo de compresión.

Las imágenes utilizadas para comprimir, son capturadas de la misma forma en que se genera el modelo. Una vez realizada la captura, a éstas se les aplica un modelo generado, formando la imagen comprimida. Posteriormente las imágenes son reconstruidas a través del método Nesta de reconstrucción.

Durante el proceso de desarrollo del proyecto se buscará cumplir con un objetivo general y algunos específicos, los cuales son:

Objetivos generales

- Desarrollar una cámara que capture imágenes comprimidas usando codificación por moduladores espaciales.

Objetivos específicos.

- Caracterizar el detector CMOS / CCD.
- Estudiar y caracterizar los moduladores espaciales disponibles (DMD, LCOS, LCD).

- Simular el funcionamiento de la cámara.
- Optimizar los parámetros óptimos para compresión, usando algoritmos de “compressed sensing”
- Montar y optimizar setup.
- Diseñar interfaz gráfica y experimentos.
- Demostrar el funcionamiento de la cámara.

1 Antecedentes generales y propuesta

En este primer capítulo se presentará la descripción detallada del problema y la forma en que se abordará y se buscará dar solución. También serán presentadas las técnicas clásicas de compresión y codificación de imágenes, y los distintos formatos en que pueden ser almacenadas.

1.1 Problema.

Capturar imágenes es un acto muy común hoy en día, para ello se busca que ésta tenga la mejor calidad posible, aprovechando al máximo el detector o sensor disponible en la cámara. Además de tener una buena imagen, es necesario que el peso de ellas no sea tan elevado, para ser enviada a algún dispositivo y/o para almacenarlas en estos mismos. Para esto es necesaria la compresión de imágenes, donde se busca reducir datos irrelevantes y redundantes con la menor pérdida de información posible, permitiendo su almacenamiento o transmisión de forma eficiente.

La compresión realizada luego de la captura puede ser mediante diferentes técnicas, para finalmente ser guardada en algún formato predeterminado. Para lograr ver la imagen obtenida desde el archivo ya compresado, se realiza un proceso de reconstrucción de la imagen, donde se obtiene como resultado la imagen capturada inicialmente.

De acuerdo a lo mencionado, el problema a enfrentar consiste en buscar un sistema que realice la compresión de imágenes de manera óptica, de tal forma que la pérdida de información sea mínima al reconstruirla.

1.2 Sistemas de Compresión.

Las imágenes son una representación bidimensional de una escena conformadas por una estructura donde son guardados los datos de la imagen. Dada la información que contiene cada una de ellas, es posible realizar la compresión de la imagen basado en que éstas presentan datos irrelevantes y redundantes. Para aquello existen distintos tipos de codificación de imágenes, distintas técnicas de compresión y distintos tipos de formatos en los cuales son guardadas las imágenes.

1.2.1 Codificación de imágenes.

Las imágenes están compuestas por radiaciones de diferentes longitudes de ondas electromagnéticas, donde cada color está asociado a una distinta longitud de onda. Además las imágenes digitales se miden en cierto número de píxeles por lado. Cada pixel contiene una muestra de RGB del cual está compuesto el color presente.

1.2.2 Técnicas de compresión.

En base a la información redundante e irrelevante que contienen las imágenes, es posible realizar la compresión de ellas. Para esto, en esta sección se analizarán las principales técnicas de compresión, éstas se pueden dividir en dos categorías [3]:

- Técnicas de compresión sin pérdidas de información (LOSSLESS) [3].
- Técnicas de compresión con pérdidas de información (LOSSY) [4].

LOSSLESS

Estas técnicas de compresión se basan en la entropía, donde no es necesario conocer la naturaleza de los datos para realizar la codificación. Para la codificación, los datos con mayor frecuencia aportan poca información y los que tienen menor frecuencia aportan mayor información. Para realizar la reconstrucción de la imagen comprimida, ésta es generada exactamente igual a la original.

Dentro de las principales técnicas de compresión LOSSLES encontramos:

- *Run Length encoding* (RLE): Es la técnica de compresión de datos que se considera como la más simple. Este método utiliza las secuencias de datos, en donde realiza un conteo de los datos repetidos en forma consecutiva, y los reemplaza por el número de repeticiones seguido del valor repetido.
- Huffman: Para realizar la codificación se ordenan los datos respecto a sus frecuencias de mayor a menor para luego formar pares de símbolos. Esto se realiza hasta que se empareja el último dato. Cada rama que conecta los nodos generados en el árbol binario se le asigna un 0 a las aristas de la izquierda y un 1 a las aristas de la derecha.
- Aritmética: Representa una secuencia de datos en intervalos de 0 a 1, para la representación se considera la probabilidad de aparición de cada dato y luego se calcula la probabilidad acumulativa. Finalmente se asigna un rango de aparición, este rango está compuesto por el límite inferior igual a la probabilidad acumulativa del símbolo anterior (en caso de ser el primer dato, límite inferior es 0) y límite inferior la probabilidad acumulativa.
- Lempel-Ziv: Analiza las cadenas de datos de forma efectiva, estas son seleccionadas de tal manera que tienen cercana probabilidad de ocurrencia. Los símbolos que ocurren frecuentemente, o patrones de alto uso, son agrupados y codificados en un mismo valor.

LOSSY

Las técnicas de compresión LOSSY utilizan la técnica de codificación basada en la fuente (*source encoding*), donde en base a sus características y propiedades se realiza la codificación de datos [5].

La compresión con pérdida de información es generalmente utilizada cuando dentro de la imagen existen datos irrelevantes o información redundante que puede ser eliminada. Dentro de las principales técnicas de compresión LOSSY encontramos:

- Codificación por transformación: Tiene la capacidad de empaquetar la mayor parte de la información en el menor número de coeficientes. A éstos coeficientes se le aplica un proceso de cuantificación, en donde un gran número de éstos tienen valores pocos significativos, por lo que por un proceso de cuantización pueden ser eliminados. Así se logra reducir el número de datos de la imagen, para luego ser aplicada una técnica de compresión sin pérdida [6].
- Vector de cuantización [3]: En esta técnica se hace selección de un conjunto representativos de datos de una imagen, lo que se realiza con los siguientes pasos:
 - La imagen se divide en vectores de un mismo tamaño.
 - Se construye una tabla “Code-book” con diferentes valores.
 - Para comprimir se compara la imagen original con el “Code-book”.
- Compresión fractal [3]: se utiliza una sección de la imagen, cuya estructura se repita dentro de la imagen, en variedades de tamaños y posiciones.

1.2.3 Formatos de archivos de imágenes.

Con el fin de almacenar o transferir un archivo de imagen es que éstas son codificadas en distintos formatos. A continuación serán presentados los formatos de imágenes más conocidos [3].

- JPEG [7] [8]: Es un formato estándar, fue diseñado para la compresión de imágenes fotográficas y de escenas reales, sea en escala de grises o en color. A medida que se ajusta el grado de compresión, es que se puede mejorar la calidad de la imagen (menor compresión, mejor imagen, mayor tamaño de imagen).
- JPEG2000 [9]: Es un estándar de compresión basado en el formato JPEG, tiene el fin de abarcar las áreas donde los actuales formatos fallan a la hora de producir una mejor calidad.
- GIF: Graphics Interchange Format es un tipo de formato de imágenes que utiliza solo 256 colores y permite almacenar tanto imágenes estáticas como animaciones simples. Éste formato utiliza el método de compresión sin pérdida Lempel-Ziv.
- PNG: Portable Network Graphics es un formato que soporta hasta 16 millones de colores y permite almacenar la escala de grises, RGB y niveles de transparencia. Utiliza un algoritmo de compresión sin pérdida de datos y fue desarrollado como mejoría del

formato GIF. El formato PNG permite almacenar las imágenes con una mayor profundidad de contrastes y otros importantes datos.

- TIFF: Tagged Image File Format admite imágenes a 16 bits por pixel. Puede utilizar técnicas de compresión con o sin pérdidas. Es un formato utilizado en aplicaciones de manipulación de imágenes, escáner, composición, etc.
- BMP: El Windows Bitmap (BMP) tiene un tamaño considerable porque la compresión de la imagen utiliza técnicas sin pérdidas, por lo general se utiliza Run-length Encoding (RLE). Pueden ser imágenes de hasta 24 bits de profundidad de color (16.7 millones de colores).

1.3 Solución propuesta.

Para lograr la compresión óptica de imágenes, se propone utilizar un sistema fundado en el principio de *Compressed Sensing*, el cual consiste en tomar un número menor de muestras de la imagen original, en comparación al teorema de Nyquist-Shannon, para lograr la reconstrucción de la imagen.

Por ejemplo, la *Single Pixel Camera* realiza un muestreo de la imagen deseada por medio de un único sensor de luz, a diferencia de las cámaras convencionales que capturan la imagen por medio de millones de sensores de luz que actúan simultáneamente. Basándose en *Compressed Sensing* es que esta cámara adquiere directamente información aleatoria de la escena. El muestreo aleatorio es realizado por medio de un arreglo Digital Micromirror Device o Arreglo de Micro-espejos Digitales, el cual consiste en una estructura compuesta por millones de micro-espejos que reflejan (o no reflejan) de forma autónoma la luz incidente.

El sistema a generar busca mejorar los resultados que se pueden obtener por medio de la *Single Pixel Camera*, utilizando principalmente las propiedades de la óptica de Fourier de un sistema óptico 4F [10]. Este sistema está compuesto por dos lentes, los cuales están separados por una distancia igual a la distancia focal de ambos lentes, formándose el plano de Fourier entre las distancias f_1 y f_2 . El objeto que se desea capturar debe estar a una distancia f_1 del primer lente y la imagen formada después del sistema lo hace a una distancia f_2 del segundo lente. El utilizar esta configuración permitirá realizar un filtrado espacial en el plano de Fourier por medio de la codificación de las imágenes.

2 Solución y marco teórico

En este capítulo se presenta detalladamente la solución propuesta, dando a conocer todos los componentes que serán utilizados para el desarrollo del sistema de compresión óptico de imágenes, junto con los algoritmos y métodos a utilizar.

2.1 Solución propuesta.

La solución planteada consiste en realizar un Sistema de Compresión de Imágenes utilizando moduladores espaciales de luz, por lo que se propone el siguiente esquema presentado en la Figura 2-1.

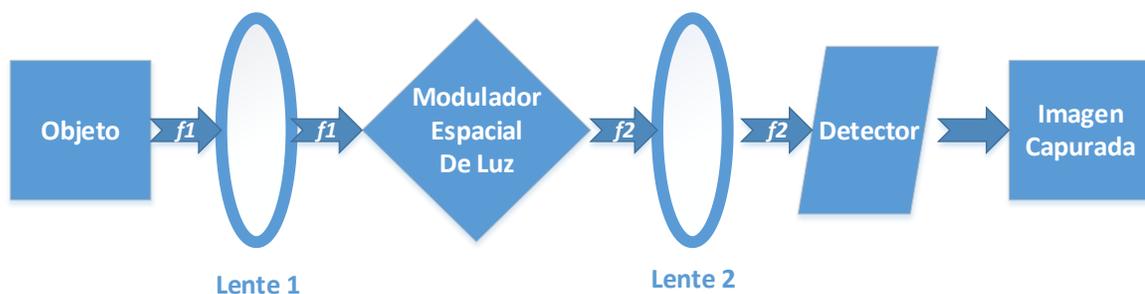


Figura 2-1: Esquema del sistema propuesto.

Con el fin de realizar la compresión de una imagen, es que inicialmente se encuentra el objeto o escena por capturar, ubicado a una distancia focal (que dependerá del lente a utilizar) $f1$. Una vez la luz que proviene del objeto atraviesa el Lente 1, se genera la transformada de Fourier a una distancia $f1$ del lente (plano de Fourier).

El Modulador Espacial de Luz estará ubicado en el plano de Fourier y filtrará la señal en dirección del Lente 2 ubicado a una distancia focal $f2$ del plano de Fourier. Una vez la información pasa por el Lente 2, este generará la transformada inversa de Fourier, formando una imagen filtrada del objeto a una distancia $f2$. Esta imagen será capturada por el detector, el cual digitalizará la imagen.

2.2 Marco teórico

En esta sección se presentarán las temáticas necesarias para entender el proceso con el cual se busca dar solución al problema inicialmente planteado. Los temas a abarcar serán *Compressed Sensings*, *Single Pixel Camera*, Lentes ópticos, Modulador Espacial de Luz, Detector y NESTA.

2.2.1 *Compressed Sensing* (CS)

Para lograr habitualmente la reconstrucción exacta de una señal es necesario aplicar el teorema de Nyquist-Shannon [11], el cual consiste en tomar un número de muestras de la señal original mayor al doble del ancho de banda que ésta posea.

Compressed Sensing es una técnica de procesamiento de señales utilizada para la adquisición y reconstrucción de éstas. Basandose en la representación “sparse” de una señal, CS necesita un número menor de muestras en comparación al teorema Nyquist-Shannon para recuperar la señal [12].

Una señal se denomina “sparse” si puede escribirse como una combinación lineal de pocas funciones, es decir, si posee alguna forma de interpretar la información importante en pocos componentes. En los últimos años, el concepto de “sparsity” ha tomado gran relevancia con el objetivo de inferir los píxeles (en el marco de procesamiento de imágenes) faltantes a partir de los datos observados e información a priori, puesto que los objetos de interés típicamente están contenidos en un subconjunto de dimensión considerablemente más pequeña que la imagen en cuestión.

La teoría de *Compressed Sensing* ha permitido el diseño de distintos sistemas de adquisición, lo cual ha derivado en estrategias de muestreo, es decir, ofrece un esquema de adquisición y compresión simultáneo. Explora la redundancia de características presentes en las señales como las de imágenes o sonido entre otras. Hay dos condiciones bajo las cuales la recuperación es posible. La primera es que la señal sea sparse y que ésta a su vez sea incoherente con la matriz de medición, es decir, que ningún elemento de la señal pueda ser obtenido mediante una combinación lineal de los elementos de la señal de muestreo y viceversa [13][14].

Esta teoría es elaborada sobre la idea de un muestreo lineal aleatorio, presentado en la ecuación (2-1), donde la matriz \mathbf{H} corresponde a los patrones utilizados para la compresión de la señal, \mathbf{x} es la señal sparse a reconstruir, y finalmente \mathbf{y} es el resultado de los datos de \mathbf{x} ya comprimidos por \mathbf{H} , como se presenta en la Figura 2-2 [15].

$$y = H \cdot x \tag{2-1}$$

Donde:

- \mathbf{H} : Corresponde a la matriz de medición/compresión.
- \mathbf{x} : Vector de datos sparse que se desea comprimir.
- \mathbf{y} : Vector de datos comprimidos de \mathbf{x} por medio de \mathbf{H} .

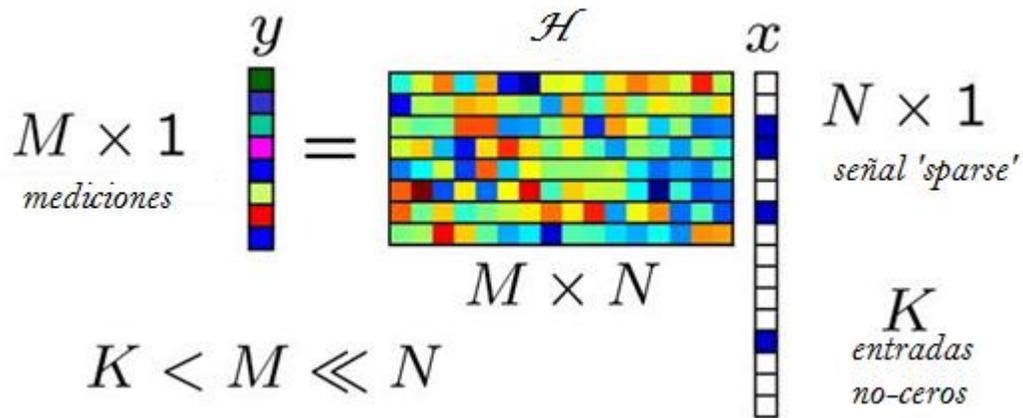


Figura 2-2: Esquema de muestreo de *Compressed Sensing* (fuente: <http://infoproc.blogspot.cl>).

Dado el potencial número de soluciones sparse que puede justificar las mediciones, se utiliza las normas l_0 o l_1 , para buscar la solución más sparse posible. Matemáticamente, una norma es el tamaño total o la longitud de todos los vectores en un espacio vectorial. Son herramientas básicas para definir y analizar la convergencia de una sucesión de vectores en espacios vectoriales. El concepto de norma se basa en generalizar a espacios vectoriales abstractos la noción de módulo de un vector de un espacio euclídeo.

Minimización en norma l_0

La norma l_0 corresponde a la cantidad de elementos no nulos presentes en un vector. Dentro de un esquema de detección compresiva, trata de encontrar la solución más sparse del sistema lineal [16]. Un ejemplo puede ser observado en la Figura 2-3, donde se puede apreciar que la solución sparse para la norma l_0 , desde el interior de la forma distribuida en los ejes, son los elementos que se encuentran en el eje z_1 y z_2 de la Figura.

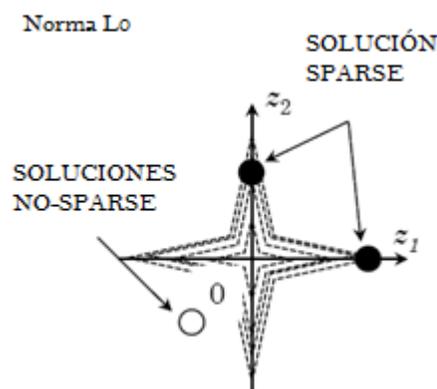


Figura 2-3: Ejemplo de normal l_0 (fuente: <http://qims.amegroups.com/>).

Minimización en norma l_1

Dada la complejidad del problema combinatorial de la minimización por norma l_0 , se propone la alternativa de utilizar la minimización l_1 . La regularización con norma l_1 ha mostrado sobresalientes desempeños en promover soluciones sparse [16].

Para entenderlo de mejor forma, podemos apreciar el ejemplo de la Figura 2-4, en donde se puede observar la línea negra correspondiente al conjunto de todas las soluciones posibles factibles. A partir de la definición de la norma, ésta puede ser representada individualmente como vectores en la superficie del rombo. Usando la minimización de l_1 , podemos ver como toca el conjunto factible primero, es decir encuentra el punto sparse, que se encuentra en el eje vertical.

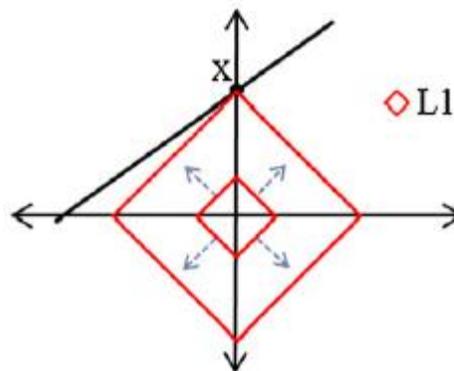


Figura 2-4: Ejemplo bidimensional de la norma l_1 (fuente: <https://www.researchgate.net>).

LASSO[17]

Least Absolute Shrinkage and Selection Operator es una técnica de regularización para realizar la regresión lineal, la cual es usada para reducir el número de predictores en un modelo de regresión, identificar predictores importantes y seleccionar predictores redundantes. Lasso es un estimador de encogimiento, es decir, genera estimaciones de coeficientes que están sesgadas para ser pequeñas. LASSO realiza la selección de variable y proporciona una regularización para mejorar la precisión de la predicción y la interpretabilidad del modelo que produce, esto se genera cuando se establece un lambda, parámetro de regularización positivo, en un número estrictamente entre 0 y 1.

