



**UNIVERSIDAD NACIONAL DE CHIMBORAZO**  
**FACULTAD DE INGENIERIA**  
**CARRERA DE ELECTRÓNICA Y TELECOMUNICACIONES**

Uso de la técnica de Compressed Sensing para reducir en ancho de banda en el envío de imágenes en aplicaciones de Laboratorios Remotos.

**Trabajo de titulación para optar al título de:**  
Ingeniero en Electrónica y Telecomunicaciones

**Autor:**

Leiddy Carolina Castillo Alvear

**Tutor:**

PhD. Leonardo Fabian Rentería Bustamante.

**Riobamba, Ecuador. 2024**

## DERECHOS DE AUTORÍA

Yo, **LEIDDY CAROLINA CASTILLO ALVEAR**, con cédula de ciudadanía **110600122-3**, autor del trabajo de investigación titulado: **USO DE LA TÉCNICA DE COMPRESSED SENSING PARA REDUCIR EL ANCHO DE BANDA EN EL ENVIO DE IMÁGENES EN APLICACIONES DE LABORATORIOS REMOTOS**, certificamos que la producción, ideas, opiniones, criterios, contenidos y conclusiones expuestas son de nuestra exclusiva responsabilidad.

Asimismo, cedemos a la Universidad Nacional de Chimborazo, en forma no exclusiva, los derechos para su uso, comunicación pública, distribución, divulgación y/o reproducción total o parcial, por medio físico o digital; en esta cesión se entiende que el cesionario no podrá obtener beneficios económicos. La posible reclamación de terceros respecto de los derechos de autor (a) de la obra referida, será de mi entera responsabilidad; librando a la Universidad Nacional de Chimborazo de posibles obligaciones.

En Riobamba, 17 de octubre de 2024.

*LEIDDY CAROLINA CASTILLO ALVEAR*

Leiddy Carolina Castillo Alvear  
C.I: 110600122-3



## ACTA FAVORABLE - INFORME FINAL DEL TRABAJO DE INVESTIGACIÓN CARRERAS NO VIGENTES

En la Ciudad de Riobamba, a los 18 días del mes de octubre de 2024, luego de haber revisado el Informe Final del Trabajo de Investigación presentado por el estudiante **LEIDDY CAROLINA CASTILLO ALVEAR** con CC: **1106001223**, de la carrera **ELECTRÓNICA Y TELECOMUNICACIONES** y dando cumplimiento a los criterios metodológicos exigidos, se emite el **ACTA FAVORABLE DEL INFORME FINAL DEL TRABAJO DE INVESTIGACIÓN** titulado "**USO DE LA TECNICA COMPRESSED SENSING PARA REDUCIR EL ANCHO DE BANDA EN EL ENVIO DE IMÁGENES EN APLICACIONES DE LABORATORIOS REMOTOS**", por lo tanto se autoriza la presentación del mismo para los trámites pertinentes.



LEONARDO FABIAN  
RENERIA BUSTAMANTE

---

PhD. Leonardo Fabian Rentería Bustamante  
TUTOR

## CERTIFICADO DE LOS MIEMBROS DEL TRIBUNAL

Quienes suscribimos, catedráticos designados, Miembros del Tribunal para la evaluación del trabajo de investigación USO DE LA TECNICA COMPRESSED SENSING PARA REDUCIR EL ANCHO DE BANDA EN EL ENVIO DE IMÁGENES EN APLICACIONES DE LABORATORIOS REMOTOS, presentado por Castillo Alvear Leiddy Carolina, con cédula de identidad número 110600122-3, bajo la tutoría de Dr. Leonardo Fabián Rentería Bustamante; certificamos que recomendamos la APROBACIÓN de este con fines de titulación. Previamente se ha evaluado el trabajo de investigación y escuchada la sustentación por parte de su autor; no teniendo más nada que observar.

De conformidad a la normativa aplicable, firmamos, en Riobamba 12 de noviembre de 2024

Presidente del Tribunal de Grado

PhD. Carlos Ramiro Peñafiel Ojeda



Miembro del Tribunal de Grado

PhD. Manuel Antonio Meneses Freire



Miembro del Tribunal de Grado

PhD. Luis Patricio Tello Oquendo

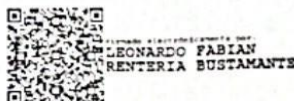




# CERTIFICACIÓN

Que, **LEIDDY CAROLINA CASTILLO ALVEAR** con CC: **110600122-3**, estudiante de la Carrera **ELECTRÓNICA Y TELECOMUNICACIONES, NO VIGENTE**, Facultad de **INGENIERÍA**; ha trabajado bajo mi tutoría el trabajo de investigación titulado "**USO DE LA TECNICA COMPRESSED SENSING PARA REDUCIR EL ANCHO DE BANDA EN EL ENVIO DE IMÁGENES EN APLICACIONES DE LABORATORIOS REMOTOS**", cumple con el N 2%, de acuerdo al reporte del sistema Anti plagio **TURNITIN**, porcentaje aceptado de acuerdo a la reglamentación institucional, por consiguiente autorizo continuar con el proceso.

Riobamba, 23 de octubre de 2024



PhD. Leonardo Fabián Rentería Bustamante  
**TUTOR TRABAJO DE INVESTIGACIÓN**

## **DEDICATORIA**

A Dios, por ser mi guía y fortaleza, y por darme sabiduría y valor para enfrentar cada desafío. Gracias por bendecirme con la perseverancia necesaria para alcanzar este logro.

A mis queridos padres, Vicente y Carmen, por su amor incondicional y constante apoyo. Vicente, gracias por enseñarme el valor del esfuerzo; Carmen, por tu amor y paciencia. Este logro es también suyo, porque sin su apoyo no habría llegado hasta aquí.

A mi esposo Estalin, por su amor, paciencia y por creer en mí incluso en mis momentos de duda. Eres mi mayor motivación y mi roca.

A mi hermana Fernanda, por ser mi confidente y amiga, y por estar siempre a mi lado. Tu fortaleza me ha inspirado a no rendirme.

A mi cuñado Jorge, por su comprensión y apoyo en este viaje académico. Gracias por estar siempre dispuesto a ofrecer una mano amiga.

A mis sobrinos Jean, Jorgito y Thiago, cuya energía y alegría me inspiran a ser un mejor ejemplo. Cada logro es para ustedes, con la esperanza de que persigan sus sueños con pasión.

*Leiddy Carolina Castillo Alvear*

## **AGRADECIMIENTO**

A la Universidad Nacional de Chimborazo y a la carrera de Ingeniería Electrónica y Telecomunicaciones, por haberme acogido y brindado una educación de calidad. Su compromiso con la formación de profesionales competentes ha sido fundamental para mi crecimiento académico y personal.

Quiero expresar mi más sincero agradecimiento al PhD. Leonardo Rentería, quien confió plenamente en mí para el desarrollo de este trabajo de titulación. Su guía constante, disposición y apoyo en cada etapa del proyecto fueron esenciales para la culminación exitosa de esta tesis.

*Leiddy Carolina Castillo Alvear*

# ÍNDICE GENERAL

DERECHOS DE AUTORÍA	
ACTA FAVORABLE DEL TUTOR	
CERTIFICADO DE LOS MIEMBROS DEL TRIBUNAL	
CERTIFICADO ANTIPLAGIO	
DEDICATORIA	
AGRADECIMIENTO	
RESUMEN	
ABSTRACT	
CAPÍTULO I. INTRODUCCIÓN.....	15
1.1 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA Y JUSTIFICACIÓN. ....	17
1.2 OBJETIVOS: .....	18
1.2.1 General.....	18
1.2.2 Específicos .....	18
CAPÍTULO II. MARCO TEÓRICO.....	19
2.1 Estado del arte .....	19
2.2 Definiciones.....	20
2.2.1 Laboratorios Remotos (LR). ....	20
2.2.2 Compressed Sensing (CS). ....	20
2.2.3 Nyquist.....	21
2.2.4 Wireshark .....	22
2.3 Comparación de Muestreo y su Eficiencia en la Captura de Imágenes ..	23
2.3.1 Muestreo de datos tradicionalmente vs Compressed Sensing .....	24
2.3.2 Uso de la técnica Compressed Sensing. ....	25
CAPÍTULO III. METODOLOGÍA.....	28
3.1 TIPO DE INVESTIGACIÓN.....	28
3.1.1 Documental .....	28
3.1.2 Descriptivo .....	28
3.1.3 Experimental.....	28
3.2 METODOS DE INVESTIGACION .....	28
3.2.1 Método Científico.....	28
3.3 DESARROLLO DE PROYECTO DE INVESTIGACIÓN.....	29



3.3.1	Fase I: Evaluación de las técnicas de comprensión de imágenes....	30
3.3.2	Fase II: Desarrollo de CS y la interfaz web.....	33
3.3.2.1	Técnica CS.....	33
3.3.2.2	Diagrama de flujo.....	35
3.3.2.3	Pseudocódigo.....	37
3.3.2.4	Desarrollo de la interfaz grafica.....	39
3.3.2.5	Integración de la técnica CS con los laboratorios remotos.....	41
3.3.2.6	Pasos para acceder a laboratorios remotos.....	42
3.3.3	Fase III: Verificar la técnica CS mediante laboratorios remotos.....	44
3.3.3.1	Arquitectura de un laboratorio remoto.....	44
3.3.3.2	Interfaz del usuario del laboratorio remoto.....	45
3.3.3.3	Evaluación del proceso del sistema.....	47
3.4	TECNICAS DE RECOLECCION DE DATOS.....	47
3.4.1	Recolección de datos.....	48
3.5	POBLACION DE ESTUDIO.....	49
3.5.1	Población.....	49
3.6	OPERACIONALIZACION DE LAS VARIALES.....	49
3.7	METODOS DE ANALISIS Y PROCESAMIENTO DE DATOS.....	50
3.7.1	Esquemático de procesamiento de datos.....	50
CAPÍTULO IV.	RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....	51
4.1.1	Prueba de normalidad.....	51
4.1.2	Análisis de la técnica.....	52
4.1.3	Prueba de Mann-whitney.....	52
4.1.4	Tabla de estadística descriptiva.....	53
4.1.5	Diagrama de cajas.....	54
CAPÍTULO V.	CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....	55
5.1	Conclusiones.....	55
5.2	Recomendaciones.....	55
BIBLIOGRAFÍA VI.	.....	57
ANEXOS	.....	60
7.1	Anexo 1: Ubicación del programa.....	60
7.2	Anexo 3: Sucesión de pruebas.....	61
7.3	Anexo 5: Tabla de datos Obtenidos.....	63