Teniendo un valor de lambda, LASSO resuelve el problema de regularización de acuerdo a la ecuación

(2-2).

$$\min_{\beta_0, \beta} \left(\frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N (y_i - \beta_0 - X_i^T \beta)^2 + \lambda \sum_{j=1}^p |\beta_j| \right) \quad (2-2)$$

Donde:

- N: número de observaciones.
- y_i : es la respuesta en la observación i.
- x_i : es un dato del vector p en la observación i.
- λ : lambda.
- β_0 and β : son un escalar y p-vector respectivamente.

2.2.2 Single Pixel Camera

Capturar imágenes es algo muy común hoy en día, las cámaras digitales utilizan detectores que consisten en millones de sensores de luz o píxeles. Una vez presionado el disparador, la luz se mide en cada píxel por separado para lograr construir la imagen digital. En una Single Pixel Camera [18], en cambio, se enfoca la luz entrante en un solo píxel. Lo que marca la diferencia al utilizar solo un píxel es el controlar qué partes de la luz entrante se dejan pasar al sensor. Una forma de realizar esto, sería el cubrir todo el arreglo de píxeles a excepción de uno a la vez y hacer la medición, para luego volver a hacerlo todas las veces necesarias hasta cubrir toda la imagen (ver ejemplo de la Figura 2-5).

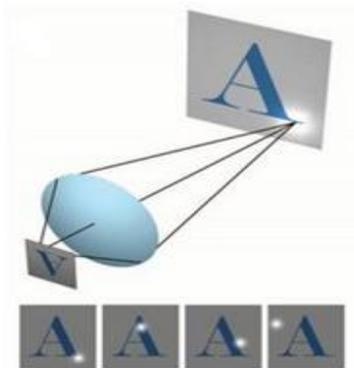


Figura 2-5: Escaneo de a un píxel a la vez (fuente: <https://www.extremetech.com>).

Otra opción es hacer un muestreo con un número mucho menor de píxeles en comparación con la teoría de muestreo estándar de Nyquist. Esta forma de muestreo reconstruye un vector \mathbf{x} a partir de mediciones lineales, en donde existen un número mucho menor de mediciones que valores de la señal. En este caso son generados pseudo vectores aleatorios \mathbf{k} y que representan mapas de píxeles. La imagen a adquirir se refleja en estos k píxeles y se registra la intensidad total resultante, como se puede apreciar en la Figura 2-6.

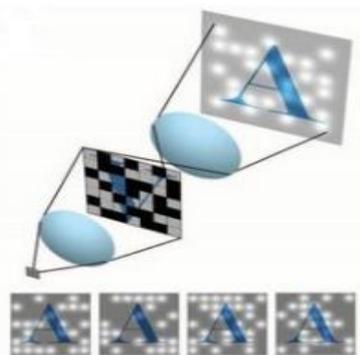


Figura 2-6: Escaneo de imagen por medio de patrones aleatorios (<https://www.extremetech.com>).

Dentro de los elementos que utiliza la Single Pixel Camera está un Digital Micromirror Device (DMD), el cual es un arreglo de micro-espejos, los cuales son controlados por distintos pulsos eléctricos. Dependiendo del pulso enviado estos micro espejos pueden reflejar o no la luz que le llega, como lo muestra la Figura 2-7[19].

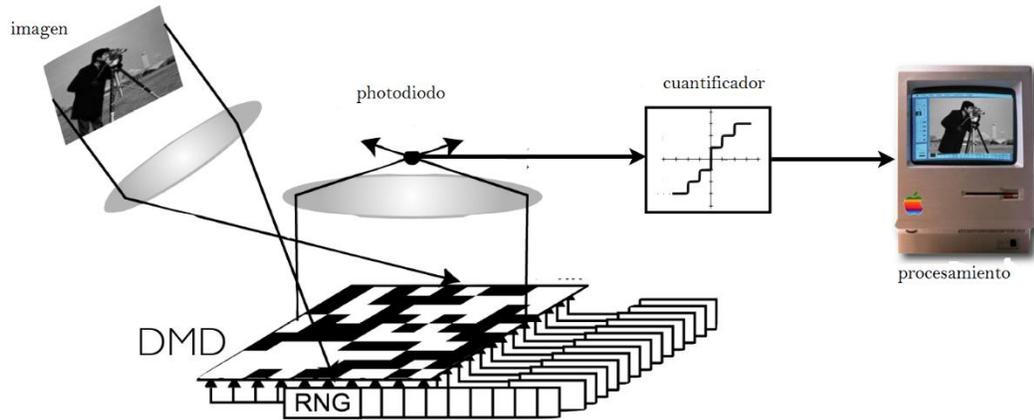


Figura 2-7: Single Pixel Camera (fuente: <http://www.ece.rice.edu>).

2.2.3 Lentes ópticos.

La utilización de lentes ópticos genera la posibilidad de trabajar en el plano de Fourier del objeto, ya que una vez la luz que proviene del objeto atraviesa el lente, puede generar la transformada de Fourier del objeto. Una vez en el plano de Fourier, es posible aplicar el proceso conocido como filtrado espacial en frecuencia, en donde es posible aplicar máscaras o filtros para evitar que ciertas frecuencias lleguen al plano de la imagen. Todo esto permite el procesamiento óptico de imágenes. En la Figura 2-8 se presenta un ejemplo de un lente utilizado.



Figura 2-8: Ejemplo de Lente utilizado (fuente: <https://www.thorlabs.com>).

También, estos lentes pueden tener distintas aperturas y tamaños, lo cual afectará la luz que atraviesa al lente, que posteriormente será transformada al plano de Fourier.

La forma en que fueron simulados los lentes en Matlab fue de dos formas. En primera instancia los datos de la imagen capturada son transformados al plano de Fourier, en donde se tiene acceso a la amplitud y fase de cada pixel, de acuerdo a la discretización elejida, dando la oportunidad de trabajar con ellos. La otra forma en que es simulado el lente es variando la configuración de la apertura que deja que la imagen pase a través de él. Puede ser cuadrada (una ventana) o circular con distintos tamaños que permiten pasar la luz.

En la Figura 2-9 son presentados tres ejemplos de tipos de lentes, en donde el primero corresponde a un cuadrado, por donde pasa toda la luz, y los dos siguientes corresponden a apertura circular con distintos tamaños de diafragma.

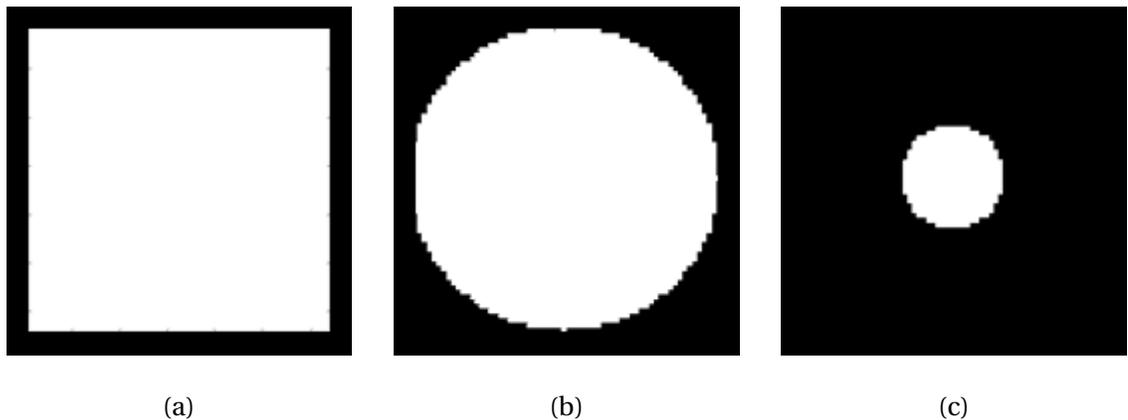


Figura 2-9: Ejemplos de apertura (a) Apertura cuadrada, (b) Apertura Circular máxima, (c) Apertura Circular intermedia.

2.2.4 Sistema Óptico 4f

El sistema óptico 4f [10] está compuesto por dos lentes separados por una distancia igual a la suma de sus distancias focales f_1 y f_2 . El objeto que se desea capturar debe de estar a una distancia f_1 del primer lente y finalmente se formará la imagen codificada a una distancia f_2 del segundo lente. A una distancia f_1 del primer lente y f_2 del segundo, como se presenta en la Figura 2-10, se forma el plano de Fourier, donde se permitirá realizar un filtrado espacial al objeto.

La luz que proviene del objeto atraviesa el lente 1, este genera la transformada de Fourier bidimensional del objeto iluminado a una distancia f_1 , en el plano π_1 , denominado plano de Fourier. Esta configuración permite de realizar un filtrado o codificación en frecuencias de las imágenes mediante la inserción de máscaras de amplitud, para este caso en particular, la máscara aplicada será a través de un DMD, el cual corresponde a un arreglo de espejos, que dependiendo de su configuración reflejará o no la señal óptica.

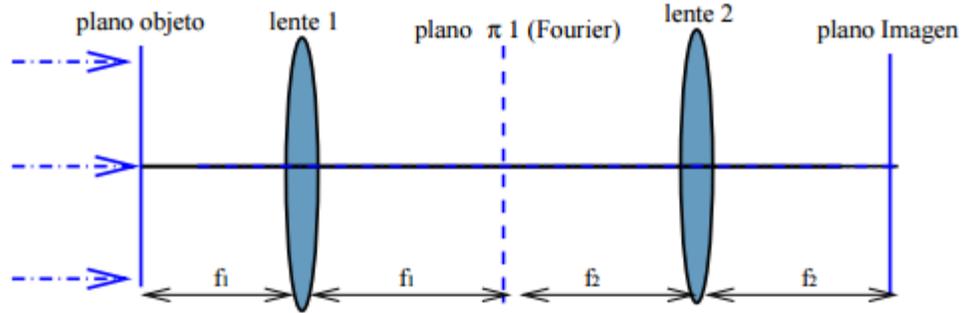


Figura 2-10: Esquema 4F (fuente: <http://www.fceia.unr.edu.ar>).

2.2.5 Modulador Espacial de Luz.

Los moduladores espaciales de luz son dispositivos que permiten controlar la intensidad, fase o el estado de la polarización, ya sea en el tiempo o espacio del haz que incide en dicho dispositivo.

Particularmente, se utilizará un *Digital Micromirror Device* (DMD), que corresponde a un arreglo de micro-espejos, donde cada uno corresponde a un píxel de la imagen que puede formar en su superficie. La inclinación en que se encuentra cada micro-espejo varía de acuerdo a una señal digital. Dependiendo de la señal es si se encontrará “encendido” o “apagado”. En la posición “encendido”, la luz incidente se refleja. En la posición “apagado”, la luz se dirige a otro sector, generalmente a un disipador, haciendo que el píxel aparezca oscuro.

Cada micro-espejo de aluminio está montado en un yugo, que a la vez está conectado a dos postes de apoyo que funcionan como bisagra de torsión. A cada lado de la bisagra, se encuentran dos pares de electrodos que controlan la posición del espejo mediante atracción electrostática.

Este tipo de modulador es utilizado en televisores de alta definición (HDTV), proyectores de cine digital y cascos de realidad virtual, entre otros. En la Figura 2-11 se puede apreciar el proceso realizado por un DMD[20].

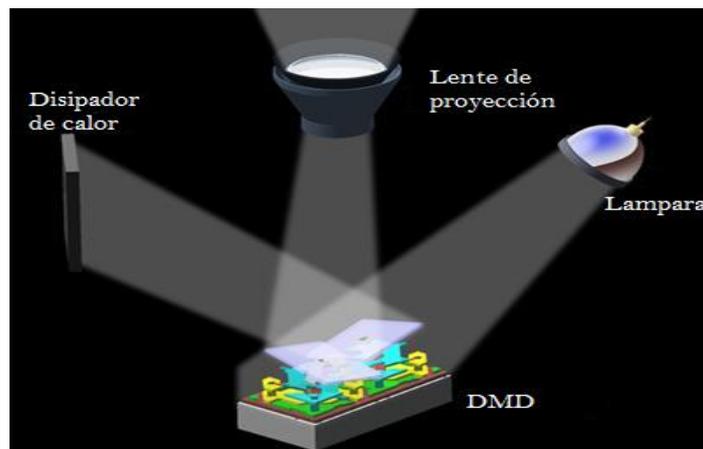


Figura 2-11: Proceso del modulador espacial de la luz DMD (fuente: <http://www.optics.rochester.edu>).

Para simular un DMD en Matlab, es que se generara una matriz aleatoria con valores iguales a 1 o 0. Donde 1 corresponderá a que el DMD refleja la luz y el 0 no la refleja, o lo hace a un sector donde no será utilizado lo reflejado [21].

En la Figura 2-12, se puede apreciar una matriz aleatoria generada de un tamaño de 64 x 64 pixeles, en donde el color blanco indica un valor 1 y el color negro indica un valor 0. La matriz de la izquierda corresponde a una matriz donde cada pixel es independiente. En cambio, la matriz de la derecha se utiliza un concepto de “Super-Pixel” (SP) de mayor tamaño, en el cual varios pixeles cercanos toman un mismo valor, simulando ser uno solo.

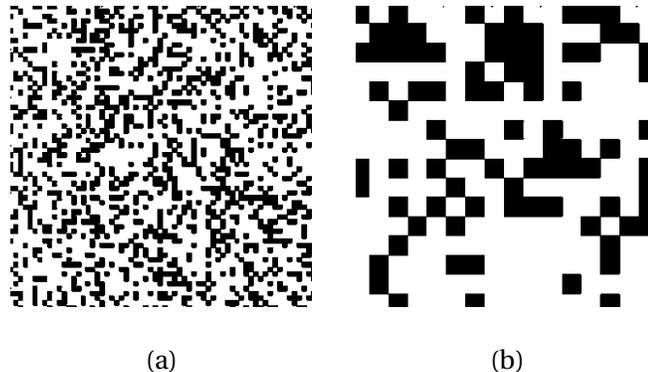


Figura 2-12: Simulación de un DMD con matrices aleatorias, (a) Matriz Aleatoria SPx1 (tamaño del pixel normal), (b) Matriz Aleatoria SPx4.

2.2.6 Detectores

Los detectores, o sensores de luz, son dispositivos que responden al cambio en la intensidad de la luz. En el ámbito en que serán utilizados, cumplen la función de transformar la imagen óptica en una serie de señales eléctricas que darán lugar a la imagen digital.

Los sensores están compuestos por una matriz de millones de celdas llamadas píxeles y dentro de cada uno de éstos se encuentra un fotodiodo, el cual es un componente electrónico sensible a la luz. Durante la exposición, cada fotodiodo convierte la energía presente en la luz (fotones), en corriente eléctrica (electrones), mediante el efecto fotoeléctrico.

En el caso particular del proyecto, será utilizado un detector CCD (*Charge Coupled Device* o Dispositivo de Carga Acoplada), el cual es un circuito integrado que contiene un determinado número de condensadores acoplados, en donde cada uno puede transferir su carga eléctrica a uno o varios de los condensadores que se encuentran a su lado en el circuito [22].

El dispositivo de carga acoplada basa su funcionamiento en el efecto fotoeléctrico, consistente en la conversión espontánea de luz recibida en corriente eléctrica. La sensibilidad del detector depende de la eficiencia cuántica del chip. El número de electrones producidos es proporcional a la luz recibida. Una vez terminada la exposición los electrones producidos son transferidos de cada detector individual por una variación cíclica de un potencial eléctrico aplicado sobre bandas de semiconductores horizontales y aislados entre sí. De este modo, el CCD realiza una lectura

línea a línea de sensores, y posteriormente se transmite toda la información a un ADC (Convertor Análogo-Digital), el cual es un dispositivo que realiza de forma periódica medidas de amplitud de la señal durante un tiempo suficiente para permitir evaluar su nivel (cuantificación). Los valores obtenidos son traducidos al código binario, siendo así convertida la señal analógica en una señal digital.

En la Figura 2-13 se puede apreciar un esquema del funcionamiento de un CCD [23].

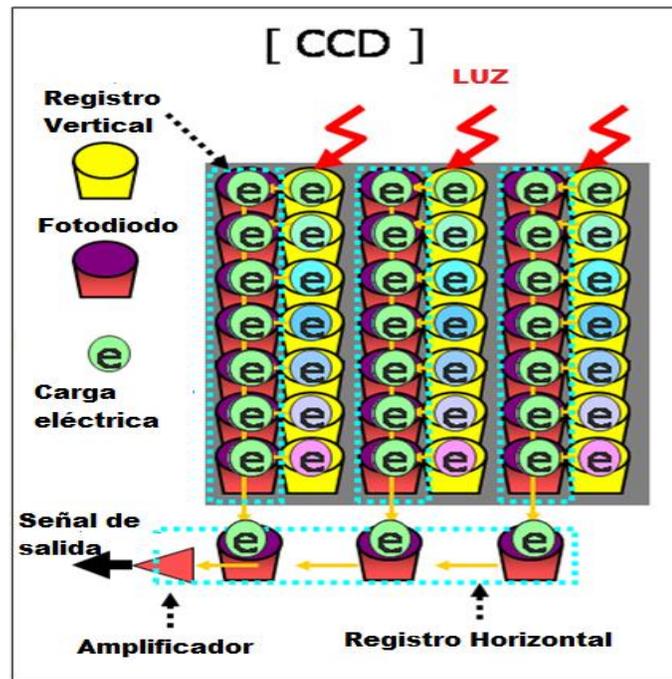


Figura 2-13: Esquema del funcionamiento de un CCD (fuente: <http://www.parentesis.com>).

Dentro de la simulación realizada, la utilización del CCD correspondería a la imagen obtenida al final del procedimiento, la cual ya fue sometida a todos los procesos previos a la captura.

2.2.7 NESTA [1].

Es el algoritmo elegido para realizar la reconstrucción. Es un método de primer orden rápido y robusto que resuelve problemas de reconstrucción sparse y un gran número de extensiones incluyendo eliminación de ruido mediante variación total (tv-denoising)[14] en el caso de imágenes naturales. El algoritmo utiliza dos ideas debido a Yuri Nesterov. El algoritmo básico resuelve la ecuación (2-3).

$$(BP_\epsilon) \min \|x\|_{l_1} \quad \text{sujeto a} \|b - Ax\|_{l_2} \leq \epsilon \quad (2-3)$$

El parámetro ϵ es típicamente pequeño y proporcional a una estimación de la desviación estándar de cualquier ruido en las mediciones.

Es posible usar NESTA para resolver el problema de minimización de variación total (TV) [14], usado a menudo para recuperar imágenes ruidosas y/o sub-muestreadas.

Brevemente, la norma TV es dada como se presenta en (2-4)

$$\|x\|_{TV} = \sum_{i,j} \|\nabla x[i,j]\| \quad \nabla x[i,j] = \begin{bmatrix} D_1 x [i,j] \\ D_2 x [i,j] \end{bmatrix} \quad (2-4)$$

Donde

$$(D_1 x)[i,j] = x[i+1,j] - x[i,j] \quad (D_2 x)[i,j] = x[i,j+1] - x[i,j] \quad (2-5)$$

El problema de minimización TV (2-6) es:

$$(TV) \min \|x\|_{TV} \quad \text{sujeto a } \|b - Ax\|_{l_2} \leq \epsilon \quad (2-6)$$

2.2.8 Error Cuadrático Medio.

Para analizar los resultados de las reconstrucciones se utilizará el Error Cuadrático Medio (ECM), el cual corresponde a la diferencia entre el valor de cada pixel correspondiente a la imagen original y la imagen reconstruida, de acuerdo a la siguiente formula (2-7).

$$ECM = \frac{1}{N} * \sum_{i=1}^N (I_o - I_R)^2 \quad (2-7)$$

Donde “N” es número de pixeles, “I_o” corresponde a la Imagen original e “I_R” es la Imagen reconstruida.

3 Desarrollo

Con el fin de tener una idea de como será el funcionamiento del sistema a implementar, son realizadas simulaciones del funcionamiento de cada una de las partes que compondrán el sistema de compresión óptico de imágenes. Una vez realizada las simulaciones pertinentes se lleva a cabo la implementación del sistema.

3.1 Simulación.

Previamente al desarrollo del proyecto, es necesario realizar simulaciones del funcionamiento del sistema. Para ello, se buscarán modelos matemáticos que expresen las relaciones entre las variables y el sistema, donde a través de ellos, se logre obtener el resultado final esperado.

La formación de los modelos será a través del análisis de comportamiento de la aplicación del sistema a una imagen, el cual emulará el setup a desarrollar como proyecto final. La estructura con que se busca comprimir la imagen de entrada corresponde a un sistema óptico 4f, el cual está compuesto por el objeto que se desea capturar, seguido por un lente por el cual pasa la imagen, generando su transformada de Fourier, un DMD que refleja la luz, luego pasa por otro lente nuevamente, generando la transformada inversa de Fourier, y finalmente es proyectada sobre un detector de baja resolución que realiza la captura de la imagen comprimida. En la Figura 3-1 se presenta un esquema del sistema que se busca simular por medio de la generación de modelos.

Inicialmente debe ser cargada una imagen, obteniendo los valores de intensidad del color de cada píxel que la compone. A estos datos se le aplica una transformada de Fourier, para que posteriormente se les aplique un filtro. Este filtrado consiste en multiplicar la imagen transformada por una matriz representativa de la configuración de un DMD y de la apertura utilizada, simulando el funcionamiento de ambos elementos físicos. Todo esto ocurre simultáneamente en el DMD, en la Figura 3-2 son presentados algunos ejemplos de aperturas y configuraciones utilizadas, donde encontramos matrices aleatorias, variando su tamaño de píxel, y códigos MURA (*Modified Uniformly Redundant Array*) [24], los que corresponden a un tipo de apertura codificada. A cada una de estas matrices se les aplicaron distintas aperturas, utilizando dos principalmente, una cuadrada por donde toda la matriz logra pasar y una apertura circular, dejando como diámetro el máximo valor de la dimensión utilizada. Una vez realizado el filtrado, se le aplica la transformada inversa de Fourier a la imagen, obteniendo así una imagen de salida.

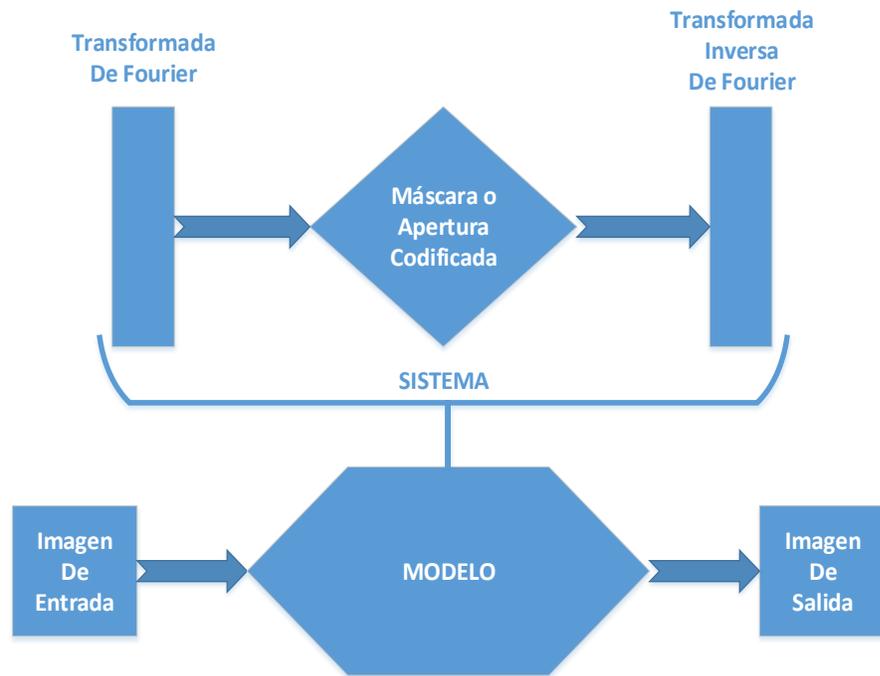


Figura 3-1: Esquema de la simulación.

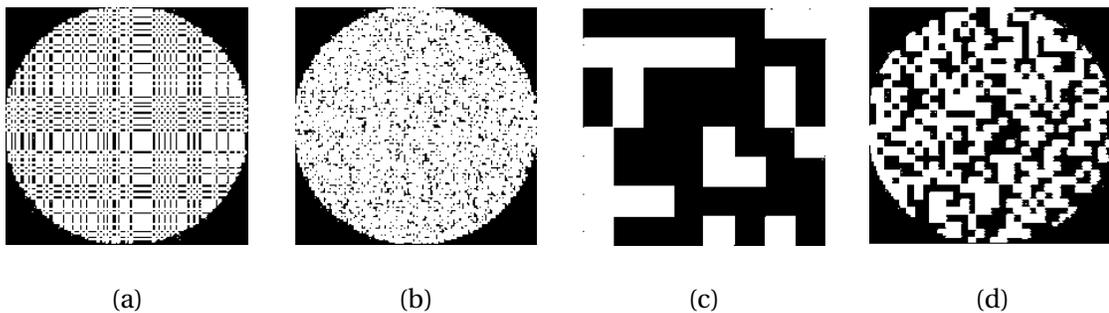


Figura 3-2: Ejemplos de aperturas utilizadas , (a) Apertura MURA Circular, (b) Apertura aleatoria $SP\ 2^0$ Circular, (c) Apertura Aleatoria $SPx5$ Cuadrada, (d) Apertura Aleatoria $SPx3$ Circular.

3.1.1 Modelación y compresión.

Para generar el modelo matemático del sistema aplicado a la imagen de entrada, es necesario realizar una calibración para conocer la respuesta del sistema. Para esto puede ser aplicado el mismo sistema a una imagen de calibración, la cual corresponde a una matriz compuesta de “0” (fondo negro) a excepción de un pixel “punto”, cuyo valor corresponde a un “1”. Para obtener la respuesta al sistema, se debe obtener la transformada de Fourier, ser aplicado el filtro deseado y

finalmente obtener la transformada inversa de Fourier de la imagen de calibración filtrada. Éste proceso debe ser realizado para la simulación y para la parte experimental.

Al ser aplicado el sistema se obtiene la PSF (Point spread function o Función de Dispersión de Punto) de esa imagen de entrada. La Figura 3-3 (a) corresponde a un “punto” con el cual se procederá a realizar la calibración y la Figura 3-3 (b) corresponde a la PSF obtenida. Esta PSF al ser reordenada en forma de fila, es posicionada en una matriz que almacenará el modelo representativo del sistema. A continuación se realiza el mismo proceso, con la diferencia de que en cada imagen de calibración variará la posición del “punto”, hasta que éste la recorra de forma completa la dimensión de la imagen y sean generadas todas las PSF, formando todas las filas del modelo.

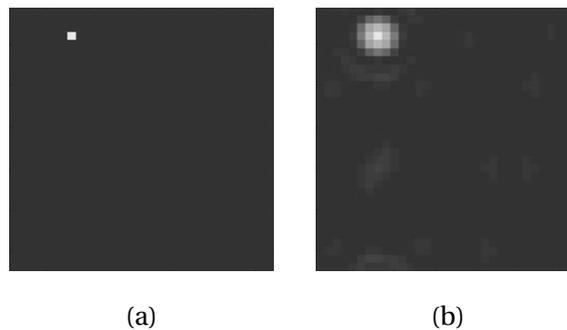


Figura 3-3: Ejemplo de PSF, donde (a) Imagen Original, (b) PSF de la imagen.

Una vez obtenida la PSF, todos los datos son ordenados en una fila, como se presenta en la Figura 3-4. Cada PSF obtenida, al ir variando la posición del punto, corresponderá a una fila del modelo generado, en la Figura 3-5 se presenta un ejemplo de un modelo obtenido en base a la simulación. Con esto, se logra generar un modelo matemático, el cual representa a todo el sistema que afecta a la imagen (transformada de Fourier, matriz aleatoria, apertura y transformada inversa de Fourier).

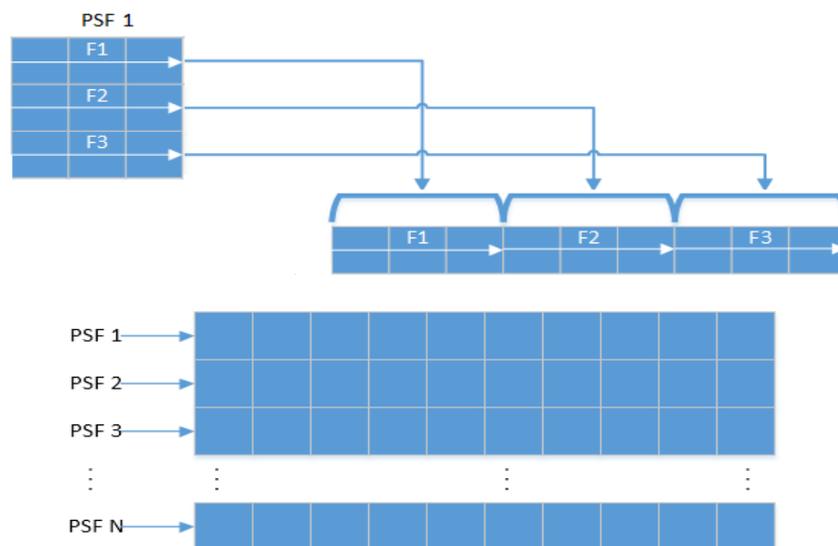


Figura 3-4: Formación del modelo por medio de la PSF.

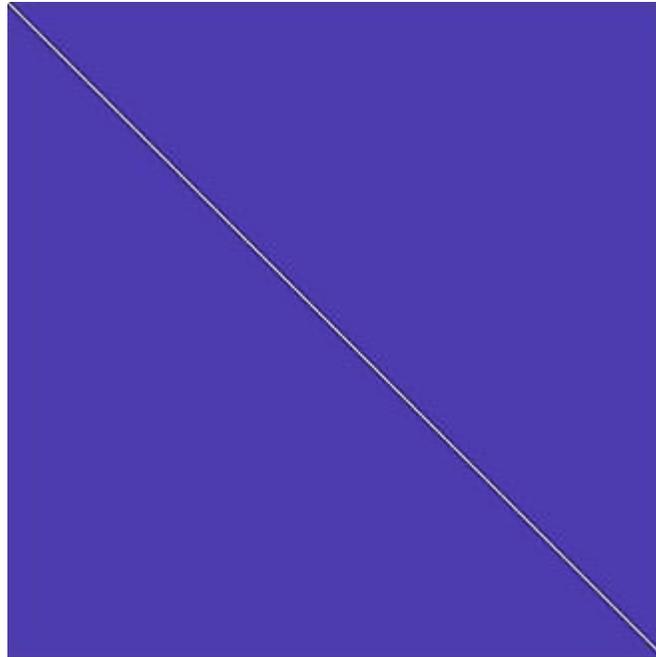


Figura 3-5: Modelo generado por simulación.

Para realizar la compresión se simula la resolución de un detector. Para esto, la PSF es seccionada en partes iguales, en donde cada sección es integrada en un solo valor. Una vez obtenidas estas nuevas PSF comprimidas, se vuelven a reordenar de la misma manera explicada en la Figura 3-4, para formar el nuevo modelo. En la Figura 3-6 se presentan dos ejemplos de cómo es realizada la simulación de la resolución de un detector. En la parte superior se puede apreciar como la imagen original es seccionada en matrices de 4x (Matriz cuadrada de 2^1), los valores que componen esta sección son integrados en un mismo valor, tal como se presenta en el sector izquierdo. Para finalmente, en el sector derecho, presentar el resultado de la compresión de la imagen original. En la parte inferior de la misma figura se presenta un ejemplo similar, con la excepción de que la sección es en matrices de 16x (Matriz cuadrada de 2^2).

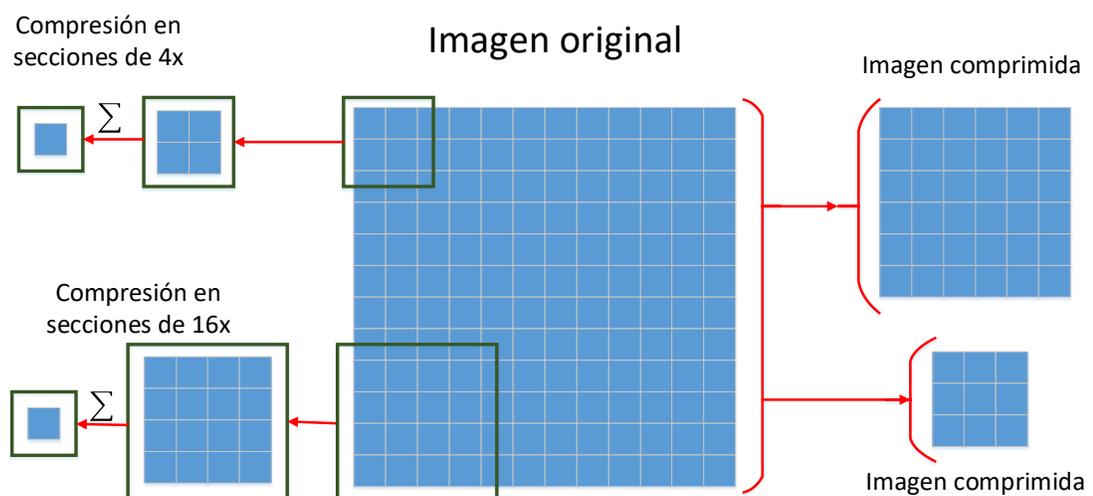


Figura 3-6: Ejemplo de compresión de imagen.

Para comprimir las imágenes es necesario aplicar este proceso a la matriz modelo. Al realizar este procedimiento al ejemplo presentado en la Figura 3-6, se puede apreciar en la Figura 3-7 y Figura 3-8, como la dimensión de éste disminuye.



Figura 3-7: Modelo comprimido a 4x.



Figura 3-8: Modelo comprimido a 16x.

Al obtener el modelo representativo del sistema, ahora solo basta multiplicar la imagen de entrada (en forma de vector) por el modelo para obtener la imagen de salida (en forma de vector) como se presenta en la Figura 3-9.



Figura 3-9: Esquema de compresión, utilizando el modelo generado.

3.1.2 Reconstrucción.

Una vez que se obtiene el modelo que representa el sistema de compresión, el cual permite comprimir una imagen de entrada, es posible realizar la reconstrucción de la imagen original. Este proceso consiste en aplicar el método de reconstrucción a la imagen comprimida, como se presenta en la Figura 3-10.



Figura 3-10: Esquema de reconstrucción de imagen original.

Nesta es un algoritmo rápido y preciso que es utilizado para realizar la reconstrucción de las imágenes comprimidas. Para su funcionamiento, este código utiliza el modelo con el cual se realizó la compresión y fueron ajustados los parámetros para asegurar principalmente una reconstrucción rápida.

3.1.3 Predicción de reconstrucción.

Sea la matriz de Gram [2] una lista de vectores en un espacio con producto interno, esta matriz define el producto escalar. Dentro del proceso de análisis de reconstrucción de las imágenes, la matriz de Gram es utilizada para analizar la calidad del funcionamiento del proceso por medio de la coherencia mutua, el cual consiste en comparar cada máximo valor de cada matriz, fuera de la diagonal. Entre estos valores mientras menor sea este, mejor debería ser la reconstrucción.

Para realizar los análisis de errores, se realizaron tres gráficos, los cuales corresponden a la Coherencia Mutua de modelos que realizan compresión de 4x y 16x. Estos modelos se diferencian en el tipo de apertura y representación del DMD que se utiliza, puede ser código MURA o una matriz aleatoria con distintos tamaños de pixel. Para esto es utilizado un Super Pixel (SP), el cual consiste en que una vecindad de tamaño $[2^N \cdot 2^N]$ toma un mismo valor.

Analizando la gráfica de la Figura 3-11, la cual nos presenta los valores de las Coherencias Mutuas para los modelos de compresión de 4x. Para el mismo tamaño de compresión se puede apreciar que ambos modelos que fueron realizados por medio de un código MURA y el modelo que cuenta con el tamaño de pixel más grande como representación del DMD, son los que arrojarían un mejor resultado de reconstrucción. Destacar que las aperturas circulares arrojan una Coherencia Mutua menor, en comparación a las aperturas cuadradas.

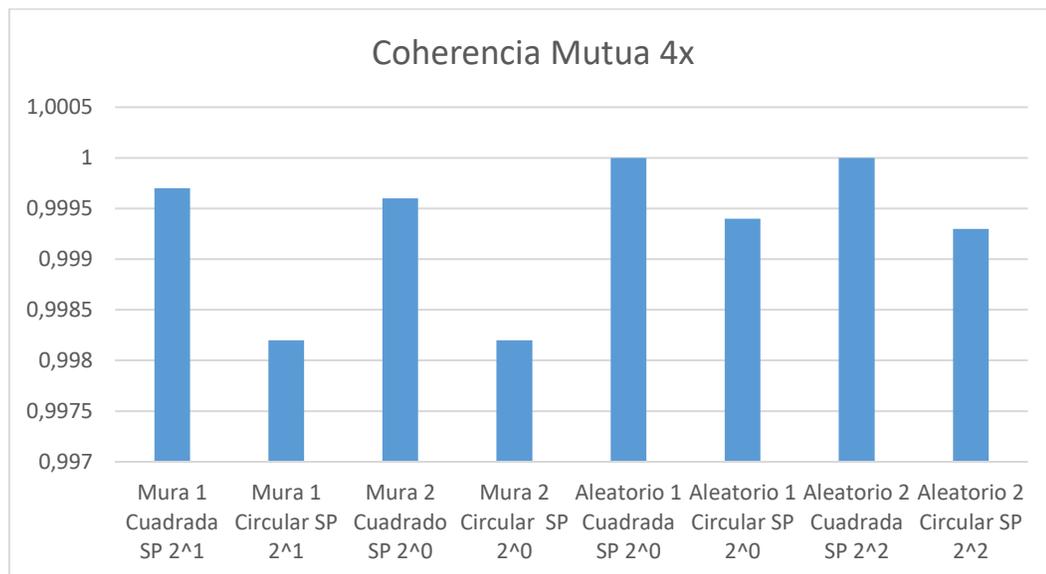


Figura 3-11: Gráfica error de Coherencia Mutua, para modelos de compresión 4x.