## ÍNDICE DE TABLAS

<b>Tabla 1:</b> Cuadro comparativo de las técnicas de Comprensión de Imágenes.....	31
<b>Tabla 2:</b> Operacionalización de las Variables .....	49
<b>Tabla 3:</b> Prueba de Normalidad .....	52
<b>Tabla 4:</b> Prueba de Mann-Whitney .....	52
<b>Tabla 5:</b> Tabla Estadística Descriptiva.....	53
<b>Tabla 6:</b> Datos de los Resultados Obtenidos .....	63

## ÍNDICE DE FIGURAS

<b>Figura 1:</b> Muestreo y su eficiencia en la captura de imágenes.....	24
<b>Figura 2:</b> Teorema de muestreo de datos tradicionalmente vs CS .....	25
<b>Figura 3:</b> Aplicación de la técnica CS. ....	26
<b>Figura 4:</b> Fases del proceso de investigación. ....	29
<b>Figura 5:</b> Procedimiento de la metodología CS. ....	33
<b>Figura 6:</b> Esquema de flujo de detección comprimida.....	35
<b>Figura 7:</b> El diagrama de proceso de preparación de datos.....	36
<b>Figura 8:</b> El diagrama de proceso de la imagen reconstruida .....	37
<b>Figura 9:</b> Comprensión de imágenes .....	38
<b>Figura 10:</b> Descomprensión de imágenes .....	39
<b>Figura 11:</b> Desarrollo de planificación de la interfaz gráfica .....	40
<b>Figura 12:</b> Interfaz de la página web. ....	41
<b>Figura 13:</b> Interfaz de visualización con la técnica CS. ....	42
<b>Figura 14:</b> Acceso al laboratorio remoto .....	43
<b>Figura 15:</b> Arquitectura de Laboratorio Remoto .....	44
<b>Figura 16:</b> Interfaz del laboratorio remoto .....	46
<b>Figura 17:</b> Proceso de datos .....	47
<b>Figura 18:</b> Recolección de datos.....	48
<b>Figura 19:</b> Procesamiento de datos .....	50
<b>Figura 20:</b> Diagrama de cajas proporcionada por spss.....	54

## RESUMEN

En la actualidad, el uso de los laboratorios remotos se ha popularizado en el ámbito educativo sobre todo en instituciones que no cuentan con laboratorios tradicionales porque carecen de recursos, presupuesto, infraestructura y equipamiento. Los laboratorios remotos están equipados con instrumentos reales de laboratorio, lo que permite a los estudiantes realizar actividades prácticas similares a las llevados a cabo en laboratorios tradicionales, aprovechando así sus conocimientos teóricos. Sin embargo, uno de los requerimientos más comunes de este tipo de laboratorios es la transmisión en tiempo real de imágenes y/o audio para visualizar el funcionamiento del mismo lo que provoca un aumento del ancho de banda necesario para su correcto funcionamiento convirtiéndose en un desafío principalmente en las zonas rurales donde las velocidades de los servicios de internet son muy bajas. En este sentido, con el desarrollo de este proyecto se evaluó el uso de la técnica de Compressed Sensing (CS) para reducir el ancho de banda en el envío de imágenes en aplicaciones de laboratorios Remotos. Esta técnica permite reconstruir señales a partir de una cantidad mínima de datos optimizando así el ancho de banda requerido para ser transmitida. Este trabajo se llevó a cabo en 3 fases. En la fase inicial se compararon diferentes técnicas de compresión ratificando las ventajas que CS es una de las mejores opciones, durante la segunda se aplicó CS para comprimir imágenes: se desarrolló una aplicación utilizando el lenguaje de programación Python y se creó una interfaz web para que el sistema pueda ser embebido en cualquier aplicación de laboratorio remoto. Finalmente, en la fase final fue posible evaluar el desempeño de la técnica CS en relación al ancho de banda utilizando un software libre analizador de paquetes y estadístico. Los resultados mostraron que el ancho de banda utilizado para transmitir las imágenes fue de 2236KB/s usando la técnica de Compress Sensing y de 3357KB/s sin ella, evidenciado una optimización del mismo. Estos resultados fueron validados estadísticamente aplicando la prueba de hipótesis no paramétrica de Mann-Whitney.

**Palabras claves:** Compressed Sensing (CS), laboratorios remotos, ancho de banda, Python, compresión de imágenes.

## ABSTRACT

Currently, the use of remote laboratories has become popular in the educational field, especially in institutions lacking traditional laboratories due to limited resources, budget, infrastructure, and equipment. These laboratories are equipped with real instruments, allowing students to conduct practical activities similar to those carried out in traditional laboratories, thus applying their theoretical knowledge. However, one of the main requirements of this type of laboratories is the real time transmission of images and/or audio to visualize its functioning, which increases bandwidth demand and poses a challenge, especially in rural areas with very low internet speeds.

In this context, this project evaluated the use of the *Compressed Sensing* (CS) technique to reduce bandwidth in image transmission for remote laboratory applications. This technique enables the reconstruction of signals from a minimum amount of data, thereby optimizing the required bandwidth for transmission. This work was carried out in 3 phases. In the initial phase, different compression techniques were compared, confirming that CS is one of the best options. In the second phase, CS was applied to compress images; an application was developed using the Python programming language, and a web interface was created to enable the system's integration into any remote laboratory application. In the final phase, the performance of the CS technique was evaluated in relation to bandwidth by using open-source software for packet analysis and statistics. The results showed that the bandwidth required to transmit the images was 2236KB/s when using the Compressed Sensing technique, compared to 3357KB/s without it, demonstrating significant optimization. These results were statistically validated through the non-parametric Mann-Whitney hypothesis test.

**Keywords:** Compressed Sensing (CS), remote laboratories, bandwidth, Python, image compression.

Firmado electrónicamente por:  
LOURDES DEL ROCIO  
QUINATA ENCARNACION

Reviewed by:

Mg. Lourdes del Rocío Quinata Encarnación

**ENGLISH PROFESSOR**

C.C 1803476215

## CAPÍTULO I. INTRODUCCIÓN.

Las personas a nivel mundial se comunican y realizan varias actividades a través de medios electrónicos, aún más cuando algunas de las actividades no se pueden realizar en modo presencial como lo ocurrido en la pandemia COVID-19. Actualmente se encuentran en medio de una revolución digital que ha promovido nuevas tecnologías para que de esta manera se pueda exportar mayor cantidad de datos; para gestionar eficientemente la información estas tecnologías necesitan de una gran capacidad de espacio en memoria para administrarla y comprimirla antes de la transmisión [1], [2].

Hoy en día las Tecnologías de la Información y las Comunicaciones (TIC) son mecanismos útiles para transmitir información además de promover el aprendizaje en actuales y nuevas generaciones, es decir, se prevé que la educación en algunos años evolucionará de manera sorprendente como lo menciona en un estudio realizado por donde manifiesta que actualmente se accede a la información con un clic, mientras que en próximos años las capacitaciones se lo realizarán mediante inteligencia artificial [3]. En campos de estudio referentes a Ciencia, Tecnología e Ingeniería (CTI) es necesario que los estudiantes aprovechen la formación en laboratorios para adquirir experiencia práctica y tener la facultad de aplicar eficientemente sus habilidades en el campo laboral [4], pero una de las dificultades que se presencié hace poco tiempo es el difícil acceso a laboratorios reales por lo que se han empleado tecnologías emergentes para acceder a ellos a través de mundos virtuales, gráficos por computadora o realidad aumentada [5].

Los estudiantes del sector educativo CTI cuentan con horarios limitados para el acceso a laboratorios tradicionales en el que deben cumplir con sus actividades y finalizarlas, pero existen desventajas como que los estudiantes no cumplan con los objetivos planteados por el docente o no comprender el funcionamiento del proyecto; una de las soluciones que se pueden emplear es el acceso a laboratorios remotos que combinan hardware y software para realizar prácticas de manera remota como si se encontrara en un laboratorio real, por lo general la accesibilidad a este tipo de laboratorios es a través de Internet o redes académicas con altas velocidades. Se debe considerar que las imágenes deben tener una buena calidad ante el usuario final para una mejor experiencia [6].

El método Compressed Sensing (CS) es aplicado para reconstruir señales a partir de una cantidad mínima de muestreo y un mínimo ancho de banda, lo que significa que al enviar

menor cantidad de datos el receptor percibirá una imagen similar a la original en menor tiempo sin necesidad de bajar la calidad al momento de ser visualizada [7].

En este proyecto se plantea aplicar la técnica de Compressed Sensing para el envío de imágenes en un laboratorio remoto como alternativa para reducir la cantidad de datos en su transmisión. De este modo, el receptor podrá visualizar las imágenes en tiempo real.



## **1.1 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA Y JUSTIFICACIÓN.**

Basándonos en el informe presentado en colaboración con Unesco, Unicef, Banco Mundial y otras organizaciones se demostró que a nivel mundial rondaba el 57% de población con pobreza en aprendizaje lo cual aumento al 70% con el surgimiento de la pandemia. Halsey Rogers integrante del Banco Mundial expresó que en América Latina antes de la pandemia ya existía un problema en el aprendizaje, pero se intensificó con lo ocurrido en la misma [8], [9].

En países con ingresos medios como es el caso de Colombia, Ecuador, Bolivia, Perú, Argentina entre otros han llevado a cabo planes de mejora educativa como fue la implementación de sistemas de aprendizaje a distancia, a pesar de contar con limitaciones en infraestructura o cobertura. Con respecto a la educación que implica para profesionales en CTI es fundamental la experimentación con equipos e instrumentos para desarrollar prácticas con el fin de justificar y verificar conceptos teóricos adquiridos durante la instrucción académica, además de fortalecer el desarrollo de autoaprendizaje. Para enfrentar esta dificultad las instituciones han elegido instaurar laboratorios remotos y virtuales que se conectan a través de Internet [9], [10].

En Ecuador la Universidad Técnica Particular de Loja (UTPL) permite el acceso a sus estudiantes de Modalidad Abierta y a Distancia a un laboratorio remoto de Física al cual acceden a través de un sistema web para experimentar con el instrumental en tiempo real [11].