Se puede apreciar que la mejor reconstrucción, según la Coherencia Mutua, es el modelo que utiliza el código MURA. La matriz de Gram de uno de los mejores modelos (MURA con apertura

circular y un SP de 2^2) se muestra en la Figura 3-12 (a) y la matriz de uno de los peores modelos se presentara en la Figura 3-12 (b) (Modelo aleatorio con apertura cuadrada, sin SP).

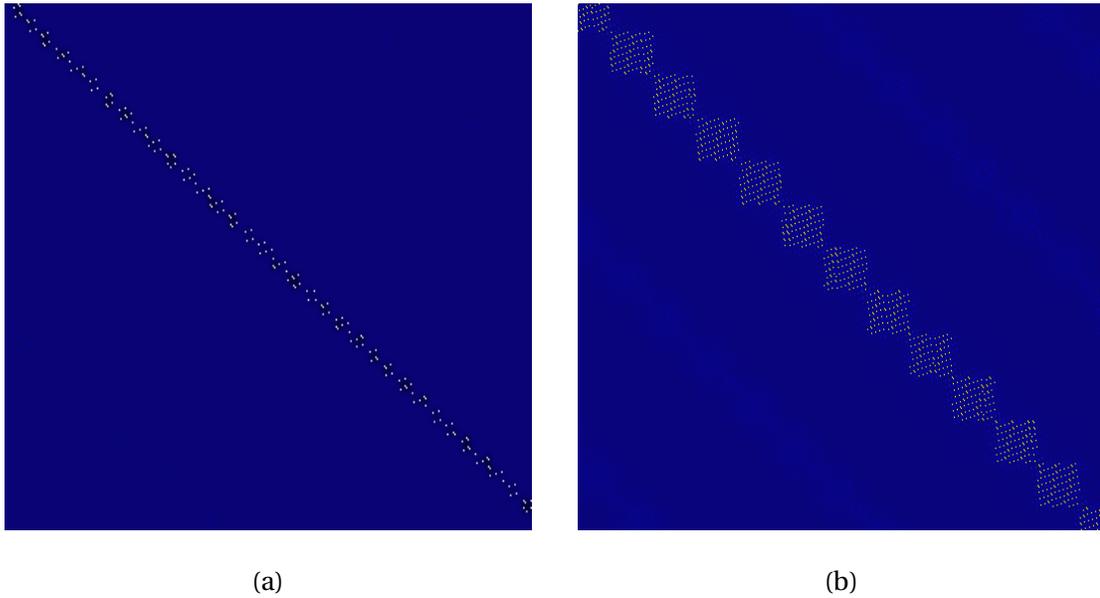


Figura 3-12: Matriz de Gram del modelo generado por (a)MURA con apertura circular y sin SP, como el presentado en la Figura 3-2(a) (b)Matriz aleatorio con apertura cuadrada, sin SP.

Al realizar el análisis de la Figura 3-13 se puede apreciar que la mejor reconstrucción debería ser la que se genera por el modelo que utiliza MURA como representación del DMD, con apertura circular y SP 2^1 .

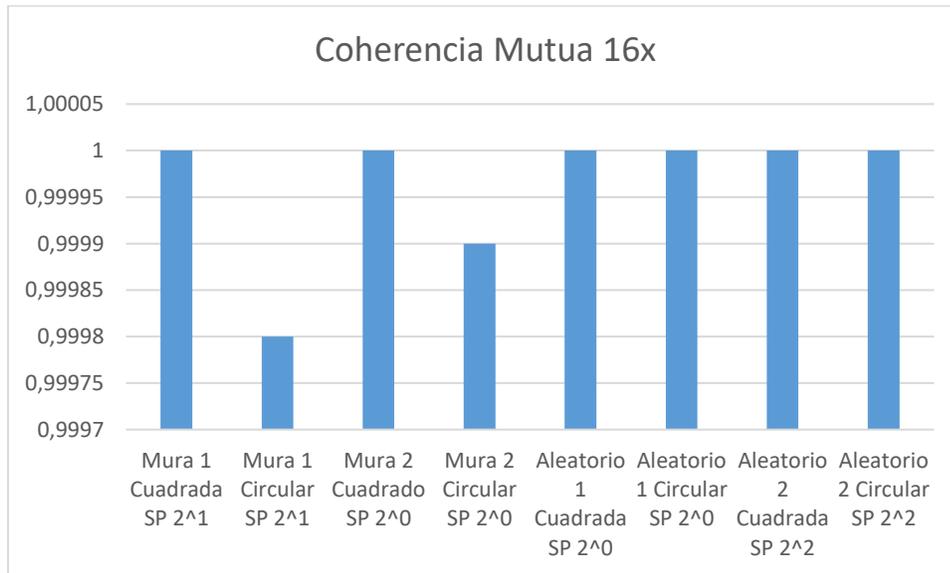


Figura 3-13: Gráfica error de Coherencia Mutua, para modelos de compresión 16x.

Si bien existen varios modelos cuya Coherencia Mutua es igual a 1, para la Figura 3-14 (b) se presentará la matriz de Gram de un modelo aleatorio con apertura circular y SP de 2^0 , mientras que en la sección (a) de la misma figura se presenta la matriz de Gram de un modelo MURA de SP 2^1 con apertura circular, el cual correspondería al mejor modelo de compresión.

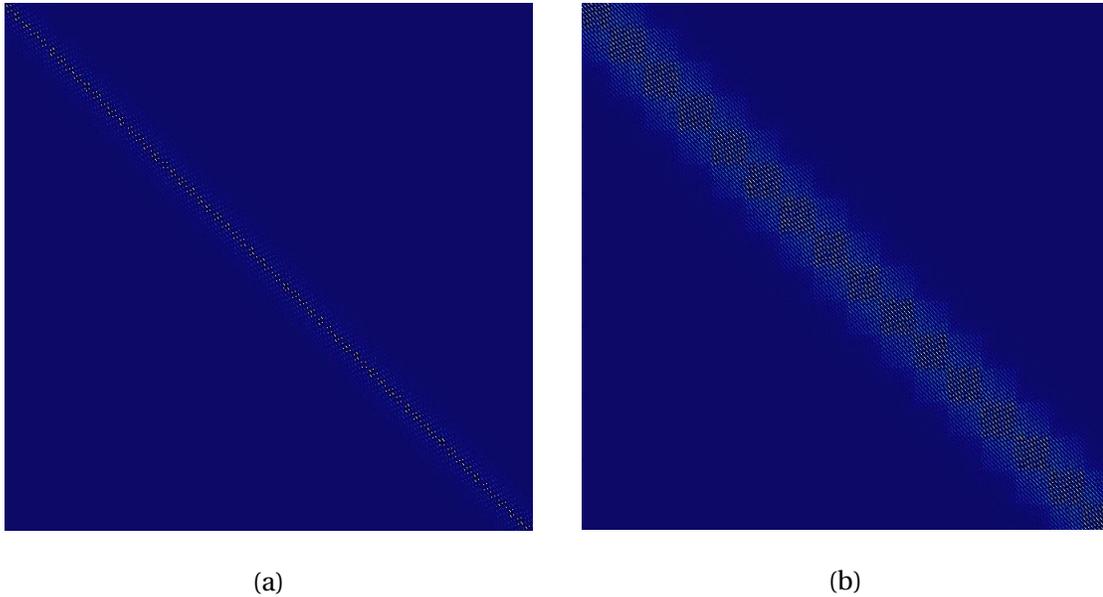


Figura 3-14: Matriz de Gram del modelo generado por (a)MURA con SP 2^1 y con apertura circular, (b)Matriz aleatorio con apertura cuadrada, sin SP.

3.2 Set-up.

A continuación serán presentados los dos set-up utilizados, siendo el primero la propuesta original, el cual por motivos de falta de resultados y tiempo se dejó de utilizar. La modificación del esquema inicial dio pie al segundo set-up, que será utilizado finalmente, siguiendo una funcionalidad similar a la solución inicialmente propuesta.

3.2.1 Set-up inicial

Tratando de solucionar la problemática presentada en el proyecto, se montó el set-up presentado en la Figura 3-15, el cual consta de un detector, un lente 1, una estructura en donde se encuentra el DMD, un lente 2 y finalmente la pantalla donde se presentan las imágenes con las cuales se desea realizar la calibración (generación del modelo) y las que se desean capturar, comprimir y posteriormente reconstruir.

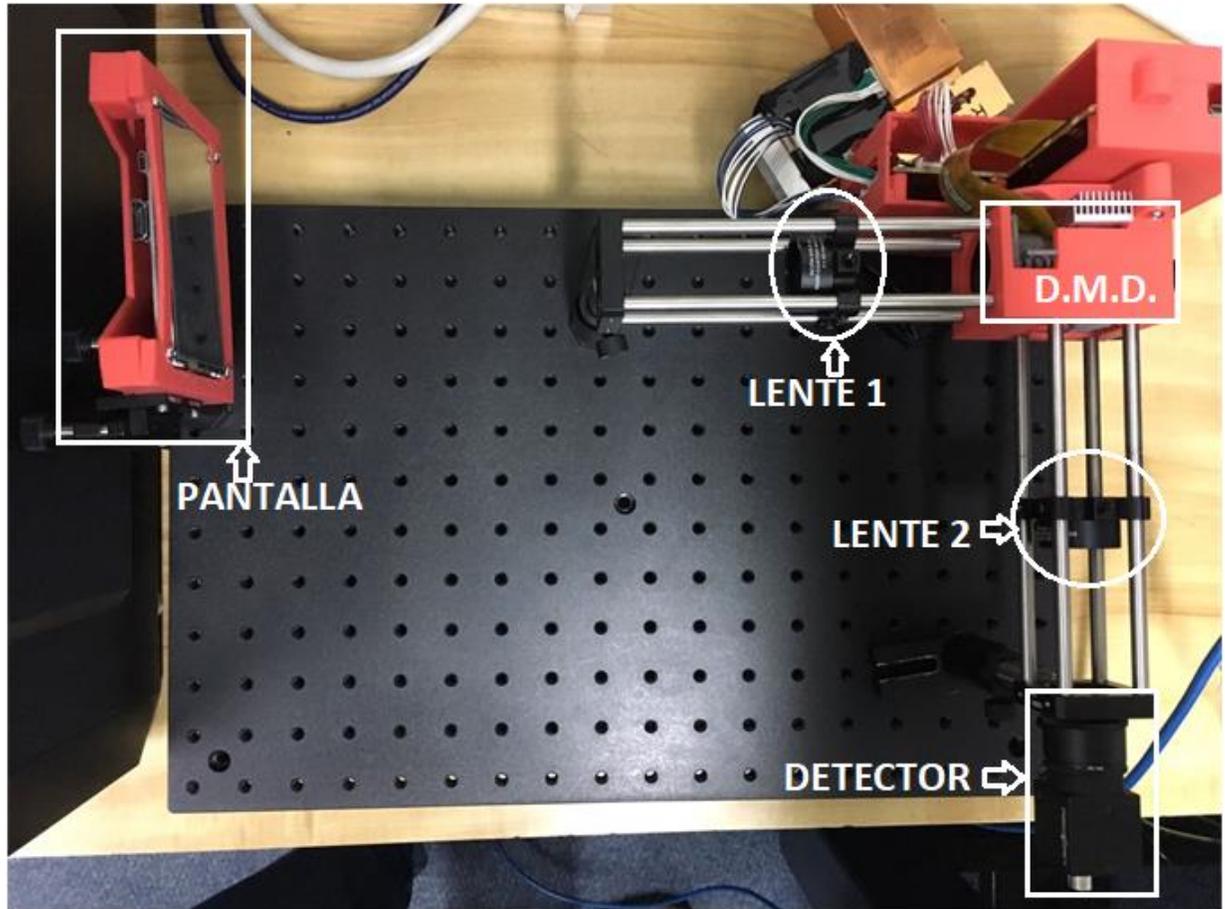


Figura 3-15: Set-up inicial.

El detector a utilizar para el montaje será un Blackfly 0.5 MP Mono USB3 Vision (Sony ICX693), presentado en la Figura 3-16, detallando las especificaciones del dispositivo en la Tabla 3-2.



Figura 3-16: Blackfly 0.5 MP Mono USB3 Vision (Sony ICX693) (fuente: <https://www.ptgrey.com>).

Dentro de las características a tener en consideración a la hora de seleccionar un detector, se encuentran:

- *Quantum Efficiency(QE)*: La eficiencia cuántica es uno de los parámetros más importantes y utilizados a la hora de evaluar la calidad de un detector. Éste se define como el número de electrones que son creados por cada fotón incidente. En el caso de tener dos detectores con el mismo tamaño de píxel y distintos porcentajes de QE, será mejor el que tenga una eficiencia mayor. Esto se debe a que dicho sensor necesita menos iluminación para lograr la misma intensidad de imagen que el otro detector. Para el caso del Sony ICX693 CCD, según lo presentado en la Tabla 3-2, el QE es de 81%.
- *Frame Rate (FPS)*: Es la velocidad a la cual se captura imágenes, cuantos cuadros de imágenes son muestreados por segundo. En este caso, el FPS del detector es de 50 FPS.
- *Megapixels*: Los píxeles son los componentes del arreglo en el cual son generadas las imágenes. Un megapíxel equivale a 1 millón de píxeles, la cantidad de píxeles que tiene el detector Sony ICX693 es de 0.5 MP, lo que quiere decir que posee 500.000 píxeles.
- *Readout Method*: Corresponde al método de lectura que tiene el dispositivo, para el caso del Blackfly 0.5 MP Mono USB3 Vision (Sony ICX693), su *Readout Method* es *Global Shutter* (obturador global). Este método de lectura consiste en que todo el sensor se reinicia antes de la captura de luz para eliminar cualquier señal residual en los píxeles. Todos los píxeles del sensor captan luz empezando y terminando exactamente al mismo tiempo. Al final del período de exposición (tiempo durante el cual se recoge la luz), todos los datos comienzan a ser transferidos. Además posee un protector de luz, el cual impone una mayor acumulación de carga durante el proceso de lectura. En un sensor con *Global Shutter*, la escena será “congelada” en el tiempo, siempre que el tiempo de exposición o captura sea suficientemente corto.
- *Sensor Format*: Es la forma y el tamaño del sensor de imágenes, esto determina el ángulo de visión de un objetivo específico. Cuanto más grande sea el sensor de imagen, producirá imágenes de más alta calidad, esto sucede porque los píxeles tendrán un tamaño mayor. Para el sensor Sony ICX693 el *Sensor Format* es de 1/3”, esto quiere decir que tiene las características presentadas en la Tabla 3-1.
- *Absolute Sensitivity Threshold y Saturation Capacity*: *Absolute Sensitivity Threshold* corresponde al número de fotones necesarios para obtener una señal equivalente al ruido observado por el sensor. Esta es una métrica importante porque representa la mínima cantidad teórica de luz necesaria para observar cualquier señal significativa. Con respecto al concepto de *Saturation Capacity*, éste indica la cantidad máxima de electrones que puede almacenar un píxel.

Al evaluar la sensibilidad de la cámara basada en el brillo de la imagen, la cámara con menor capacidad de saturación suele aparecer más brillante en comparación con una cámara con mayor capacidad de saturación. Para mejorar la sensibilidad aparente, las cámaras con bajo ruido temporal son excelentes opciones, permitiendo el uso de la ganancia de la cámara para aumentar el brillo de la imagen sin sacrificar la calidad de la

imagen. En el detector caracterizado, el *Absolute Sensitivity Threshold* es de 12.83 (y) y la *Saturation Capacity* es de 22074(e-).

Tipo	Diagonal (mm)	Ancho (mm)	Alto (mm)	Área (mm ²)	Factor de recuadro
1/3"	6.00	4.80	3.60	17.30	7.21

Tabla 3-1: Especificaciones *Sensor Format* de 1/3"

Sony ICX693 CCD	Specifications
Frame Rate	50 FPS
Megapixels	0.5 MP
Chroma	Mono
Sensor Name	Sony ICX693
Sensor Type	CCD
Readout Method	Global shutter
Sensor Format	1/3"
Pixel Size	6.0 μm
Lens Mount	CS-mount
ADC	12-bit
Quantum Efficiency (% at 525 nm)	81
Temporal Dark Noise (e-)	9.51
Absolute Sensitivity Threshold (y)	12.83
Saturation Capacity (e-)	22074
Dynamic Range (dB)	66.87
Gain Range	0 dB to 23.991 dB
Exposure Range	0.031 ms to 31.9 seconds
Image Buffer	16 MB
Opto-isolated I/O Ports	1 input, 1 output
Auxiliary Output	3.3 V, 120 mA maximum
Interface	USB 3.0
Power Requirements	5-24 V via GPIO or 5 V via USB 3.0
Dimensions	29 mm x 29 mm x 30 mm

Tabla 3-2: Especificaciones del detector Blackfly 0.5 MP Mono USB3 Vision (fuente: <https://www.ptgrey.com>).

Originalmente el DMD se encuentra en la estructura interna de un proyector, si bien se intenta adaptar ésta para ser utilizada en el set-up, no se logra tener control total de la luz incidente y reflejada, además de desconocer las distancias internas que recorre la luz dentro de la estructura, las cuales son necesarias para ubicar los lentes a las distancias focales correspondientes. Debido éstas dificultades, se toma la decisión de cambiar el set-up a utilizar.

3.2.2 Set-up final

La modificación del esquema inicial buscara funcionar de la misma manera que debió funcionar inicialmente el proyecto.

El esquema nuevo que se presenta en la Figura 3-17, con el cual se realizaron las pruebas finales del proyecto, está compuesto por un detector (presentado la seccion 3.2.1 de set-up inicial), un lente y una pantalla. Para realizar la calibración del sistema se exhibe en la pantalla el punto que recorrerá toda superficie a capturar, siendo escaneado por el detector, con uno de los filtros en el lente que se encuentra entre estos dos elementos. Posteriormente la pantalla será utilizada para presentar las imágenes a procesar.

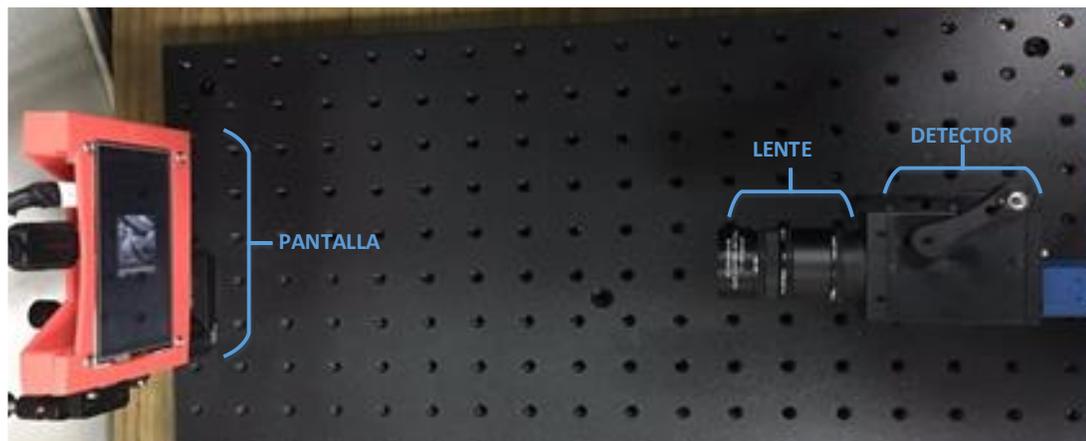


Figura 3-17: Set-up final.

En este nuevo set-up es reemplazado el DMD, por un filtro, el cual buscara simular la configuración que debería tener el modulador de luz, es decir, buscará impedir que la luz pase a través de ciertas zonas que estaran oscurecidas y permitirá que la luz pase por donde el diseño lo permita. Con este cambio, se pierde la capacidad de cambiar los códigos dinámicamente. El filtro mencionado será instalado dentro de la estructura, entre el detector y el lente, como es presentado en la Figura 3-18. Se puede apreciar un ejemplo de un lente con un filtro dentro en la Figura 3-19.



Figura 3-18: Distribución del lente.



Figura 3-19: Ejemplo de filtro dentro del lente.

Los filtros utilizados son los que se muestran en la Figura 3-20, de los cuales solo los con mejores resultados serán presentados dentro de los resultados. Estos fueron impresos sobre una transparencia, buscando que la información pase por los sectores donde el filtro sea blanco y no lo haga donde el filtro sea negro.

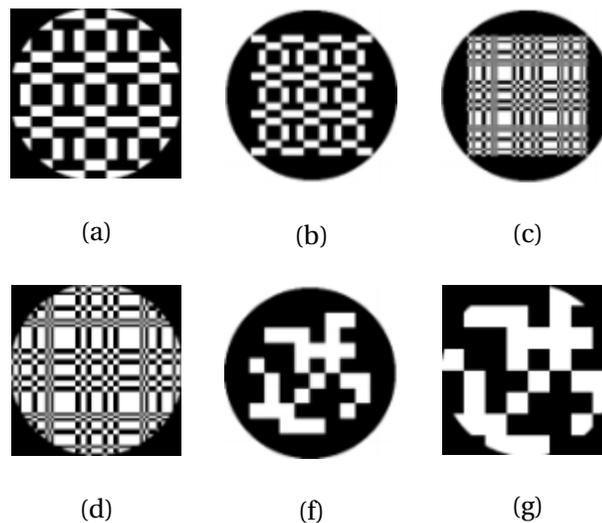


Figura 3-20: Filtros utilizados, (a)Filtro inventado grande, (b)Filtro inventado pequeño, (c)Filtro MURA pequeño, (d)Filtro MURA grande, (f)Filtro Aleatorio pequeño, (g)Filtro Aleatorio grande.

La idea principal de este segundo set-up es el solucionar la falta de DMD, reemplazándolo por un filtro. Sin embargo la construcción de dichos filtros no es la más apropiada, ya que estos están impresos sobre una transparencia, donde por más que fueron retocados, no obstruyen la luz incidente en su totalidad, a diferencia del DMD, que de acuerdo a su configuración, refleja o no la luz.

En el Apéndice, son presentados los códigos utilizados para la calibración del sistema Listado 0-2, en el Listado 0-3 se encuentra el código con el cual se genera el modelo, mientras que en el Listado 0-1 se presenta la función con el cual se realizan las capturas.

4 Resultados

En este capítulo, se entregan los resultados obtenidos al ser comprimidas y reconstruidas distintas imágenes, por medio de la simulación y la utilización del set-up. Se presentarán ejemplos de imágenes con sus respectivas compresiones y reconstrucciones. Para las simulaciones, se analizarán los resultados de reconstrucción en comparación a las imágenes originales (de un tamaño de 128 x 128 píxeles) por medio del error cuadrático medio y por apreciación visual.

Los resultados obtenidos por la simulación provienen del siguiente esquema presentado en la Figura 4-1, en donde se comprime la imagen de un objeto por medio de los modelos generados con las representaciones de distintos filtros. Luego la reconstrucción es realizada por medio de metodo Nesta [1].

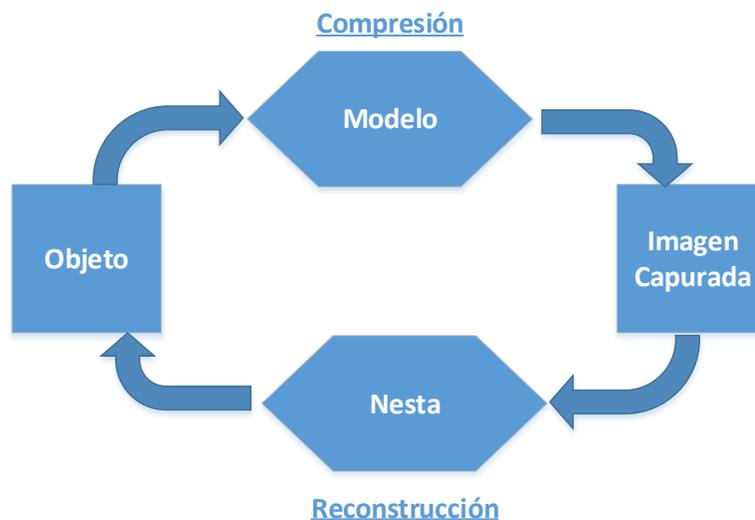


Figura 4-1: Esquema de compresión y reconstrucción para la simulación del proyecto.

En cambio, los resultados obtenidos en la fase experimental del proyecto, provienen del esquema presentado en la Figura 4-2, en donde un objeto es capturado por medio de un detector, a través de un filtro insertado en el lente utilizado. Para realizar la reconstrucción, al igual que en la simulación, es utilizado el metodo Nesta.

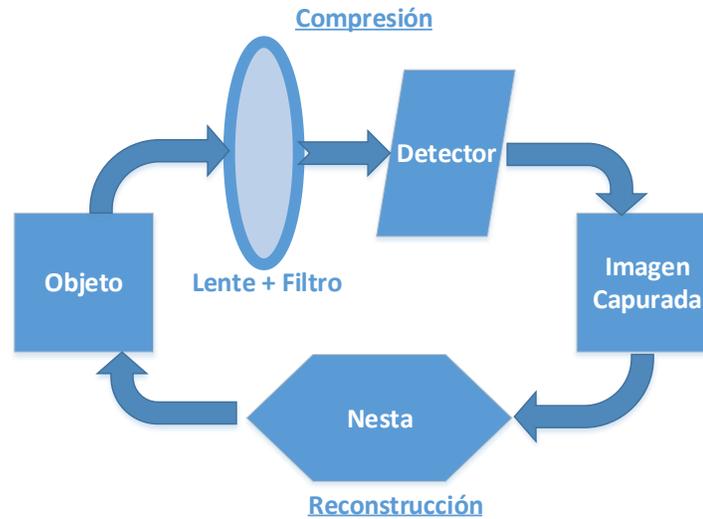


Figura 4-2: Esquema de compresión y reconstrucción para la fase experimental del proyecto.

4.1 Resultados de Simulación.

A continuación se presentarán los resultados obtenidos durante el proceso de simulación del proyecto. Para ello se mostrarán las imágenes que muestran tanto los procesos de compresión, aplicando el modelo, como el de reconstrucción de la imagen a partir de la imagen comprimida.

4.1.1 Resultados Compresión.

En la Figura 4-3 y Figura 4-4, se presentan resultados de compresión de una imagen, al aplicar un modelo de compresión a 4x y uno a 16x, siendo presentada la imagen original inicialmente y a continuación dos compresiones de la misma imagen. Estas son presentadas en un mismo tamaño para que sea posible apreciar la pérdida de información a menudo que la compresión aumenta.

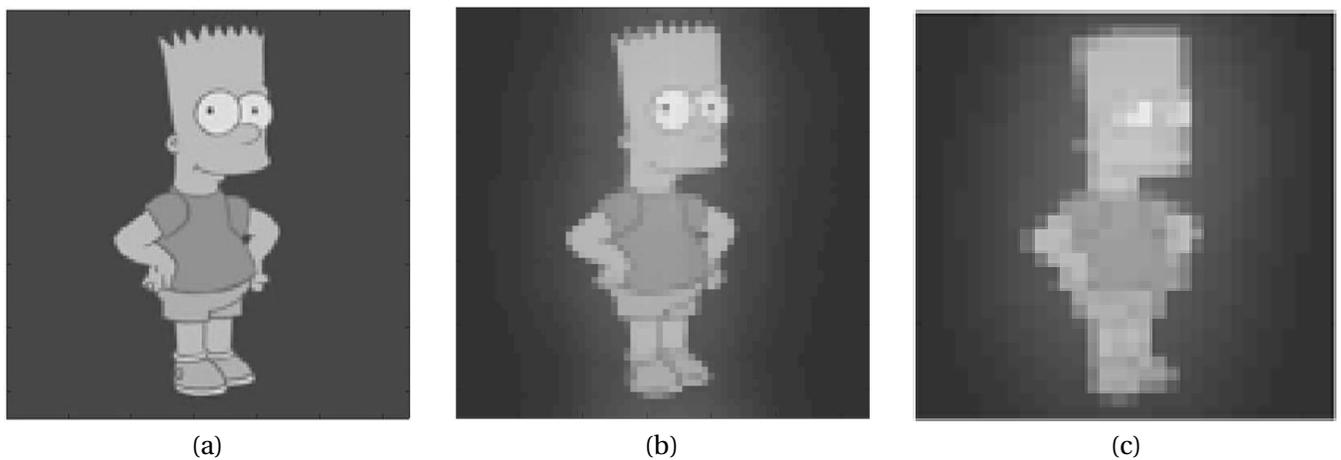


Figura 4-3: Compresiones utilizando matriz MURA. (a) Imagen original (fuente: <https://es.pinterest.com>), (b) Imagen comprimida 4x, (c) Imagen comprimida 16x.

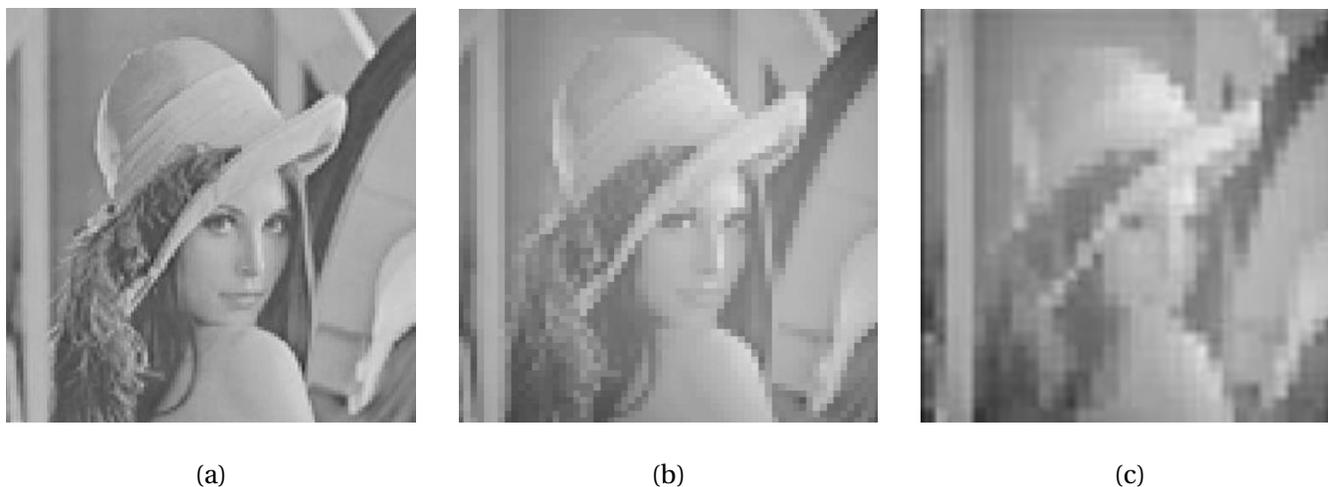


Figura 4-4: Compresiones utilizando una matriz generada aleatoriamente, (a) Imagen original (fuente: <https://oxaric.wordpress.com>), (b) Imagen comprimida 4x, (c) Imagen comprimida a 16x.

En la Figura 4-5, Figura 4-6 y Figura 4-7, se muestran las imágenes originales y las imágenes ya comprimidas a distintas resoluciones (4x y 16x). Al ser presentadas las imágenes en un mismo tamaño se puede apreciar como se van perdiendo los detalles al aumentar la compresión.

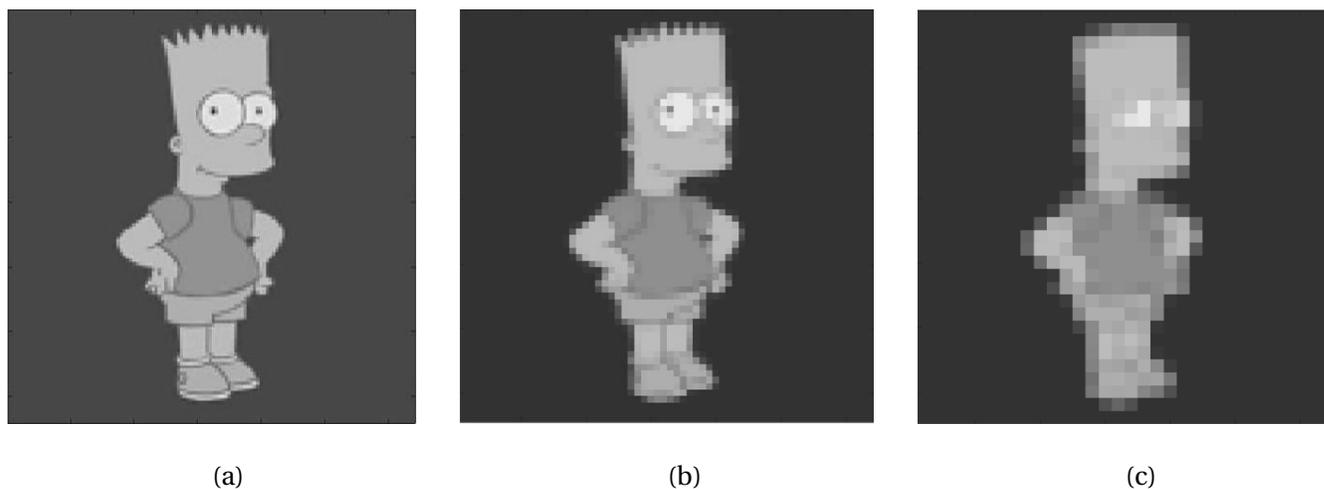


Figura 4-5: Compresión utilizando una matriz aleatoria, con $SP 2^1$, (a) Imagen original, (b) Imagen comprimida a 4x, (c) Imagen comprimida a 16x.



Figura 4-6: Compresión utilizando una matriz aleatoria, con $SP 2^3$, (a) Imagen original, (b) Imagen comprimida a 4x, (c) Imagen comprimida a 16x.

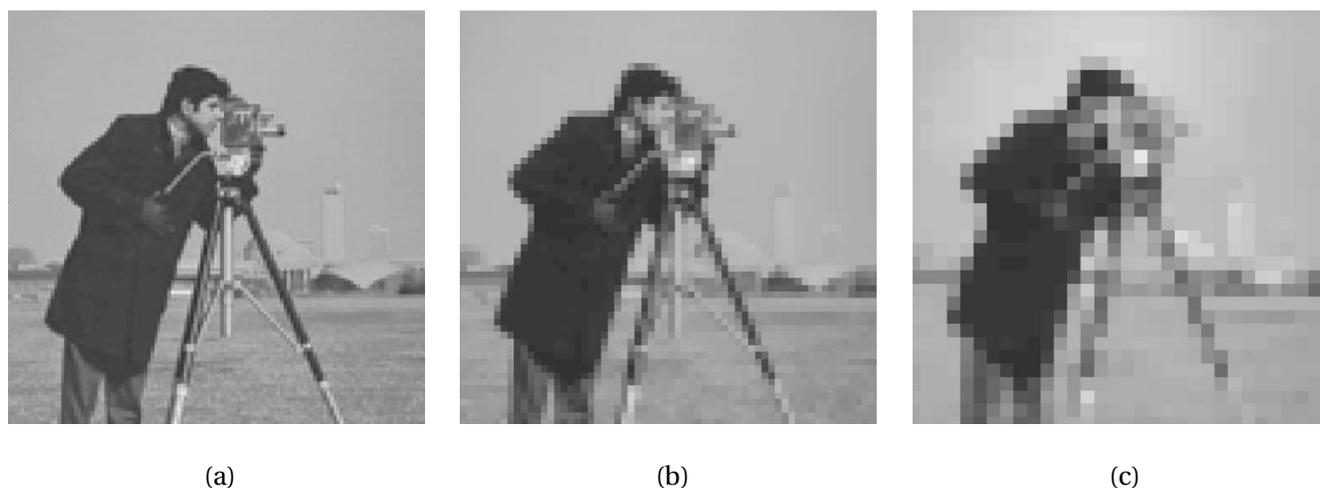


Figura 4-7: Compresión utilizando una matriz aleatoria, con $SP 2^5$. (a) Imagen original (fuente: <https://www.npmjs.com>), (b) Imagen comprimida 4x, (c) Imagen comprimida 16x.

4.1.2 Resultados Reconstrucción.

Como fue presentado en el esquema de la Figura 4-1, para lograr la reconstrucción de la imagen original, utilizando la imagen comprimida y el modelo de compresión, se utiliza el método de reconstrucción Nesta. En la Figura 4-8 y Figura 4-9 se presentan resultados de reconstrucción, en la parte izquierda se presenta la imagen original, en el centro la imagen comprimida y a la derecha se presenta la imagen reconstruida

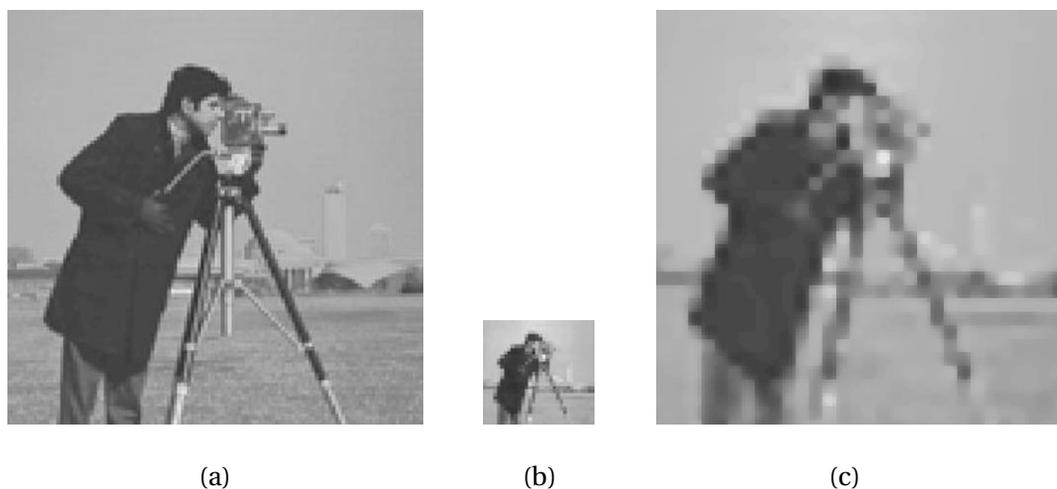


Figura 4-8: Usado un código MURA para la matriz de compresión, (a) Imagen Original, (b) Imagen Comprimida 16x, (c) Imagen Reconstruida.



Figura 4-9: Usando un código aleatorio para la matriz de compresión, (a) Imagen Original, (b) Imagen Comprimida 4x, (c) Imagen Reconstruida.