En este proyecto de investigación se plantea implementar una técnica denominada Compressed Sensing para comprimir imágenes, facilitando la transmisión de estas como aplicativo de laboratorios remotos, para ello esta tecnología reduce la cantidad de datos a transmitir, permitiéndole al dispositivo final obtener los datos suficientes para reconstruir una imagen similar a la original y percibirla en tiempo real.

## **1.2 OBJETIVOS:**

### **1.2.1 GENERAL**

- Aplicar la técnica Compressed Sensing para reducir el ancho de banda en el envío de imágenes utilizando laboratorios remotos

### **1.2.2 ESPECÍFICOS**

- Analizar diferentes técnicas para la compresión de imágenes.
- Aplicar el algoritmo adecuado para la utilización de la técnica de Compressed Sensing.
- Comprobar la técnica de Compressed Sensing y su correcto funcionamiento realizando pruebas en laboratorios remotos.

## CAPÍTULO II. MARCO TEÓRICO

### 2.1 ESTADO DEL ARTE

La compresión de imágenes se lo puede aplicar a través de dos tipos: sin pérdida, es decir, que todos los datos transmitidos se recuperan correctamente de un conjunto de datos codificados sin pérdidas; mientras que la técnica con pérdida recupera la información eliminando datos redundantes [12]. En el artículo los autores realizaron un análisis para verificar el rendimiento de algoritmos más aplicados en la compresión de imágenes sin pérdida mediante la evaluación de varias métricas como son el tiempo de codificación, eficiencia, tiempo de decodificación.

En el artículo “Compressed Sensing of a Remote Sensing Image Based on the Priors of the Reference Image” los autores proponen un algoritmo para mejorar el rendimiento en la reconstrucción de imágenes multitemporales y multifuente basándose en detección comprimida y Split de Bregman; este algoritmo se comparó con tres algoritmos de reconstrucción que son CS-BS-DI también basado en el split de Bregman, mientras que CS-OMP Y CoSaMP se basan en algoritmos heurísticos; los resultados demostraron que el algoritmo propuesto supera a los demás algoritmos analizados al realizar pruebas con diferentes frecuencias de muestreo [13].

En “A LS-compression scheme for grayscale images using pixel based technique” se propone un esquema de compresión sin pérdida basada en píxeles para comprimir imágenes en escala de grises; durante la compresión la imagen se divide en sub-bandas para separar los píxeles y convertirlas en valores binarios, los mismos que se repositionan de manera aleatoria para obtener al final una imagen comprimida casi al 60%; mientras que en el proceso de decodificación se obtienen los valores binarios para reordenarlos y reconstruir la imagen; esta técnica demostró que se puede reconstruir la imagen con buena calidad en menor tiempo de compresión y descompresión [14].

Los autores de “Transform Learning for Magnetic Resonance Image Reconstruction: From Model-Based Learning to Building Neural Networks” analizaron trabajos relacionados con la reconstrucción de imágenes de resonancia magnética (MRI) con limitación de datos, su análisis apuntó en aplicar nuevos avances a la técnica Compressed Sensing como el aprendizaje por transformación (TL) y el aprendizaje de diccionario (DL) para que en próximas generaciones se aplique en sistemas de imágenes inteligentes para reconstruir

imágenes de manera rápida y optimizar el rendimiento extremo a extremo en ambientes clínicos [15].

Compressed Sensing (CS) también se ha aplicado para procesar señales musicales como es el caso del artículo “Compressed Sensing (CS) for musical signal processing based on structured class of sensing matrices” donde los autores han realizado un análisis comparativo de la técnica CS complementada con varias matrices de detección como matriz aleatoria de Toeplitz, matriz aleatoria circulante y la matriz aleatoria parcial de Hadamard, además de aplicar transformadas de dispersión como transformada de coseno discreta (DCT) y transformada de seno discreta (DST); los resultados demostraron que la base DCT obtuvo mayor rendimiento que DST [16].

## **2.2 DEFINICIONES**

### **2.2.1 Laboratorios Remotos (LR).**

Los LR son mecanismos compuestos por hardware y software que permiten a estudiantes acceder de forma remota a través de Internet para realizar prácticas como si permaneciera en un laboratorio tradicional; los LR se basan en la modalidad cliente-servidor que deben cumplir con ciertas características para cumplir con el funcionamiento como es la autenticación para que los usuarios puedan ingresar al sistema, la interfaz de usuario para facilitar la comunicación entre el estudiante y la experimentación en el laboratorio, y bases de datos para administrar información significativa como perfiles, usuarios, resultados de experimentaciones e informes.

### **2.2.2 Compressed Sensing (CS).**

La historia de Compressed Sensing comienza con Claude Shannon, el pionero de la teoría de la información. En 1949, Shannon demostró que una señal variable en el tiempo sin frecuencias superiores a  $N$  Hz (número de muestras) puede reconstruirse perfectamente muestreando la señal a intervalos regulares de  $1/(2N)$  Hz, el teorema de Shannon (también llamado teorema de muestreo de Shannon-Nyquist) establecen que la solución de una imagen es proporcional al número de mediciones, si desea duplicar a la resolución será mejor que duplique el número de píxeles. Probablemente para la mayoría de los principiantes consideran que la señal no contiene información alguna, pero para los matemáticos la señal contiene un gran grado de información precisamente porque no contiene patrón para describir una imagen.

Compressed Sensing, conocida también como teoría de muestreo comprensivo, esta técnica indica que se puede recuperar ciertas imágenes o señales a partir de una menor cantidad de muestras que utilizan métodos tradicionales; La teoría de CS realiza tres pasos importantes: representación dispersa de la señal, compresión de la señal y reconstrucción de la señal [17].

En Compressed Sensing se ha propuesto varios métodos de transformación para representar señales en bases dispersas como Transformada Rápida de Fourier (FFT), Transformada Wavelet Discreta (DWT) y Transformada de Coseno Discreta (DCT). DWT permite analizar señales tanto en frecuencia como en tiempo de manera simultánea, esta técnica se aplica eficientemente en varias aplicaciones debido a sus propiedades como la compactación de alta energía y resolución múltiple; DCT se aplica frecuentemente para comprimir imágenes dado que una señal se la puede convertir en funciones coseno que oscilan a diferentes frecuencias, mientras que FFT es un algoritmo computacional eficiente que permite la transformación de señales discretas en dominio de tiempo y su representación discreta en dominio de frecuencia[18].

### 2.2.3 Nyquist

La teoría de Nyquist, también conocida como el teorema de muestreo de Nyquist-Shannon, es un principio fundamental en el campo de la teoría de señales y procesamiento de información. Esta teoría establece las condiciones necesarias para convertir una señal analógica en una señal digital sin pérdida de información. Fue desarrollada por Harry Nyquist y Claude Shannon.

#### **Principios del Teorema de Nyquist-Shannon:**

- **Frecuencia de Muestreo:** Para que una señal analógica sea correctamente muestreada y luego reconstruida sin pérdida de información, la frecuencia de muestreo debe ser al menos el doble de la frecuencia máxima presente en la señal. Esta frecuencia mínima de muestreo se llama **frecuencia de Nyquist** [19].
- **Alias:** Si la señal no es muestreada a una tasa suficiente (es decir, a una tasa inferior a la frecuencia de Nyquist), cuando se produce un fenómeno conocido como aliasing, las señales se mezclan de manera que se vuelve imposible recuperar la información original.

- **Fórmula Básica:**

$$f_s \geq 2f_{max} \quad (1)$$

Donde  $f_s$  es la frecuencia de muestreo y  $f_{max}$  es la frecuencia máxima presente en la señal analógica.

**Importancia:**

- **Digitalización de Señales:** Es crucial en la conversión de señales analógicas a digitales, como en grabaciones de audio y video, telecomunicaciones y muchas aplicaciones de procesamiento de señales.
- **Prevención de Aliasing:** Ayuda a diseñar sistemas de muestreo que previenen el aliasing y garantizan que las señales puedan ser reconstruidas con precisión.
- **Ingeniería y Tecnología:** Tiene aplicaciones en diversas áreas como la ingeniería eléctrica, procesamiento de señales, telecomunicaciones, y la compresión de datos.

La teoría de Nyquist es fundamental para entender cómo las señales analógicas pueden ser representadas y manipuladas en forma digital, y tiene un impacto profundo en la tecnología moderna.

## 2.2.4 Wireshark

Es una herramienta de análisis y captura de paquetes de red. Es muy utilizada en la actualidad por profesionales de redes, administradores de sistemas y expertos en seguridad para monitorear, analizar y solucionar problemas en las redes informáticas que permite analizar, capturar paquetes de red y presenta los datos de estos paquetes de una manera muy detallada, permitiendo con ello su respectivo análisis en tiempo real como para evaluaciones en tiempos posteriores.

Como se mencionó anteriormente Wireshark es un rastreador de paquetes y es utilizado a nivel mundial. En el presente trabajo de investigación se empleó para llevar a cabo tres tareas principales:

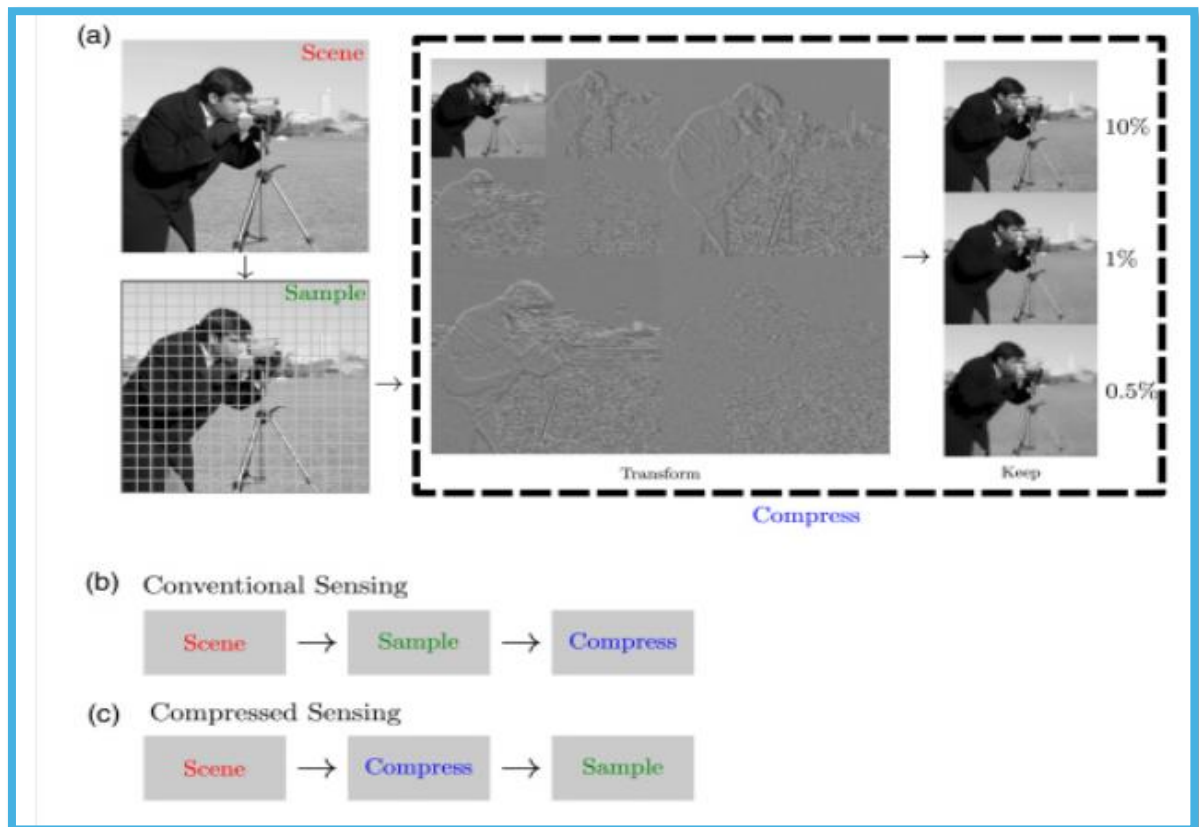
- Captura de paquetes
- Filtrado
- Visualización

## 2.3 Comparación de Muestreo y su Eficiencia en la Captura de Imágenes

En la **figura 1**, literal(a) se muestra un ejemplo simple, donde una imagen se discretiza en muchas áreas rectangulares más pequeñas correspondientes al efecto de muestreo de los píxeles de la cámara. El muestreo conduce intrínsecamente a la pérdida de información ya que la señal analógica podría cambiar arbitrariamente entre muestras o dentro de una muestra (por ejemplo, intensidad promedio en un píxel) [20]. Esto se evita en gran medida filtrando señales en el dominio de la frecuencia, de modo que la señal analógica tenga un ancho de banda limitado y se muestree a una velocidad mayor que el límite de Nyquist; sin embargo, en este caso la información aún se pierde durante la etapa de filtrado por consiguiente se indica dos alternativas las cuales son:

- **Figura 1**, literal (b): En la detección convencional, los datos primero se digitalizan y luego se comprimen, lo cual es ineficiente ya que se desperdician recursos de hardware en la captura de datos de forma redundante.
- **Figura 1**, literal (c): En la detección comprimida (Compressed Sensing), las señales analógicas primero se comprimen y luego se muestrean, lo que maximiza la eficiencia con la que los recursos de muestreo del hardware capturan la información.

Fundamentalmente, la investigación sobre la compresión con pérdidas ha demostrado que las señales naturales se pueden comprimir con poca pérdida de información, lo que sugiere que las modalidades de detección convencionales son ineficientes ya que los datos muestreados convencionalmente tienen una gran cantidad de información redundante. El objetivo principal de la técnica **CS**, es comprimir señales en el dominio físico (analógico) antes del muestreo para maximizar la información adquirida por muestra por consiguiente conlleva 3 pasos como indica la **figura 1(c)**. La mayor eficiencia de muestreo de la detección comprimida es extremadamente valiosa para aplicaciones. Los problemas pueden estar restringidos en la medición debido a muchas razones, como píxeles, cuellos de botella en el rendimiento de imágenes de alta velocidad y acceso espacial limitado a la muestra [21].

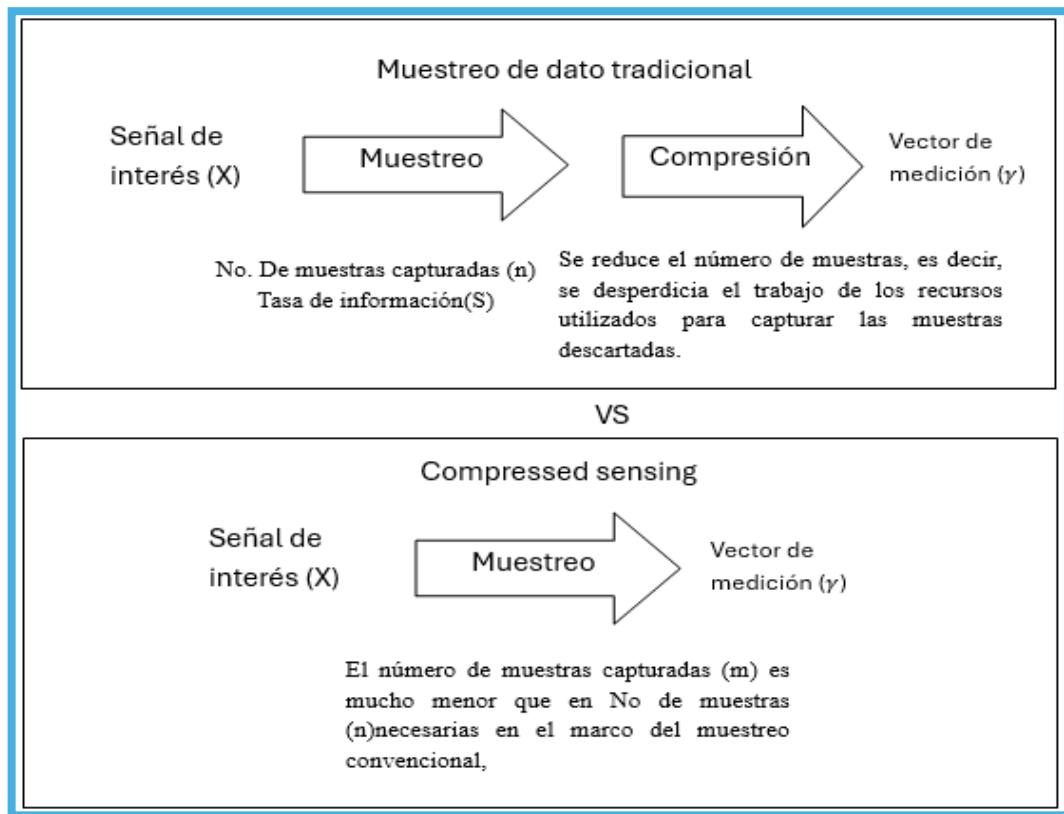


**Figura 1:** Muestreo y su eficiencia en la captura de imágenes  
**Fuente:** [8]

### 2.3.1 Muestreo de datos tradicionalmente vs Compressed Sensing

En 1949, Shannon presentó su famosa prueba de que cualquier señal variable en el tiempo puede reconstruirse perfectamente muestreando la señal, en la **figura 2**, muestra la técnica tradicional de procesamiento de señal, en donde indica que la señal de interés se muestrea uniformemente, antes de la transmisión, para generar “n” muestras, luego estas se comprimen en “m” muestras. En el extremo del receptor, se lleva a cabo la descompresión de los datos para recuperar “n” muestras en “m” muestras [22]. El paradigma de la teoría de muestreo de Shannon es engorroso cuando se extiende a los sistemas emergentes de señales de banda ancha, ya que altas velocidades de muestreo pueden no ser viables para su implementación en circuitos: los convertidores analógico-digitales de alta velocidad de datos son computacionalmente costosos y requieren más espacio de almacenamiento.





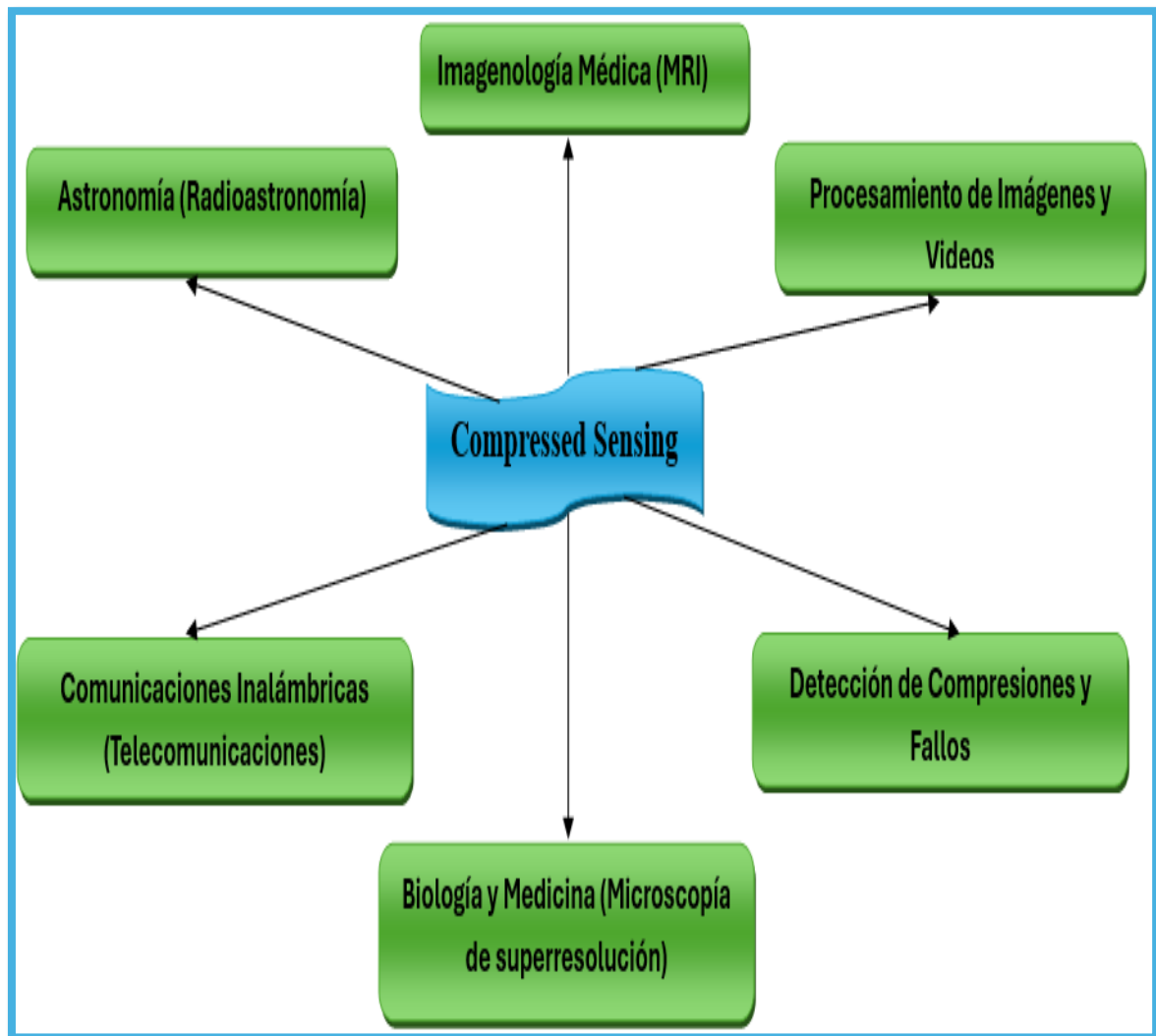
**Figura 1:** Teorema de muestreo de datos tradicionalmente vs CS