A modo de estudio, se generó una máscara aleatoria representativa del sistema *Single Pixel Camera* con valores “1” o “0”. Se analizó el comportamiento de las imágenes al comprimirlas y reconstruirlas utilizando este modelo. En la Figura 4-10 y Figura 4-11 serán presentadas las imágenes originales, imágenes comprimidas a 4x y las imágenes reconstruidas. En la Figura 4-12 son presentados los resultados de compresión 16x con su reconstrucción. Posteriormente serán comparados los resultados de reconstrucción, por medio de ECM, de estas reconstrucciones y las obtenidas por el sistema óptico 4f utilizado.

Realizando un análisis visual en las imágenes reconstruidas, luego de ser comprimidas a 4x, pueden ser apreciados los detalles característicos de las imágenes originales. Sin embargo, en la reconstrucción generada a la imagen comprimida a 16x no es posible apreciar los detalles de la imagen original.

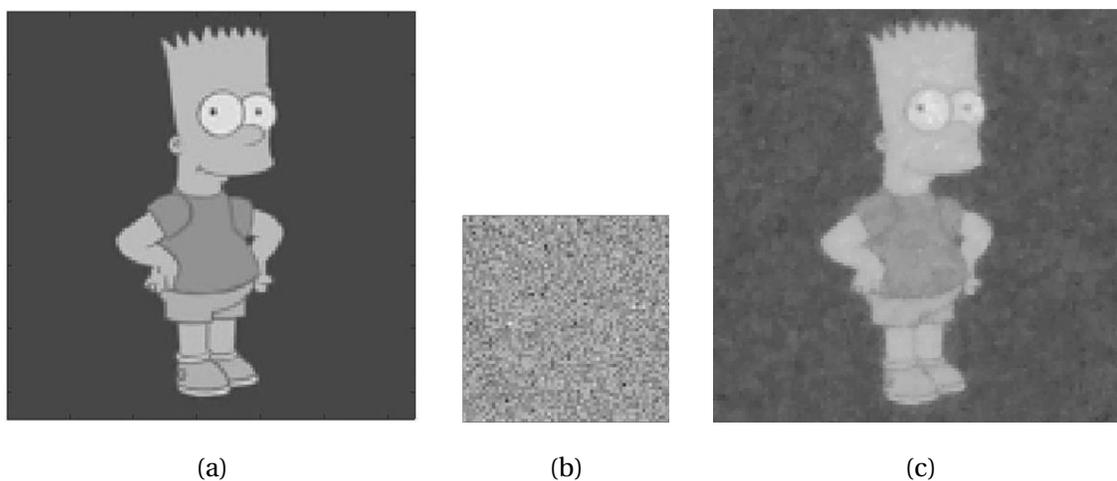


Figura 4-10: (a) Imagen Original, (b) Imagen comprimida 4x, (c) Imagen reconstruida.

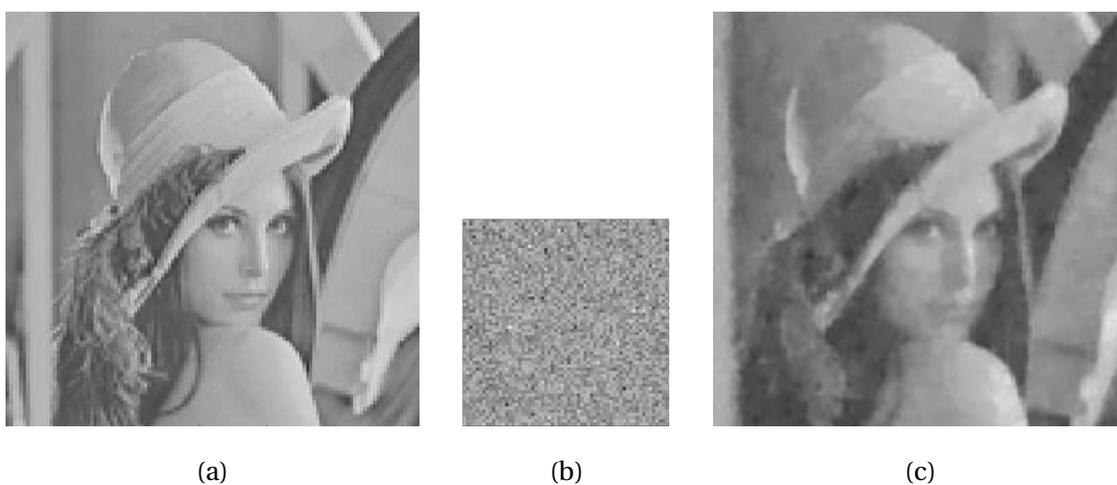


Figura 4-11: (a) Imagen Original, (b) Imagen comprimida 4x, (c) Imagen reconstruida.

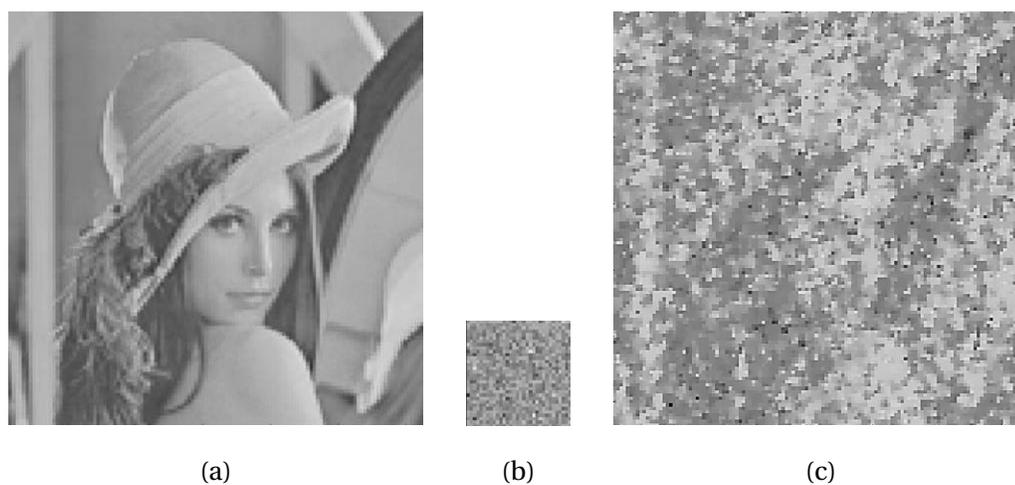


Figura 4-12: (a) Imagen Original, (b) Imagen comprimida 16x, (c) Imagen reconstruida.

4.1.3 Análisis de Reconstrucción.

Para esto fue analizado el Error Cuadrático Medio calculado de las tres imágenes de prueba, las cuales fueron comprimidas con los modelos presentados en la Tabla 4-1, y reconstruidas por el método Nesta. Las mejores reconstrucciones son aquellas donde el ECM arroja el menor valor posible.

N°	Representación DMD	Tamaño Pixel	Apertura
1	MURA	2^0	Cuadrada
2	MURA	2^0	Circular
3	MURA	2^1	Cuadrada
4	MURA	2^1	Circular
5	Aleatoria	2^0	Cuadrada
6	Aleatoria	2^0	Circular
7	Aleatoria	2^1	Cuadrada
8	Aleatoria	2^1	Circular

Tabla 4-1: Tabla de modelos utilizados.

Para realizar análisis más exactos se realiza la comparación entre los resultados de ECM, para esto en la Figura 4-13, Figura 4-14 y Figura 4-15 serán analizados los modelos de un mismo tamaño de compresión para una misma imagen en cada gráfica.

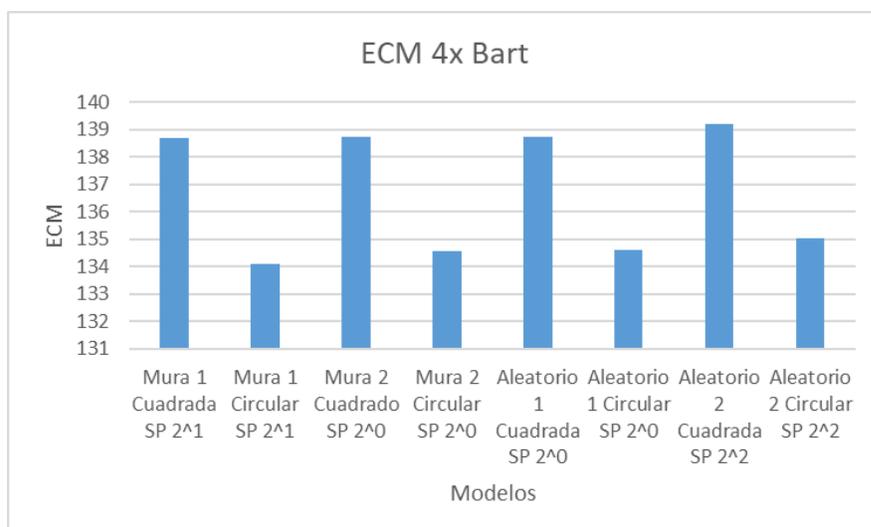


Figura 4-13: Gráfica de Error Medio Cuadrático para la imagen de Bart comprimida a 4x.

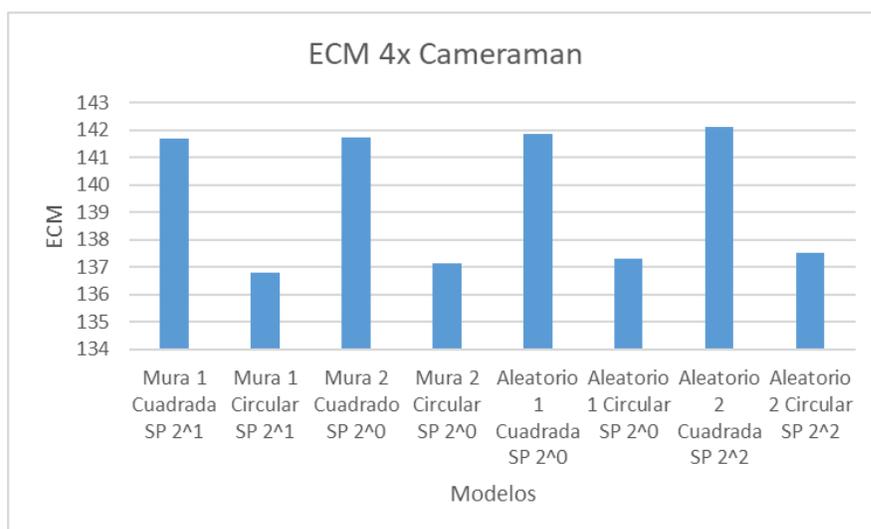


Figura 4-14: Gráfica de Error Medio Cuadrático para la imagen de Cameraman comprimida a 4x.

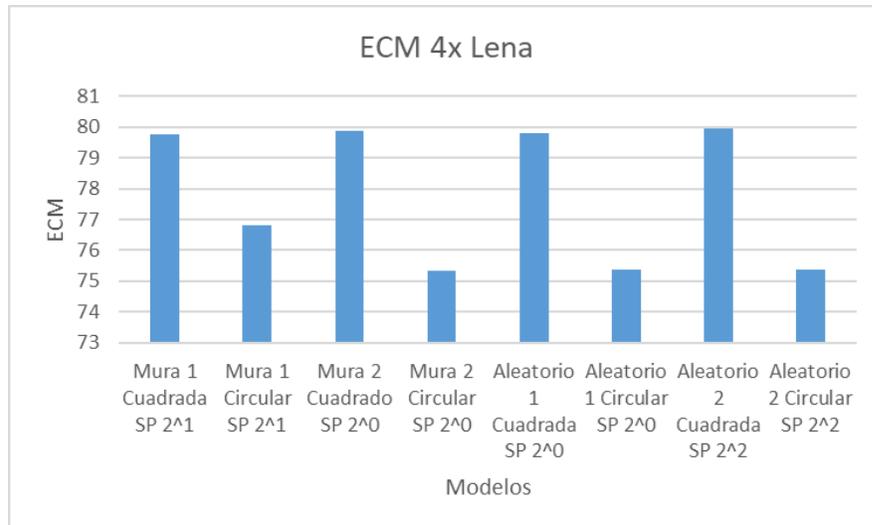


Figura 4-15: Gráfica de Error Medio Cuadrático para la imagen Lena comprimida a 4x.

Inicialmente se compararán los modelos comprimidos a 4x, según las gráficas de la Figura 4-13, Figura 4-14 y Figura 4-15, los mejores resultados de reconstrucción (de bajo ECM) se obtienen en los modelos con apertura circular, sin existir una gran diferencia con los resultados con los modelos de apertura cuadrada.

Para la Figura 4-16, Figura 4-17 y Figura 4-18, los valores de ECM son más elevados, en comparación a los de reconstrucción 4x, pero refiriéndose a las imágenes que se reconstruyen mejor, los resultados son similares a los anteriores. Se puede apreciar que se mantiene una tendencia de menores valores de ECM para los modelos que utilizan una apertura circular, luego de realizarse la reconstrucción de una compresión a 16x.

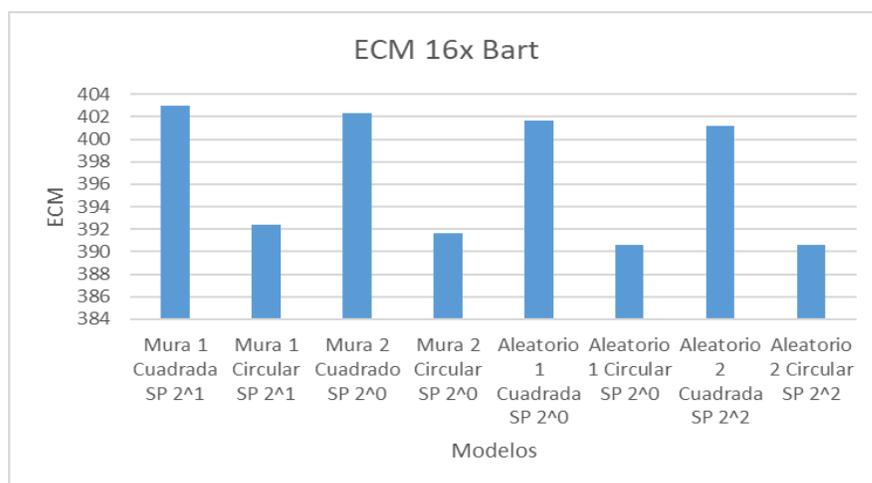


Figura 4-16: Gráfica de Error Medio Cuadrático para la imagen Bart comprimida a 16x.

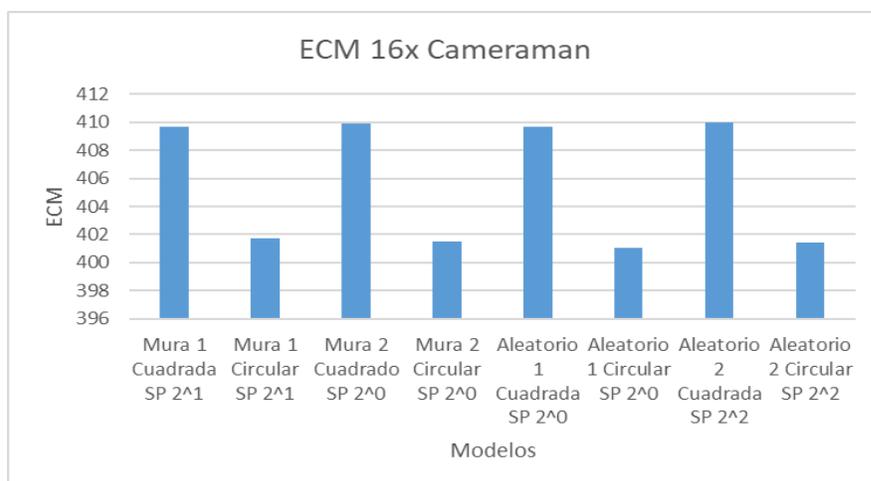


Figura 4-17: Gráfica de Error Medio Cuadrático para la imagen de Cameraman comprimida a 16x.

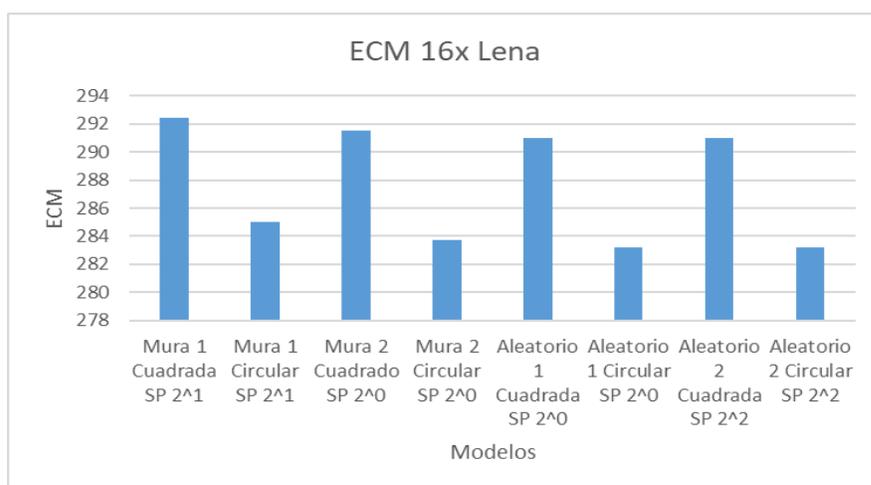


Figura 4-18: Gráfica de Error Medio Cuadrático para la imagen de Lena comprimida a 16x.

Al generar una comparación entre los ECM analizados anteriormente y una máscara aleatoria, la cual representa a *Single Pixel Camera*, se puede apreciar que los ECM conseguidos por ésta última son muy elevados en comparación con los obtenidos por los otros modelos, esto indica que la reconstrucción no es tan buena. Esto se puede apreciar en la Tabla 4-2 y Tabla 4-3.

Modelo	Apertura	SP	Compresión	ECM		
				Bart	Cameraman	Lena
MURA 1	Cuadrada	2 ¹	4x	138.71	141.71	79.78
MURA 1	Circular	2 ¹	4x	134.08	136.79	76.82
MURA 2	Cuadrada	2 ⁰	4x	138.74	141.75	79.86
MURA 2	Circular	2 ⁰	4x	134.56	137.14	75.36
Aleatorio 1	Cuadrada	2 ⁰	4x	138.73	141.87	79.80
Aleatorio 1	Circular	2 ⁰	4x	134.61	137.32	75.39
Aleatorio 2	Cuadrada	2 ²	4x	139.21	142.12	79.96
Aleatorio 2	Circular	2 ²	4x	135.02	137.52	75.38
<i>Single Pixel Camera</i>			4x	153.17	201.92	796.27

Tabla 4-2 Valores de ECM de reconstrucción de imágenes comprimidas a 4x por los modelos generados y por *Single Pixel Camera*.

Modelo	Apertura	SP	Compresión	ECM		
				Bart	Cameraman	Lena
MURA 1	Cuadrada	2 ¹	16x	402.99	409.70	292.47
MURA 1	Circular	2 ¹	16x	392.36	401.71	285.04
MURA 2	Cuadrada	2 ⁰	16x	402.34	409.93	291.51
MURA 2	Circular	2 ⁰	16x	391.63	401.49	283.74
Aleatorio 1	Cuadrada	2 ⁰	16x	401.65	409.71	290.96
Aleatorio 1	Circular	2 ⁰	16x	390.62	401.98	283.21
Aleatorio 2	Cuadrada	2 ²	16x	401.23	401.42	290.99
Aleatorio 2	Circular	2 ²	16x	390.61	404.50	283.19
<i>Single Pixel Camera</i>			16x	3693.2	2731.4	1612.9

Tabla 4-3 Valores de ECM de reconstrucción de imágenes comprimidas a 16x por los modelos generados y por *Single Pixel Camera*.