**Fuente:** [8]

Después de revisar el teorema de muestreo convencional la teoría alternativa es la técnica de CS. De candes, Tao, Romberg y Donoho ha hecho una contribución significativa sobre el procesamiento de señales, la técnica CS afirma que se puede recuperar ciertas señales de menos muestras de las requeridas en el paradigma de Nyquist. Esta recuperación es exacta si la señal que se detecta tiene una tasa de información baja (significa que es escasa en el dominio original o en algún dominio transformado).

### 2.3.2 Uso de la técnica Compressed Sensing.

Es un método genérico de reconstrucción de señales e imágenes a partir de menos mediciones (es decir, menos muestras) de las requeridas por las teorías convencionales, utilizado en diversas áreas, como se indica en la **figura 3**.



**Figura 2:** Aplicación de la técnica CS.

**Fuente:** Autor.

### Imagenología Médica

- **Resonancia Magnética (MRI):** CS permite obtener imágenes de alta resolución a partir de menos datos, lo que reduce significativamente el tiempo de escaneo. Es particularmente beneficioso en escaneos pediátricos donde es difícil mantener al paciente inmóvil durante mucho tiempo [23].

### Astronomía

- **Radioastronomía:** Se utiliza para mejorar la calidad de las imágenes obtenidas de telescopios de radio al reconstruir señales a partir de datos incompletos, ayudando a capturar imágenes más claras del espacio profundo [24].

## Procesamiento de Imágenes y Videos

- **Cámaras digitales:** CS permite la captura de imágenes de alta resolución con menos datos, lo cual es útil para dispositivos móviles y cámaras de vigilancia donde el almacenamiento y el ancho de banda son limitados [25].
- **Superresolución:** Mejora la resolución de las imágenes y videos a partir de datos de baja resolución mediante algoritmos de interpolación basados en CS [25].

## Comunicaciones Inalámbricas

- **Telecomunicaciones:** CS ayuda en la compresión y transmisión eficiente de datos, permitiendo la recuperación de señales a pesar de tener pérdidas durante la transmisión. Esto mejora la eficiencia del espectro y la calidad de las comunicaciones inalámbricas.

## Biología y Medicina

- **Microscopía de superresolución:** Permite visualizar estructuras biológicas a una resolución superior a la que permiten los métodos ópticos tradicionales, ayudando en la investigación biomédica y el diagnóstico de enfermedades.

En resumen, la técnica de "Compressed Sensing" ha demostrado ser revolucionaria en diversos campos al permitir la adquisición y reconstrucción eficiente de datos, lo que resulta en aplicaciones prácticas que van desde la imagenología médica hasta las comunicaciones inalámbricas y la astronomía.

## **CAPÍTULO III. METODOLOGÍA.**

### **3.1 TIPO DE INVESTIGACIÓN**

#### **3.1.1 Documental**

Se procedió a obtener la información bibliográfica de tesis, artículos científicos y otros documentos relevantes. Además, se realizó un análisis e interpretación de estos documentos, obteniendo información relevante para el presente proyecto. Dado que la investigación documental es útil en investigaciones científicas, resultó fundamental para llevar a cabo el método de Compressed Sensing.

#### **3.1.2 Descriptivo**

Uno de los tipos de investigación que se utilizó en este proyecto es la descriptiva, ya que se centra en describir metódicamente las características de un fenómeno, población o situación. Posteriormente, se evaluaron los datos obtenidos para detallar con precisión el comportamiento de la transmisión de los paquetes al utilizar el método de Compressed Sensing

#### **3.1.3 Experimental**

Este proyecto se basa en la aplicación de una metodología experimental ya que implica la aplicación práctica del método llamado Compressed Sensing en distintos escenarios para evaluar su eficiencia [26],[27].

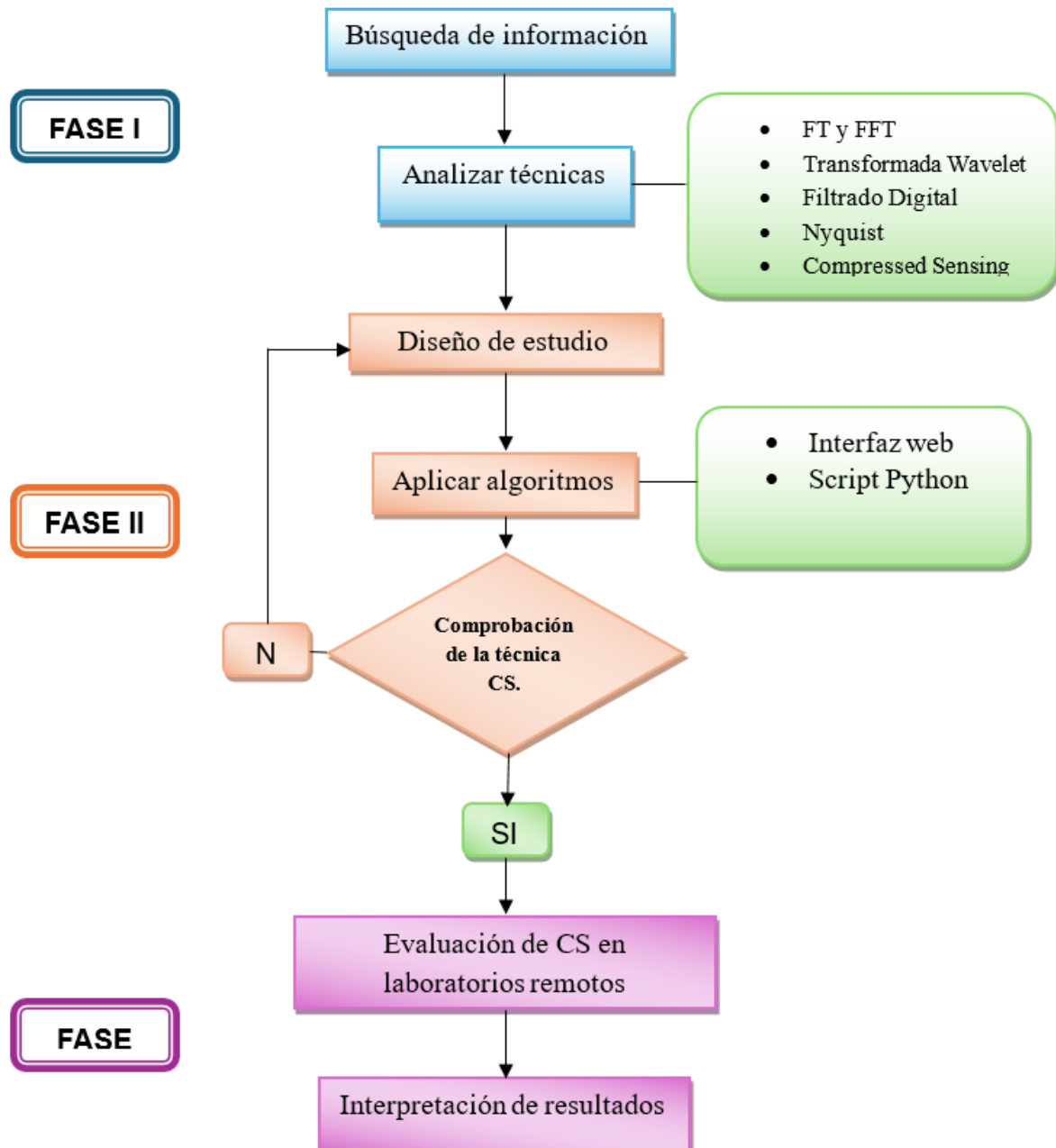
### **3.2 METODOS DE INVESTIGACION**

#### **3.2.1 Método Científico**

Dado que el método científico tiene como objetivo comparar diferentes hechos para derivar un criterio, en este proyecto de investigación se aplicó dicho método, que incluye la observación y análisis del problema, la formulación del mismo, el diseño experimental y el desarrollo del algoritmo de reconstrucción. Aunque el Compressed Sensing no sigue el método científico en su forma tradicional, está profundamente vinculado a él, ya que introduce un enfoque innovador en la adquisición de datos, permitiendo la recuperación de señales subyacentes a partir de un número reducido de bits.

### 3.3 DESARROLLO DE PROYECTO DE INVESTIGACIÓN

El proyecto de investigación se llevó a cabo en tres fases, como se muestra en la **figura 4**. En la primera fase, se analizó las técnicas tradicionales para la compresión de imágenes. En la segunda fase, se desarrolló una interfaz web junto con un script para la compresión y descompresión utilizando la técnica de Compressed Sensing (CS). Finalmente, en la tercera fase, se evaluaron los resultados obtenidos.



**Figura 3:** Fases del proceso de investigación.

**Fuente:** Autor.

### 3.3.1 Fase I: Evaluación de las técnicas de comprensión de imágenes

La compresión de imágenes comprende un conjunto de técnicas que se aplican para transmitir las de manera eficiente y correcta. En general, las técnicas de compresión de imágenes se emplean según el tipo de imagen que se esté tratando. En algunos casos, como en las imágenes médicas, no es aceptable la pérdida de información en el proceso de compresión, mientras que en otros tipos de imágenes, es posible tolerar cierto grado de pérdida o errores [28]. En el presente trabajo se hace una breve descripción de las principales técnicas:

- **Transformada de Fourier (FT) y Transformada Rápida de Fourier (FFT):** Convierte señales del dominio del tiempo al dominio de la frecuencia, permitiendo analizar las componentes frecuenciales. La FFT es una versión eficiente de la FT y se utiliza en aplicaciones como el análisis de audio y la imagenología médica.
- **Filtrado Digital (FIR e IIR):** Manipula o extrae información de señales mediante filtros de respuesta finita al impulso (FIR) y filtros de respuesta infinita al impulso (IIR). Son fundamentales en sistemas de comunicación y procesamiento de audio.
- **Transformada Wavelet:** Permite descomponer una señal en componentes de diferentes frecuencias y resoluciones. Es especialmente útil para el análisis de señales no estacionarias y la compresión de datos.
- **Compresión de Sensing (CS):** Permite la reconstrucción de señales a partir de un número reducido de muestras, aprovechando la esparsidad de la señal en algún dominio transformado.
- **Nyquist:** También conocido como teorema de muestreo de Nyquist-Shannon, establece que, para reconstruir una señal analógica sin pérdidas de información, debe muestrearse a una frecuencia al menos el doble de su frecuencia máxima. Este principio es fundamental en el procesamiento digital de señales y la conversión de señales analógicas a digitales.

En la **Tabla 1** se presenta un cuadro comparativo que muestra las ventajas y desventajas de las técnicas tradicionales de compresión de imágenes en comparación con la técnica de Compressed Sensing (CS).

**Tabla 1:** Cuadro comparativo de las técnicas de Comprensión de imágenes

<b>Técnica</b>	<b>Ventajas</b>	<b>Desventajas</b>
<b>FT y FFT</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Capaz de procesar grandes datos rápidamente.</li> <li>• Fácilmente de implementar en DSPs y FPGAs.</li> <li>• Puede aplicarse tanto a señales continuas como discretas.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Frecuenta la pérdida de resolución temporal.</li> <li>• Las señales no periódicas pueden causar discontinuidades.</li> </ul>
<b>Transformada Wavelet</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Excelente para señales con estructuras multiescalares.</li> <li>• Buena capacidad de eliminación de ruido.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Aplicaciones limitadas.</li> <li>• Sensibilidad a la descomposición.</li> </ul>
<b>Filtrado digital</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Los filtros digitales pueden diseñarse para ser muy estables.</li> <li>• Fácil de ajustar y modificar para diferentes requisitos.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Necesita una frecuencia de muestreo adecuada para garantizar la calidad del filtrado.</li> <li>• El diseño de filtros digitales requerir un buen entendimiento de la teoría de señales.</li> <li>• Puede necesitar hardware especializado (como DSPs) para su implementación eficiente.</li> </ul>
<b>Nyquist</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Proporciona una base teórica sólida para la reconstrucción de señales.</li> <li>• Garantiza la reconstrucción exacta de señales si se cumplen las condiciones de muestreo.</li> <li>• Sencillo y fácil de entender, facilitando su aplicación en diversos campos.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Si no se cumple el criterio de Nyquist, se produce pérdida de información y distorsión de la señal.</li> <li>• En la práctica, es difícil asegurar una frecuencia de muestreo exacta.</li> <li>• Las altas frecuencias de muestreo incrementan la demanda de recursos.</li> </ul>
<b>Compressed Sensing</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Eficiente para señales dispersas (Sparse).</li> <li>• Menor frecuencia de muestreo.</li> <li>• Menor cantidad de datos.</li> <li>• Menor uso de los recursos de almacenaje.</li> <li>• Menor requerimiento de velocidad de los convertidores analógico-digitales.</li> <li>• Menor uso de ancho de banda para la transmisión de los datos.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Alta complejidad computacional alta para la reconstrucción de señal.</li> <li>• Sensibilidad a ruido y errores.</li> <li>• Pérdida de información para señales no dispersas.</li> </ul>

Las técnicas tradicionales de compresión de imágenes han sido ampliamente utilizadas debido a su eficacia y algoritmos asociados. La elección de la técnica adecuada depende del tipo de imagen, el nivel de compresión requerido y la importancia de mantener la calidad de la imagen. La técnica de Compressed Sensing (CS) para la compresión de imágenes puede mejorar la eficiencia de transmisión, reducir el ancho de banda necesario, proporcionar una experiencia de visualización más robusta, entre otras [29].

Además, la técnica de Compressed Sensing es una alternativa rápida, económica y eficiente de procesar imágenes especialmente en aplicaciones de laboratorios remotos en las zonas rurales donde no se cuentan con recursos, equipos y ancho de banda suficiente para su correcto funcionamiento, ya que, además de las ventajas previamente mencionadas, ofrece:

- **Reducción de Ancho de Banda:** CS permite la reconstrucción de video a partir de un número reducido de muestras, lo que puede reducir significativamente la cantidad de datos transmitidos. Esto es esencial para mejorar la eficiencia en el streaming, especialmente en redes con ancho de banda limitado.
- **Eficiencia en la Transmisión:** La capacidad de CS para recuperar la información relevante a partir de datos insuficientes puede optimizar el uso del ancho de banda disponible, permitiendo una transmisión más fluida y rápida de contenido de video.
- **Menor Latencia:** Al reducir la cantidad de datos que se deben transmitir, CS puede ayudar a disminuir la latencia en la transmisión de video, lo que mejora la experiencia del usuario, especialmente en aplicaciones en tiempo real como videollamadas y juegos en línea.
- **Optimización de Recursos:** CS puede reducir los requisitos de almacenamiento y procesamiento tanto en el lado del servidor como en el del cliente. Esto es beneficioso para plataformas de streaming que deben manejar grandes volúmenes de datos y ofrecer contenido de alta calidad.
- **Mejor Manejo de Videos de Alta Resolución:** Para videos de alta resolución y alta tasa de bits, CS puede ofrecer ventajas significativas en la compresión y transmisión, ayudando a manejar la gran cantidad de datos requeridos sin sacrificar la calidad visual



### 3.3.2 Fase II: Desarrollo de CS y la interfaz web

Esta fase se dividió en dos actividades principales las cuales son el desarrollo de la interfaz web y la elaboración de un script mediante Python que permite la comprensión y reconstrucción de imágenes.

#### 3.2.2.1 Técnica CS

Después del famoso teorema de muestreo de Shannon, la introducción de Compressed Sensing (CS) ha sido un gran avance en la comunidad de procesamiento de señales. CS se utiliza principalmente para la adquisición de señales que son escasas, la escasez es la propiedad inherente de aquellas señales en las cuales toda la información contenida en la señal puede ser representada con solo unos pocos componentes significativos, en comparación con la longitud total de la señal. En general, el enfoque de CS aplicado a señales se divide en cuatro pasos: adquisición de señales, transmisión y recepción de señales, reconstrucción de señales y extracción de características [30].

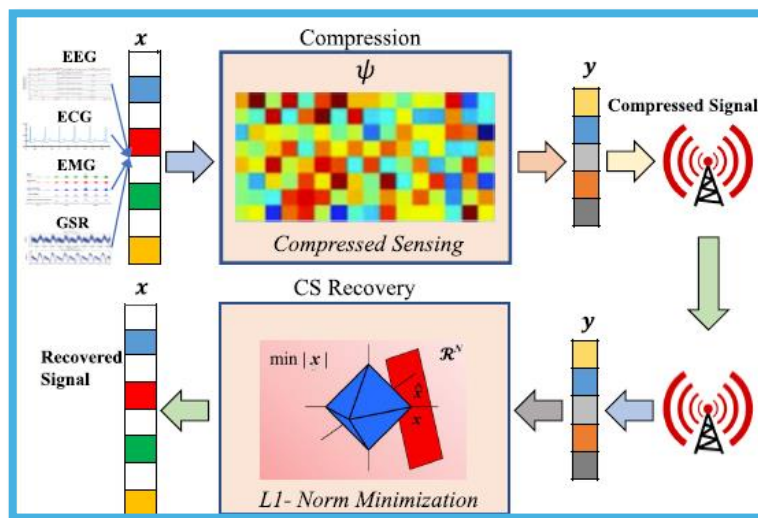


Figura 4: Procedimiento de la técnica CS.

Fuente: [21].

La figura 5 proporciona una visualización del procedimiento de la técnica Compressed Sensing, indicando de este modo tanto la compresión como la recuperación de la señal.

## Comprensión de la señal

- **Señal Original:** La figura 5. se asume que la recepción de la señal original ( $x$ ) son biomédicas las cuales son mostrados en la izquierda como vector  $x$  la señal se puede representar con un número pequeño de coeficientes significativos.
- **Matriz de comprensión ( $\Psi$ ):** Representa la matriz de medición  $\Phi$ , a través de muestras con dimensión  $m \times n$  donde  $m \ll n$ . Esta matriz se utiliza para tomar mediciones lineales de la señal original.
- **Señal Comprimida ( $y$ ):** La técnica de CS explota la tasa de información dentro de la señal, eliminando la redundancia de la señal en el proceso de muestreo, lo que conduce a una tasa de muestreo más eficiente. La fórmula estándar para la comprensión de la señal se puede representar con un sistema lineal matemáticamente como:

$$Y_{m \times 1} = \Phi_{m \times n} X_{n \times 1} \quad (2)$$

## Transmisión y recepción de señales

La señal comprimida  $Y$  es transmitida de manera más eficiente debido a su menor tamaño considerando que el vector de señal  $X$  tiene una longitud  $n$  y pertenece a  $\mathbb{R}^n$ , el cual se mide de manera comprimida para obtener  $Y$  las mediciones comprimidas con longitud  $m$  y pertenece a  $\mathbb{R}^m$  [31].