De acuerdo a todos los resultados obtenidos en la simulación, se puede concluir que las reconstrucciones realizadas a modelos comprimidos que utilizan apertura circular, son mejores que las que utilizan una apertura cuadrada. Además, de acuerdo a los resultados que entrega ECM, las reconstrucciones realizadas por el sistema propuesto son mejores que las que se obtienen por medio de *Single Pixel Camera*.

4.2 Resultados Set-up.

A continuación se presentarán los resultados obtenidos de la compresión y reconstrucción realizada por medio del set-up experimental. El esquema se presenta en la Figura 4-19. Utilizando esta distribución son realizadas las capturas necesarias para la calibración y las imágenes utilizadas para comprimir y reconstruir.

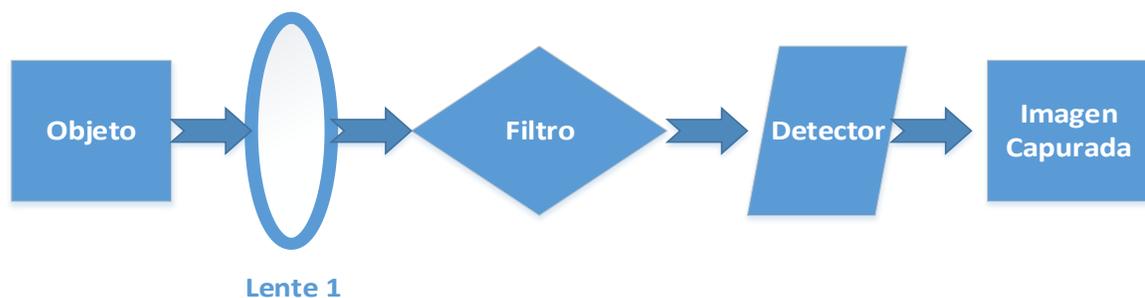


Figura 4-19: Esquema set-up final.

4.2.1 Resultado de compresión.

Una vez realizada la calibración por medio del set-up se efectua la captura de las imágenes a tratar. Para obtener una imagen comprimida, solo es necesario aplicar uno de los modelos a la captura. En la Figura 4-20 y Figura 4-21 son presentados ejemplos de imágenes comprimidas a 4x y 16x.



Figura 4-20: Compresión para la imagen Lena, utilizando un modelo sin filtro, (a) Imagen original, (b)Imagen comprimida a 4x, (c)Imagen comprimida a 16x.

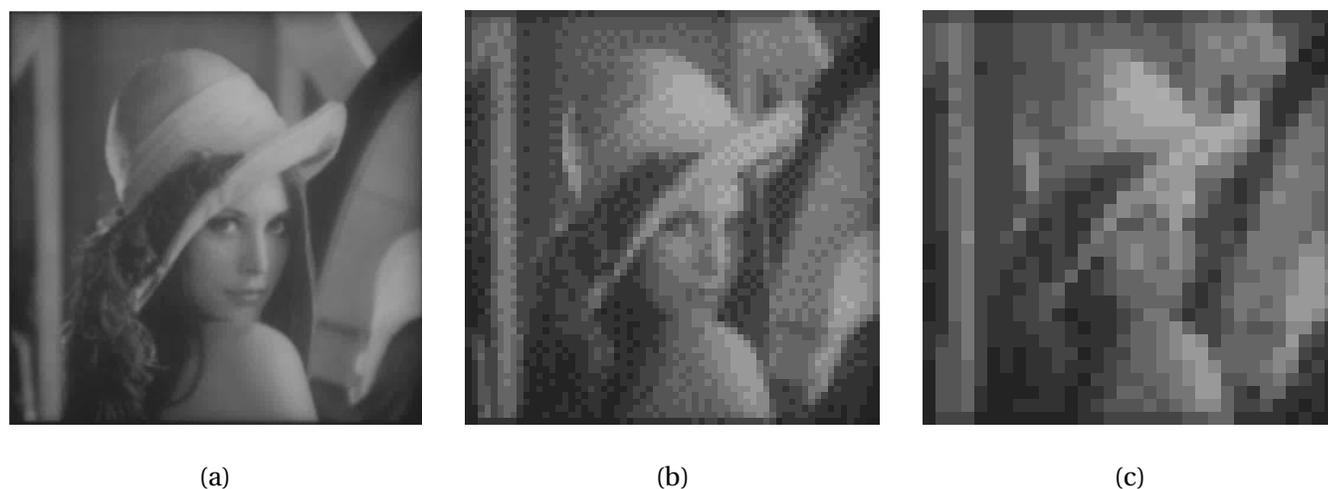


Figura 4-21: Compresión para la imagen Lena, utilizando un modelo generado con un filtro inventado (Figura 3-16 (b)), (a) Imagen original, (b)Imagen comprimida a 4x, (c)Imagen comprimida a 16x.

4.2.2 Resultado de reconstrucción.

Una vez realizadas las compresiones, se da paso al proceso final del proyecto, el cual consiste en la reconstrucción de las imágenes comprimidas. Este proceso se realiza por medio del método Nesta, como se presentó en la Figura 4-2. Para las compresiones a analizar, fueron seleccionados dos filtros, estos están presentados en la Figura 4-22.

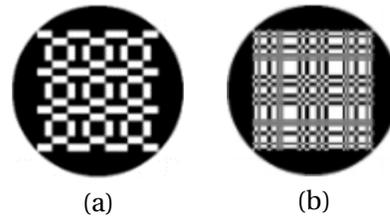


Figura 4-22: (a) Filtro inventado (b) Filtro MURA.

En la Figura 4-23 se presenta un ejemplo que utiliza una imagen que contiene dos puntos en ella. Una vez realizadas las compresiones a 4x y reconstrucciones correspondientes, se observa como el modelo de compresión que no tiene filtro y el modelo que utiliza el filtro MURA obtienen las mejores reconstrucciones en base a los puntos, siendo menor la información no deseada.

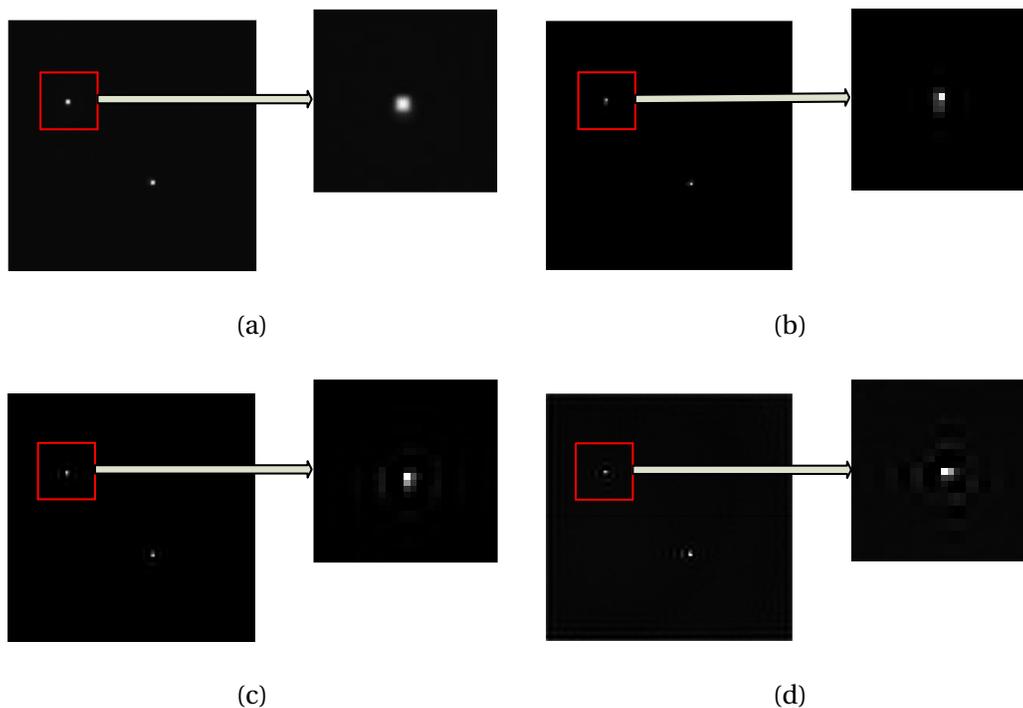


Figura 4-23: (a) Imagen Original, (b) Imagen reconstruida de compresión sin filtro, (c) Imagen reconstruida de compresión con filtro MURA, (d) Imagen reconstruida de compresión con filtro inventado.

En la Figura 4-24 corresponde a una imagen con varios puntos generados aleatoriamente, además de las reconstrucciones obtenidas luego de las compresiones con distintos modelos a 4x. Logrando una reconstrucción de la información aceptable, a pesar de la aparición de ruido de las imágenes. En la figura se hace la comparación de una misma sección para las distintas reconstrucciones con respecto a la imagen original, pudiendo ser apreciada en las cuatro secciones la ubicación de la información principal.

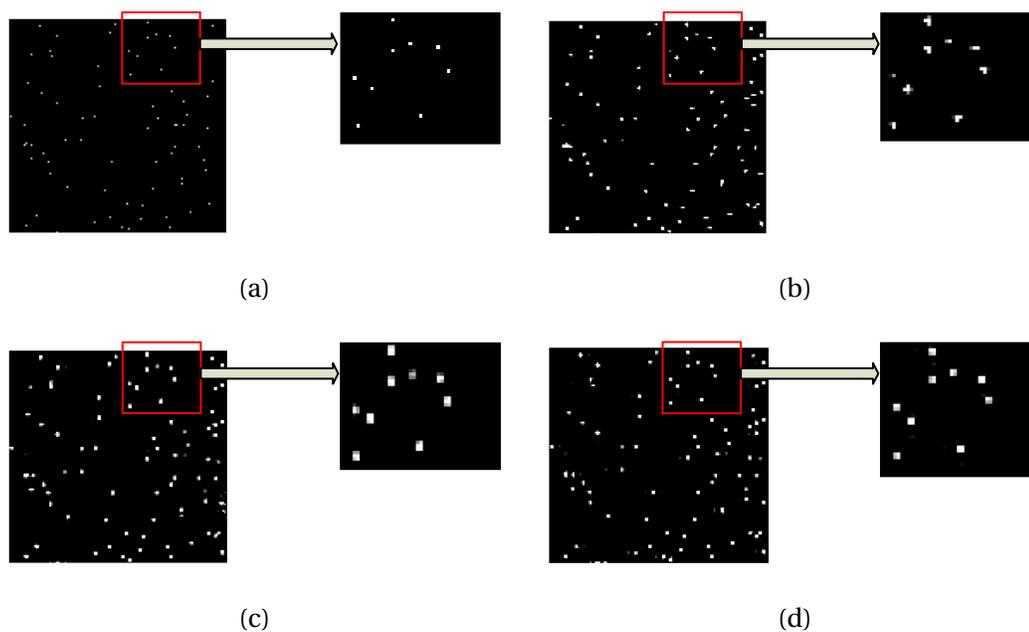


Figura 4-24 : Ejemplo de reconstrucción obtenido, (a) Imagen Original, (b) Imagen reconstruida de compresión sin filtro, (c) Imagen reconstruida de compresión con filtro MURA, (d) Imagen reconstruida de compresión con filtro inventado.

En la Figura 4-25 se presenta un ejemplo con tres reconstrucciones de la imagen que se presentó en la Figura 4-24 (a), la cual fue comprimida por modelos diferentes a 16x. Además se realiza un acercamiento a ciertas secciones de interés.

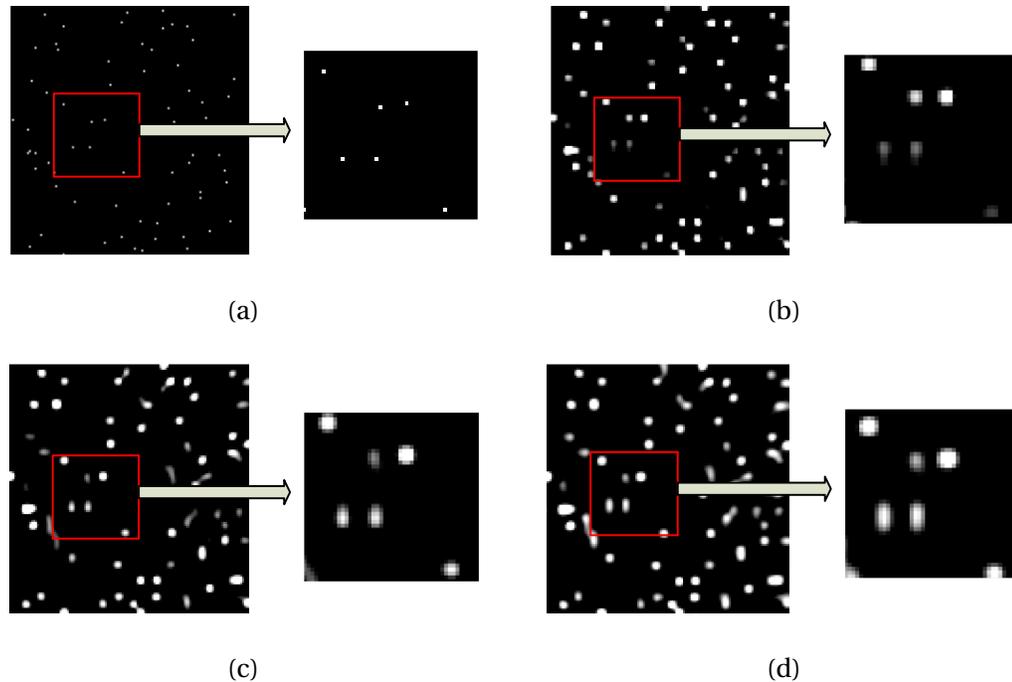


Figura 4-25: Ejemplo de reconstrucción obtenido, (a) Imagen Original, (b) Imagen reconstruida de compresión sin filtro, (c) Imagen reconstruida de compresión con filtro MURA, (d) Imagen reconstruida de compresión con filtro inventado.

Si bien en las imágenes reconstruidas hay variación en la información, como puntos que en la imagen original se encuentran muy cercanos y en la reconstruida se juntan, hay sectores donde se logra una reconstrucción aceptable, ya que la información principal se mantiene. Un ejemplo de lo mencionado anteriormente se puede apreciar en los acercamientos realizados a las imágenes, donde la información principal mantiene su posición, a pesar del ruido generado.

A continuación se realizarán reconstrucciones de imágenes más complejas, con mayor información. En la Figura 4-26 y Figura 4-27, se encuentran los resultados de las reconstrucciones realizadas a las compresiones a 4x y 16x de la imagen R.

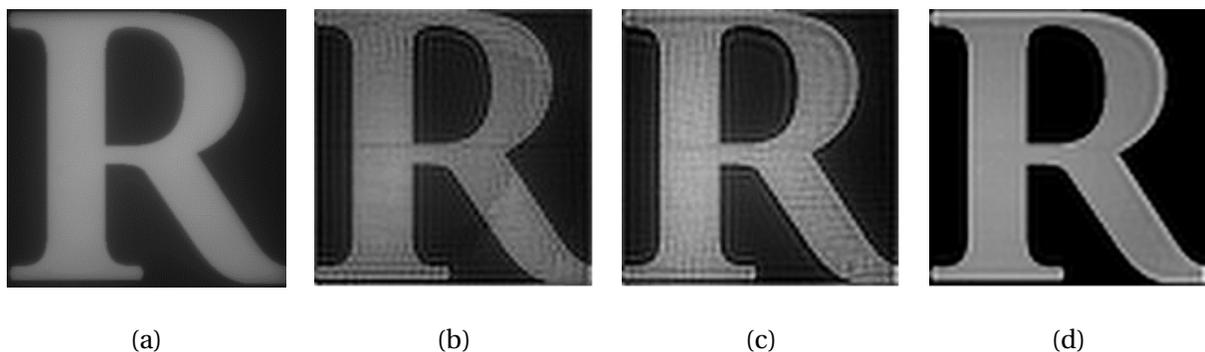


Figura 4-26: Ejemplo de reconstrucción obtenido de compresiones de distintos modelos a 4x, (a) Imagen Original, (b) Imagen reconstruida con filtro inventado, (c) Imagen reconstruida con filtro MURA, (d) Imagen reconstruida sin filtro.

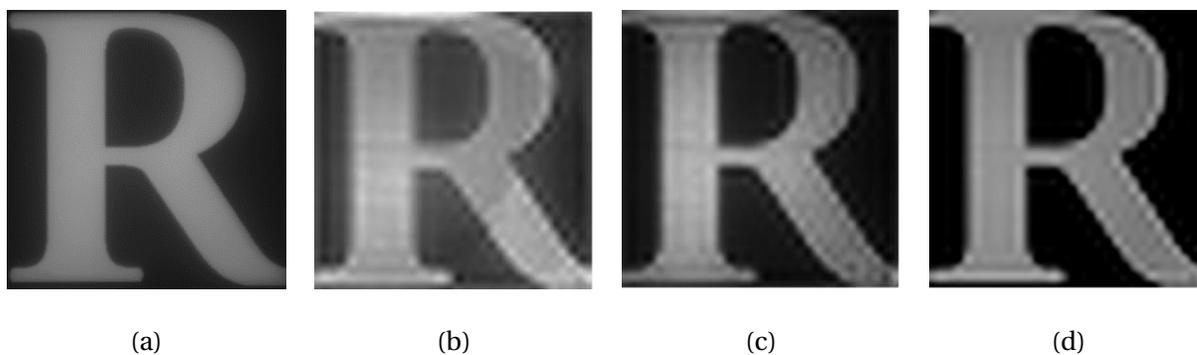


Figura 4-27: Ejemplo de reconstrucción obtenido de compresiones de distintos modelos a 16x, (a) Imagen Original, (b) Imagen reconstruida con filtro inventado, (c) Imagen reconstruida con filtro MURA, (d) Imagen reconstruida sin filtro.

Tanto para la Figura 4-26 y Figura 4-27, sin considerar las reconstrucciones de modelos sin filtro, los mejores resultados son aquellos que vienen de compresiones que utilizan el filtro MURA para la generación de los modelos. También se puede apreciar como en la Figura 4-26 es más fácil reconocer los contornos de la letra, en comparación a las reconstrucciones de modelos comprimidos a 16x.

.En la Figura 4-28 se encuentran los resultados de las reconstrucciones realizadas a las compresiones a 16x de la imagen Lena.