## Reconstrucción de señales

- **Señal Comprimida ( $y$ ):** La misma señal comprimida  $y$  es utilizada para su reconstrucción. Esta señal contiene suficiente información para poder recuperar la señal, si se cumple con ciertas condiciones como cuando “ $m$ ” es mucho menor que “ $n$ ”, a primera vista esto parece un problema sin solución, pero a lo largo del tiempo se ha demostrado que el problema puede resolverse si “ $y$ ” es dispersa o comprensible, proporcionando una garantía teórica para la restauración de la señal.
- **Minimización de la norma:** La teoría CS supone que, para reconstruir la señal original, es necesario la creación de conjuntos de medidas. Esto se puede lograr resolviendo el siguiente problema optimización.

$$\min \|x\|_0, \text{ sujeto a } Y = \Phi X \quad (3)$$

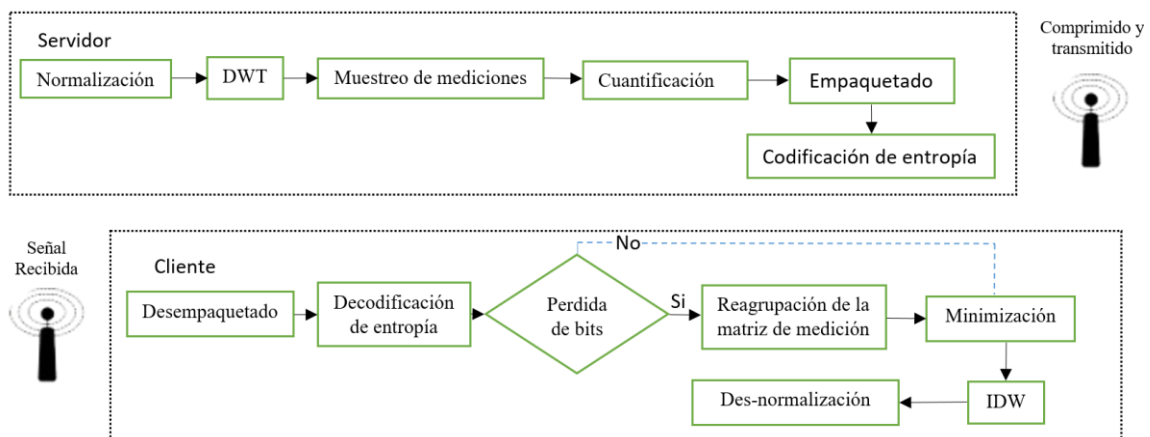
Esta ecuación se enfoca en encontrar el vector  $x$  que minimice la norma  $\ell_1$ . En la práctica, se permite la existencia de cierto grado de error. Por lo tanto, el problema de optimización original puede transformarse en una forma más simple de solución aproximada, donde  $\delta$  es una constante muy pequeña:

$$\min \|x\|_0, \text{ sujeto a } \|y - \Phi x\|_2^2 \leq \delta \quad (4)$$

- **Señal recuperada:** Finalmente, el resultado del proceso de optimización es una aproximación a la señal original  $x$ . Mostrando que el proceso de recuperación fue exitoso.

### 3.3.2.2 Diagrama de flujo

En la **figura 6**, muestra las etapas del procesamiento del algoritmo propuesto, CS tiene un gran potencial para ser utilizado en las comunicaciones inalámbricas dado que puede reducir el peso de la imagen utilizando un menor ancho de banda.

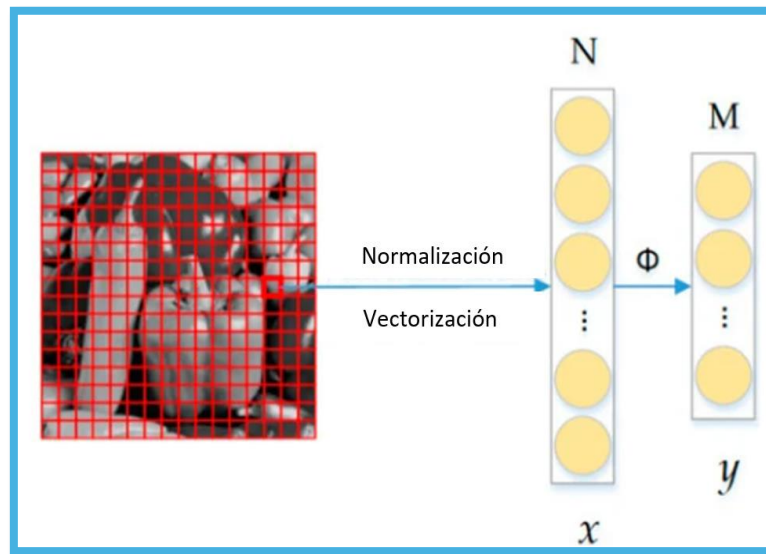


**Figura 5:** Esquema de flujo de detección comprimida

**Fuente:** [17]

Antes de que los datos sean transferidos a la red de la reconstrucción, se necesita un procesamiento de datos. Primero, la imagen original se normaliza como indica en la **figura**

7. con ello ajustando los valores de la imagen para que se encuentre en un rango vectorial específico.

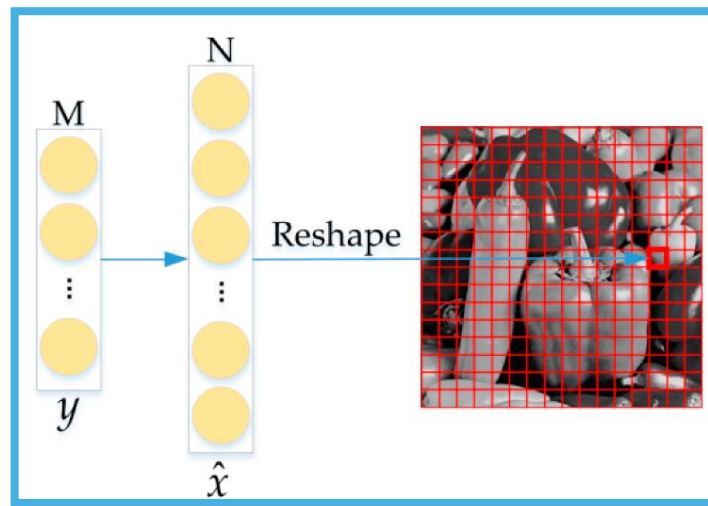


**Figura 7:** Proceso de Normalización y Vectorización de Imágenes para CS

**Fuente:** [19]

El siguiente proceso es la transformación de la imagen utilizando la técnica **DWT** (Transformada Discreta Wavelet). Luego, se realiza la toma de muestras de la imagen. La cuantificación reduce la precisión de las muestras para su comprensión. posteriormente, los datos cuantificados se agrupan en paquetes mediante el empaquetado. Finalmente, se aplica la codificación de entropía para realizar una compresión adicional de los datos utilizando técnicas de codificación de entropía antes de la transmisión [32].

En el cliente el primer proceso a realizar es la decodificación de los datos recibidos utilizando la técnica de codificación de entropía inversa. A continuación, se realiza el desempacado y la des-cuantificación, recuperando los datos originales de los paquetes y restaurando la precisión perdida durante la cuantificación. Luego se lleva a cabo una verificación de pérdida de bits para determinar si se produjeron pérdidas durante la transmisión. Si se detecta pérdida de bits, se procede con la reagrupación de la matriz de mediciones para manejar los errores introducidos. Si no hay pérdida de bits, se avanza al siguiente paso: la minimización, que optimiza el proceso para recuperar la imagen original. A continuación, se aplica la transformada inversa discreta wavelet (IDWT) para reconstruir la imagen a partir de los datos procesados. Finalmente, se realiza la desnormalización como indica la **figura 8**. para ajustar los valores de la imagen y devolverlos a su rango original.



**Figura 6:** Reconstrucción de Imagen desde Datos Comprimidos  
**Fuente:** [22]

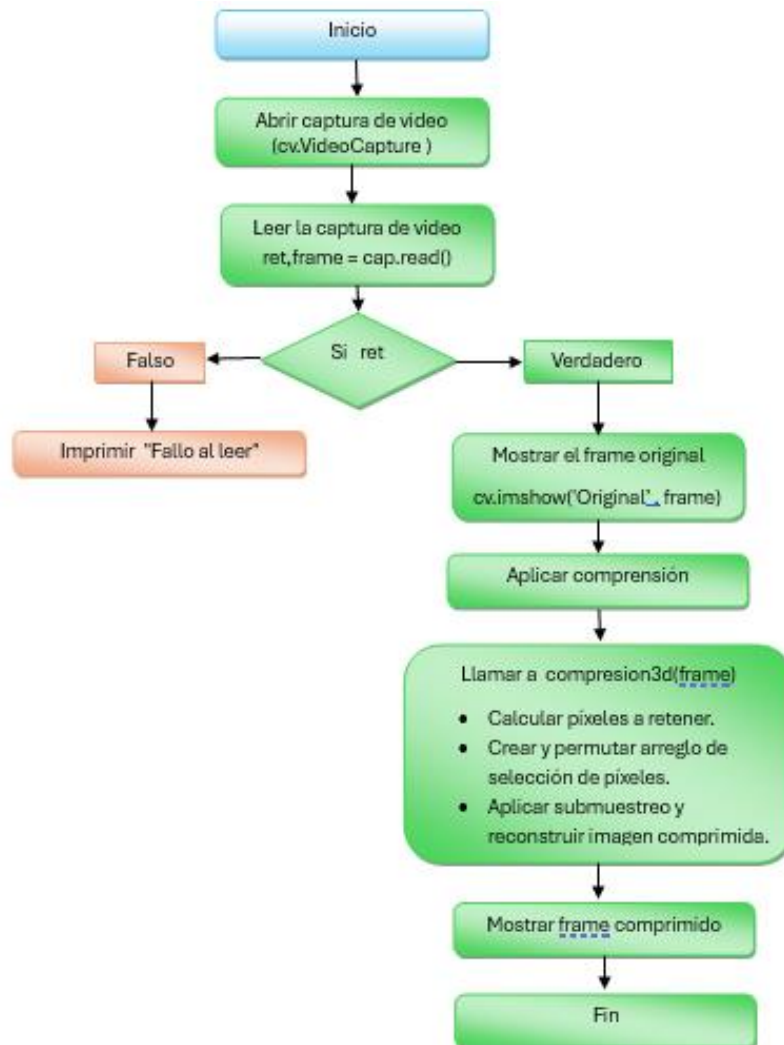
### 3.3.2.3 Pseudocódigo

El pseudocódigo es una herramienta de diseño de algoritmos que utiliza una representación simplificada y orientada al lenguaje humano para describir las operaciones y la lógica de un programa. A diferencia del código fuente en un lenguaje de programación específico, el pseudocódigo no sigue una sintaxis estricta y formal, sino que se escribe de manera más libre, usando una mezcla de términos del lenguaje natural y conceptos básicos de programación. Su propósito es facilitar la comprensión y planificación de la estructura de un algoritmo sin preocuparse por los detalles técnicos y sintácticos de un lenguaje de programación particular [33]. El pseudocódigo es especialmente útil en las primeras etapas del desarrollo, ya que permite a los programadores y a otros miembros del equipo de desarrollo comunicar y refinar ideas y procesos lógicos antes de la implementación final en código, a continuación, se describe mediante pseudocódigo la comprensión y descompresión de imágenes.