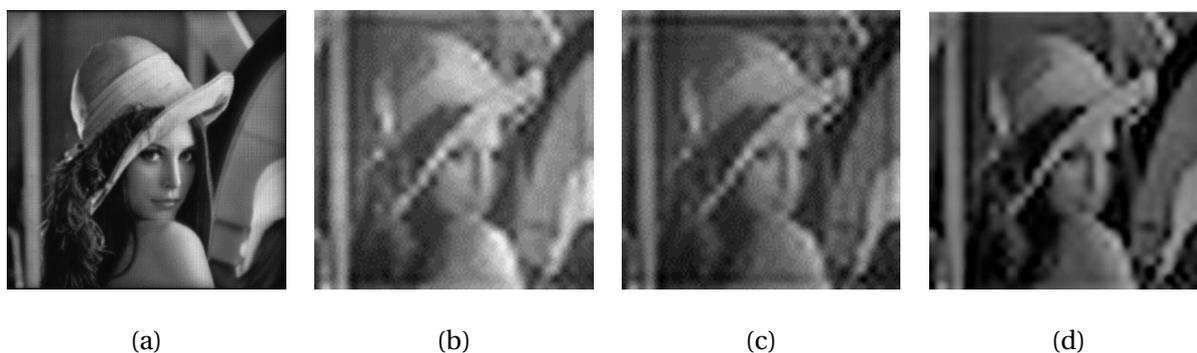


Figura 4-28: Ejemplo de reconstrucción obtenido de compresiones de distintos modelos a 16x, (a) Imagen Original, (b) Imagen reconstruida con filtro inventado, (c) Imagen reconstruida con filtro MURA, (d) Imagen reconstruida sin filtro.

Para la Figura 4-29, será presentado un ejemplo de reconstrucción de la imagen Lena comprimida por modelos a 4x. En las imágenes presentadas se realizó un acercamiento a un sector en particular, el cual servirá para comparar los resultados de las reconstrucciones. Se puede apreciar mayor detalle en la sombra que se forma bajo el sombrero de Lena en la sección (c) de la Figura 4-25, en comparación de la sección (d). Es decir, se tienen mas detalles con el filtro MURA. A pesar de que ambas reconstrucciones realizadas por modelos con filtro tienen mucho ruido dentro de la imagen, las características principales de la imagen se logran mantener.

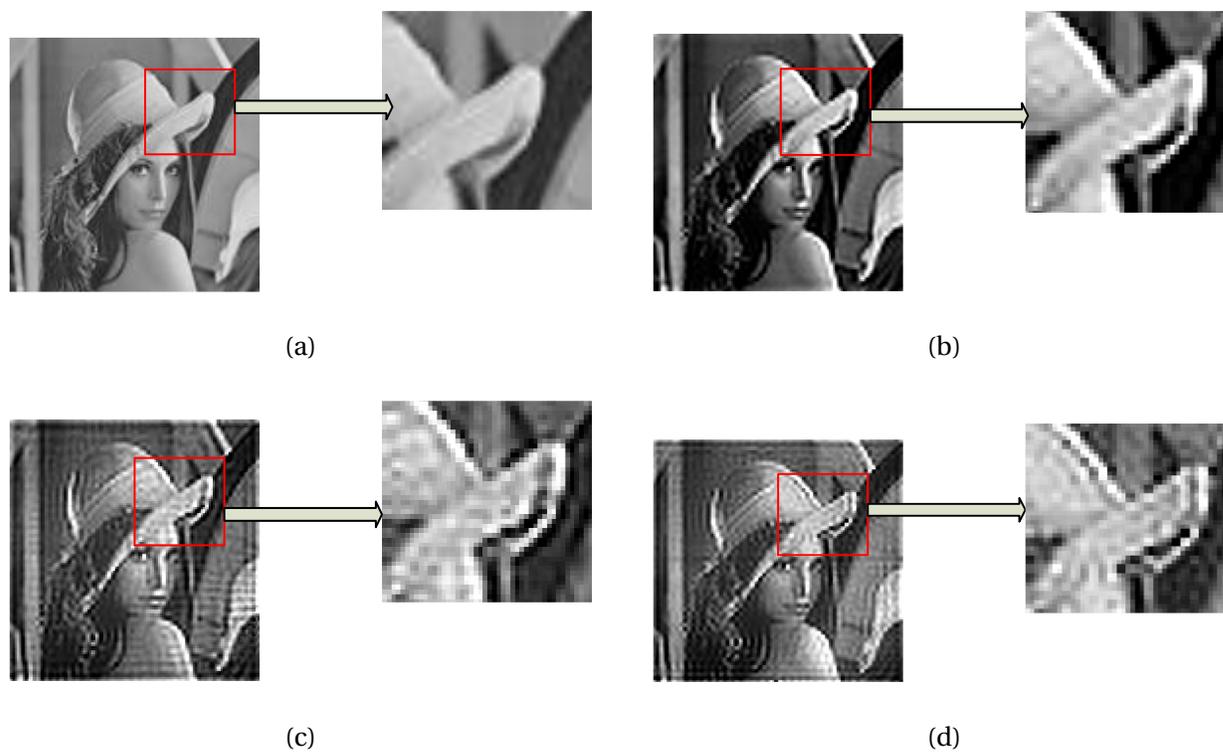


Figura 4-29: (a) Imagen Original, (b) Imagen reconstruida de compresión sin filtro, (c) Imagen reconstruida de compresión con filtro MURA, (d) Imagen reconstruida de compresión con filtro inventado.

Discusión y conclusiones

Una vez finalizado el periodo de estudio y desarrollo del proyecto, existen distintos ámbitos que analizar, generando conclusiones de lo obtenido. Entre los aspectos a considerar se encuentra el cumplimiento los objetivos, el análisis de los resultados obtenidos durante el proceso de desarrollo del proyecto y el posible trabajo a realizar en un futuro como continuación de lo ya realizado.

El objetivo fundamental de esta tesis fue “Desarrollar una cámara que capture imágenes comprimidas usando codificación por moduladores espaciales” no fue logrado de acuerdo a problemas que se generaron en la utilización del modulador espacial de luz. A pesar de no utilizar el DMD correspondiente, se buscó emular su funcionamiento por medio de los filtros que tienen las mismas configuraciones a las que se iban a utilizar en el DMD, logrando obtener resultados de compresión y reconstrucción de imágenes.

En primera instancia se buscó el desarrollo del sistema propuesto, por lo que fue necesario el estudio de *Compressed Sensing*, *Single Pixel Camera* y Óptica de Fourier. Además de comprender el funcionamiento del detector y modulador espacial de luz a utilizar.

Si bien el desarrollo no fue concretado, la simulación avala el funcionamiento del sistema propuesto. Las reconstrucciones de distintas imágenes, utilizando distintas resoluciones de compresión y filtros, obtienen mejores resultados de ECM que los obtenidos al simular una *Single Pixel Camera*.

Acerca del trabajo realizado

De acuerdo a las simulaciones realizadas, se puede concluir que las reconstrucciones de imágenes comprimidas, tanto para 4x y 16x, por modelos que utilizan aperturas circulares, son mejores que las reconstrucciones por modelos de apertura cuadrada. También se obtuvo como resultado, de acuerdo al ECM, que las reconstrucciones realizadas en base al sistema propuesto para el desarrollo del proyecto son mejores que las reconstrucciones por medio de *Single Pixel Camera*, avalando el funcionamiento del sistema por sobre este último.

Para el proceso de captura de las imágenes, utilizando el set-up final, hubo que tener en cuenta los agentes externos que afectaban la calidad de la toma (luz exterior, luz reflejada, etc). Si bien no todos estos agentes pueden ser eliminados, se buscó la forma de tenerlos “controlados”,

siendo una caja oscura, que aisle lo más posible el sistema, la mejor solución encontrada. Con esto las variaciones de iluminación del ambiente no afectarían a la luz captada por el detector disponible.

Con respecto a los resultados obtenidos experimentalmente por el nuevo sistema propuesto, se puede apreciar que las reconstrucciones realizadas por los distintos filtros son similares. Sin embargo al realizar un análisis a ciertas secciones, se puede apreciar cómo las reconstrucciones de imágenes comprimidas por filtros MURA tienen más detalles importantes de la imagen.

Finalmente se tiene que las predicciones de reconstrucción realizadas coinciden con los resultados obtenidos por las simulaciones y con la parte experimental. Las reconstrucciones realizadas a imágenes comprimidas por modelos cuya apertura es circular y posee un filtro MURA, son mejores que las que utilizan otros filtros u otras aperturas.

Acerca de los problemas presentados

El éxito de las reconstrucciones depende del control de las condiciones de las capturas realizadas y de la calibración principalmente. Para el ambiente donde se realizaron las pruebas, existían muchos factores externos imposibles o difíciles de controlar, los cuales afectaban directamente a las señales captadas por el detector al momento de realizar las capturas, tanto para generar los modelos de calibración como para las capturas de las imágenes deseadas.

Una vez sacado el DMD del esquema final, se contó con la dificultad de que los filtros, al ser una impresión sobre una transparencia, no impedían el paso total de la señal entrante, a diferencia de un DMD que refleja o no la señal.

Acerca del trabajo a futuro.

Si bien durante el desarrollo del proyecto se comprobó el funcionamiento del sistema propuesto mediante su simulación, éste no pudo ser desplegado de forma exitosa. Por lo tanto un trabajo a desarrollar a futuro debe completar la búsqueda de una solución que permita su desarrollo.

Para la continuación del proyecto sería necesario tener mayor entendimiento sobre la estructura a la cual está integrado el DMD, es decir, conocer las distancias exactas, el cómo las recorre, y la dirección que recorre la luz incidente y reflejada. Otra opción puede ser tener el dispositivo por separado, para que pueda ser implementado de forma libre, sin tener que adaptarse a una estructura rígida.

También puede ser considerado el perfeccionamiento de la calibración y toma de imágenes, esto se puede llevar a cabo teniendo un mayor control sobre los agentes externos al sistema de compresión.

Bibliografía

- [1] S. Becker, J. Bobin y E. J. Candes, «NESTA: A FAST AND ACCURATE FIRST-ORDER METHOD FOR SPARSE RECOVERY,» [En línea]. Available: <https://statweb.stanford.edu/~candes/nesta/NESTA.pdf>.
- [2] N. Barth, «Journal of Young Investigators,» 1 Junio 1999. [En línea]. Available: <http://legacy.jyi.org/volumes/volume2/issue1/articles/barth.html>.
- [3] N. La Serna, L. Pro Concepción y C. Y. Durán, «Compresión de imágenes: Fundamentos, técnicas y formatos,» [En línea]. Available: http://sisbib.unmsm.edu.pe/BibVirtual/publicaciones/risi/2009_n1/v6n1/a04v6n1.pdf.
- [4] B. E. Usevitch, «A Tutorial on Modern Lossy Wavelet Image Compression: Foundations of JPEG 2000,» September 2001. [En línea]. Available: http://eceftp.niu.edu.tw/mhyeh/teach.files/media92/data/paper/IEEE_JPEG2000_tutorial.pdf.
- [5] A. Busboom, H. Elders-Boll y H. D. Schotten, «UNIFORMLY REDUNDANT ARRAYS,» 15 Julio 1997. [En línea]. Available: <https://www.cfa.harvard.edu/ProtoEXIST/intro/1998..Exp..Astr..8..97..Busboom..URAs.pdf>.
- [6] «Compresores Basados en la Transformada Wavelet,» [En línea]. Available: <http://www.grc.upv.es/docencia/tra/PDF/20092010/P3.pdf>.
- [7] A. B. Lewis, «JPEG tutorial,» [En línea]. Available: <https://www.cl.cam.ac.uk/teaching/1011/R08/jpeg/acs10-jpeg.pdf>.
- [8] G. K. Wallace, «The JPEG still picture compression standard,» *Communication of the ACM*, vol. 34, nº 4, pp. 30-44, 1991.

-
- [9] A. Damato, «Transformada wavelet usando JPEG2000,» 17 Mayo 2007. [En línea]. Available: https://es.wikipedia.org/wiki/JPEG_2000.
- [10] «Optica de Fourier y filtrado espacial,» 2013. [En línea]. Available: <http://www.fceia.unr.edu.ar/fisicaexperimentalIV/CATEDRA/Filtradoespacial.pdf>.
- [11] I. Zaballa, «Apuntes de Ampliación de Métodos Numéricos,» [En línea]. Available: http://www.ehu.eus/izaballa/Ana_Matr/Apuntes/lec2.pdf.
- [12] M. Duarte y M. Davenport, «Introduction to Compressive Sensing,» 9 Julio 2011. [En línea]. Available: http://cnx.org/contents/IV88M1d_@2.4:_S5wmtzY@4/Single-pixel-camera.
- [13] E. Vera, «A brief introduction to Compressed Sensing,» Arizona.
- [14] A. Chambolle, V. Caselles, M. Novaga, D. Cremers y T. Pock, «An introduction to Total Variation for Image Analysis,» 30 Nov 2009. [En línea]. Available: <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00437581/document>.
- [15] «Introducción a la teoría del Compressive,» [En línea]. Available: <http://bibing.us.es/proyectos/abreproy/11933/fichero/MEMORIA%252F2%29Introducci%C3%B3n+a+la+teor%C3%ADa+del+Compressive+Sensing.pdf>.
- [16] C. Lobos, «Normas de Vectores y Matrices,» [En línea]. Available: <file:///C:/Users/Roberto/Desktop/03%20Normas-bw.pdf>.
- [17] «Lasso and Elastic Net,» [En línea]. Available: <https://www.mathworks.com/help/stats/lasso-and-elastic-net.html>.
- [18] D. Takhar, «DMD Implementation of a Single Pixel Camera Based on Compressed Sensing,» [En línea]. Available: <http://www.ti.com/lit/ml/sprp592/sprp592.pdf>.
- [19] D. Dudley, W. Duncan y J. Slaughter, «Emerging Digital Micromirror Device (DMD) Applications,» [En línea]. Available: <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.515.9791&rep=rep1&type=pdf>.
- [20] S. Grönroos, W. Lund y J. Björkqvist, «A Single Pixel Camera based on a DLP Video Projector,» [En línea]. Available: <https://www.automaatioseura.fi/site/assets/files/1550/f2076.pdf>.
- [21] P. Lozano, «IDIS,» 5 Julio 1987. [En línea]. Available: <http://proyectoidis.org/digital-micromirror-device/>.
- [22] D. Liarte, «Sensores con tecnología CCD vs CMOS,» 2009. [En línea]. Available: <http://www.xatakafoto.com/camaras/sensores-con-tecnologia-ccd-vs-cmos>.

- [23] J. Zamorano y J. Gallego, «DETECTORES CCD,» [En línea]. Available: http://webs.ucm.es/info/Astrof/users/jgm/IA/IA_09.pdf.

A Códigos de desarrollo

En los siguientes listados son presentados los códigos utilizados durante el tercer proceso de trabajo de seminario de proyecto.

Listado 0-1: Código de Video utilizado en el Listado 0-2.

```
1 function foto= video(vid)
2 src = getselectedsource(vid);
3 vid.FramesPerTrigger = 1;
4 src.ShutterMode='Manual';
5 src.Shutter = 1.4; %sin filtro
6 src.GainMode='Manual';
7 src.Gain = 0; %CF
8 src.ExposureMode = 'Manual';
9 src.Exposure = 0.17;
10 src.SharpnessMode = 'Manual';
11 src.Sharpness = 1011;
12 src.GammaMode='Off';
13 src.Brightness = 3.469;
14 start(vid);
15 stoppreview(vid);
16 foto=getdata(vid);
17 end
```

Listado 0-2: Código utilizado para capturar las PSF que formaran el modelo.

```
1 clear
2 close
3 clc
4 M = 128; % tamaño arreglo
5 N = 2; % numero de puntos
6 sec = M/N; %tamaño de la seccion
7 p = [1921,601,800,480];
8 vid = videoinput('pointgrey', 1,
9 'F7_Mono16_960x600_Model');
10 seccion= M/(N*4);
11 Im = zeros(480,800);
12 cant_puntos = N^2; % total de puntos en el
13 arreglo
```

```

17 pos = zeros(cant_puntos,4,sec^2);
18 pause(10)
19
20
21 cc=0;
22 tic
23 for h = 1 :sec
24     for l = 1:sec
25         %         tic
26             cc=cc+1
27             c = 0;
28             im = zeros(M);
29             for j = 0:N-1
30                 for i = 0:N-1
31                     c=c+1;
32                     pos(c,1,cc) = (j*sec)+h;
33                     pos(c,2,cc) = (i*sec)+l;
34                     pos(c,3,cc) = M*(pos(c,1,cc)-
35 1)+pos(c,2,cc);
36
37
38
39
40
41             im ( pos(c,1,cc), pos(c,2,cc)) = 1;
42             pos(c,4,cc) =
43 round((N*4)*((ceil((pos(c,1,cc)/seccion)))-
44 1)+((ceil((pos(c,2,cc)/seccion)))));
45
46             end
47         end
48     end
49
50
51 set_screen(p,im)
52     pause(0.00001)
53     foto= video_punto(vid);
54     %         close; imshow(foto)
55     mod(:,:,cc) = foto;
56
57
58
59
60
61     end
62 end
63 save('fot_or_CF_inv.mat','mod','pos','N','M','-v7.3')
64 mod2=mod(12:546,336:870,:);
65 save('fot_cortada_CF_inv.mat','mod2','pos','N','M','-
66 v7.3')
67
68 toc
69 fondo=cod_fondo(vid);
70 fondo=fondo(11:545,338:872);
71 save('fondo_CF_inv.mat','fondo')

```

Listado 0-3: Código que utiliza las PSF del Listado 0-2 y genera los modelos.

```

1  %%% hacer modelo
2  load('fot_cortada_CF_inv.mat')
3  load('fondo_CF_inv.mat')
4  tic
5
6  M = 128; % tamaño arreglo
7  N = 2;
8
9  [M1 M2 M3] = size(mod2);
10 t_comp=32; %tamaño en lo que quedara comprimida
11 modelo = zeros(t_comp*t_comp,M*M);
12 for i = 1:M3
13     foto = (mod2(:, :, i));
14     im=foto;
15
16     bin=imbinarize(im, 'adaptive');
17
18     bin=bwareafilt(bin,N*N);
19
20     % imagesc(bin)
21     [L num] = bwlabel(bin);
22
23     % close;
24     % imshow(L)
25     % pause(1)
26     num_psf(i,1)=num;
27     prop = regionprops(L);
28     for j=1:num;
29         cent_in(j,1:2)=round(prop(j).Centroid);
30         cent_in(j,3:6)=round(prop(j).BoundingBox);
31
32     end
33     cent = ord_cent(cent_in,num);
34     cent(:,7) = pos(:,3,i);
35
36
37
38     for j=1:num
39         col=cent(j,3); %columna inicial
40         co2=cent(j,4); %fila inicial
41         co3=cent(j,5);
42         co4=cent(j,6);
43         co5=co2+co4; %columna final
44         co6=co1+co3; %fila final
45         if co5>M2
46             co5=M2;
47         end
48         if co6>M1
49             co6=M1;
50         end
51         psf_t_or = zeros(M1,M2);
52         psf_t_or(co2:co5,co1:co6) = im(co2:co5,co1:co6);
53         for a1=1:M1
54             for a2=1:M2
55                 if psf_t_or(a1,a2)<0
56                     psf_t_or(a1,a2)=0;
57                 end
58             end
59         end
60         f_mod=cent(j,7);
61         psf_comp=compression(psf_t_or,t_comp);
62         for a1=1:t_comp

```

```
69         for a2=1:t_comp
70             if psf_comp(a1,a2)<0
71                 psf_comp(a1,a2)=0;
72             end
73         end
74     end
75 end
76 %     imshow(psf_comp)
77 %     pause(0.5)
78     fila_nueva =
79 reshape(psf_comp,[t_comp*t_comp,1]);
80     modelo(:,f_mod)=fila_nueva;
81 end
82 end
83 end
84 end
85
86
87
88 H = modelo;
89 Ht = pinv(H);
90 toc
91 save ('modelo_CF_inv_32.mat','H','Ht','t_comp','M','-
92 v7.3')
```