#### Comprensión de imágenes

En la **figura 9**. indica el proceso inicia con una captura de video en tiempo real utilizando cv.VideoCapture. Cada frame del video se lee y se muestra en una ventana titulada "Original". A continuación, se aplica la función `compresion3d`, que realiza un submuestreo aleatorio de la imagen: primero, se calcula el número total de píxeles y se determina cuántos deben ser retenidos y cuántos descartados según la tasa de submuestreo proporcionada. Se genera un arreglo de selección de píxeles, que se permuta aleatoriamente. El frame

comprimido resultante se muestra en una ventana titulada "Comprimida". Este proceso de lectura, compresión y visualización continúa en un bucle hasta que se liberen los recursos de captura de video y se cierran todas las ventanas, finalizando el programa.



**Figura 7:** Compresión de imágenes

**Fuente:** Autor

### Descompresión de imágenes

En la **figura 10**, indica el pseudocódigo que realiza un proceso de captura, compresión y restauración de imágenes en tiempo real utilizando técnicas avanzadas de procesamiento de señales con transformada wavelet para la técnica de Compressed Sensing. Primero, se abre la captura de video realizada, y se entra en un bucle donde se lee cada frame. Los frames capturados se visualizan en una ventana llamada 'Original' para mostrar la entrada sin procesar. Luego, se aplica un proceso de restauración por canales: cada canal de la imagen

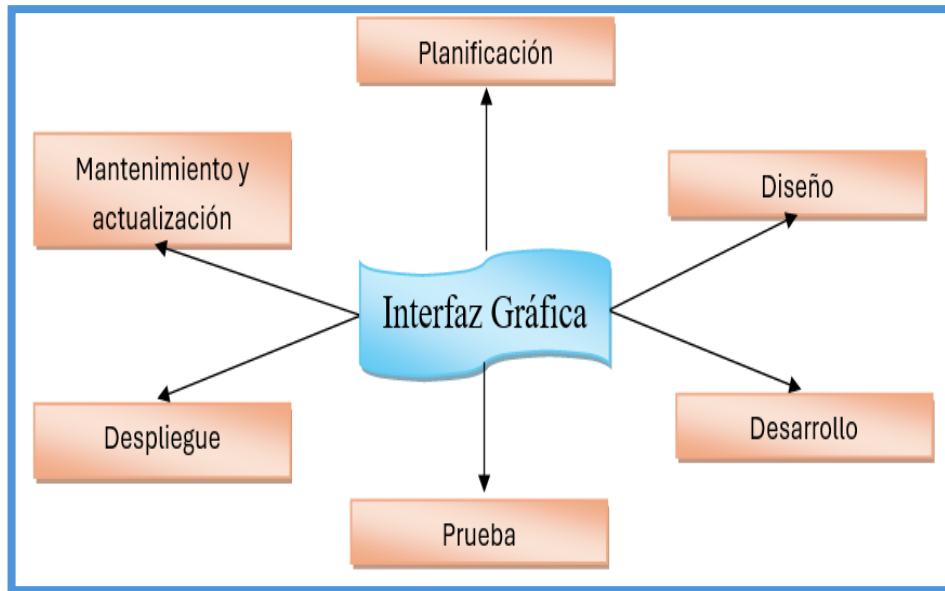
(rojo, verde y azul) se transforma mediante una transformada wavelet, se aplica un umbral suave para eliminar componentes de alta frecuencia y se realiza la transformada inversa para reconstruir el canal restaurado. Este proceso tiene como objetivo eliminar el ruido y mejorar la calidad de la imagen, especialmente en condiciones de compresión o baja calidad. La imagen restaurada se muestra en una interfaz gráfica, permitiendo una comparación visual en tiempo real de la imagen antes y después del procesamiento. Este enfoque es útil para aplicaciones que requieren mejorar la calidad de video en tiempo real, como videoconferencias o sistemas de vigilancia.



**Figura 8:** Descompresión de imágenes  
**Fuente:** Autor

### 3.3.2.4 Desarrollo de la interfaz grafica

Para el desarrollo de la interfaz gráfica implica varias etapas desde la planificación inicial hasta la etapa de pruebas y mantenimiento como indica en la **figura 11**. Se describe una serie de procesos que se llevó a cabo para lograr cumplir con el objetivo planteado.



**Figura 9:** Desarrollo de planificación de la interfaz gráfica  
**Fuente:** [Autor]

- **Planificación:** Etapa en la cual se planteó establecer una interfaz en donde permita evidenciar la transmisión de video de laboratorios remotos el cual ayudara a realizar diversas actividades tanto académicas como prácticas.
- **Diseño:** Para el presente tema de investigación se planteó realizar una sola interfaz en donde puedan ingresar sin ningún tipo de restricción debido a que se evalúa la técnica de Compressed Sensing.
- **Desarrollo:** Para el desarrollo de la interfaz de usuario se procedió a ocupar visual Studio Code debido a que es una plataforma libre y permite manipular varios lenguajes de programación.
- **Pruebas:** Luego de haber obtenido la programación de la técnica ya antes mencionada y la interfaz requerida como indica en la **figura 10**. Se procedió con ello a realizar las respectivas pruebas las cuales permiten evaluar el estado de funcionamiento.



- **Mantenimiento y actualizaciones:** Para concluir con el proceso del desarrollo de la interfaz gráfica es recomendable la utilización de herramienta de navegación para verificar las futuras actualizaciones y mantenimientos que se puedan requerir.

Una vez realizado el proceso requerido para el desarrollo de la interfaz gráfica se llevó a cabo definir el propósito requerido en donde se podrá visualizar la transmisión de video al momento de utilizar la técnica Compressed Sensing.



**Figura 10:** Interfaz de la página web.  
**Fuente:** Autor

### 3.3.2.5 Integración de la técnica CS con los laboratorios remotos

La técnica “Compressed Sensing” o “Muestreo Comprimido” es un método de adquisición y reconstrucción de señales es decir es una alternativa para el método tradicional de Nyquist-Shannon el cual se encarga de manipular las muestras de una señal analógica para recuperar los datos de transmisión sin tener que obtener perdidas. En consecuencia, es utilizada en varios campos incluyendo en el procesamiento de video e imágenes. Debido a esto la técnica

CS fue integrado en laboratorios remotos debido a que aprovecha un número reducido de datos para poder sacarle provecho y obtener la máxima información posible de dichas muestras y poder obtener los paquetes transmitidos sin tener pérdida alguna logrando resultados igual a la **figura 13**.



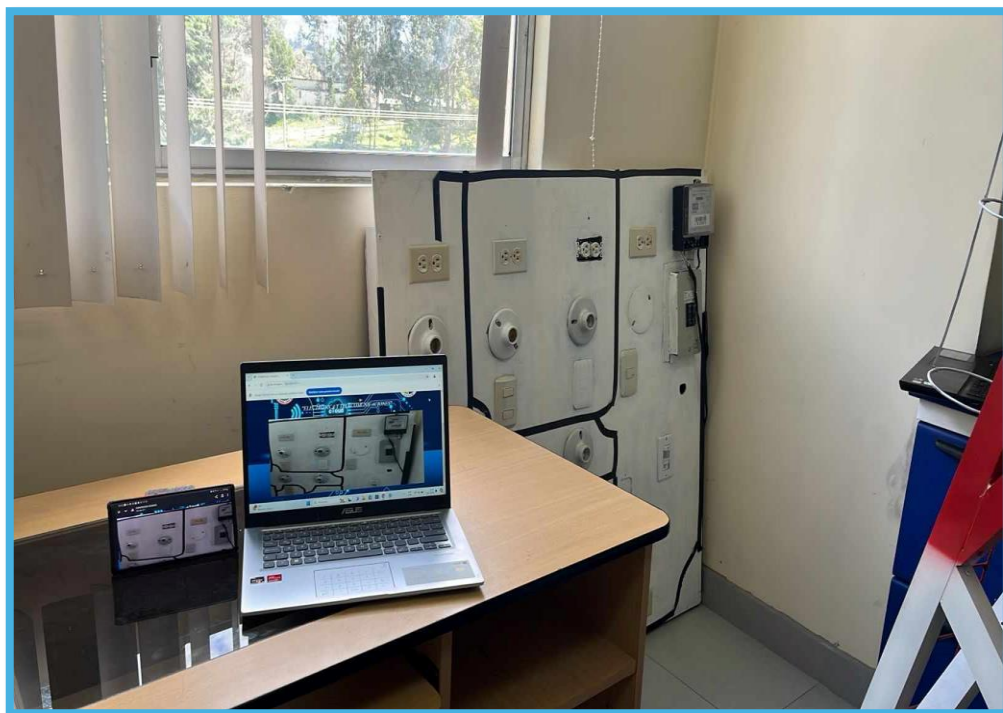
**Figura 11:** Interfaz de visualización con la técnica CS.

**Fuente:** Autor

La integración de la técnica CS en laboratorios remotos fue mediante la optimización del flujo de datos para realizar una navegación fluida mediante el hardware el cual soporta dicha técnica con cámaras y sensores adaptados para mediciones comprimidas, para mejorar la eficiencia en la adquisición y transmisión de datos permitiendo con ello la realización de experimentos complejos con menor recurso y en tiempo real las cuales fueron posibles gracias al funcionamiento de la técnica.

### 3.3.2.6 Pasos para acceder a laboratorios remotos

Integrar el acceso a laboratorios remotos mediante IP puede mejorar significativamente la flexibilidad y la eficiencia de la educación permitiendo a los usuarios interactuar con los equipos desde cualquier parte, en la **figura 14**. indica el acceso de diferentes dispositivos al laboratorio.



**Figura 12:** Acceso al laboratorio remoto  
**Fuente:** Autor

Los pasos para acceder al laboratorio son los siguientes:

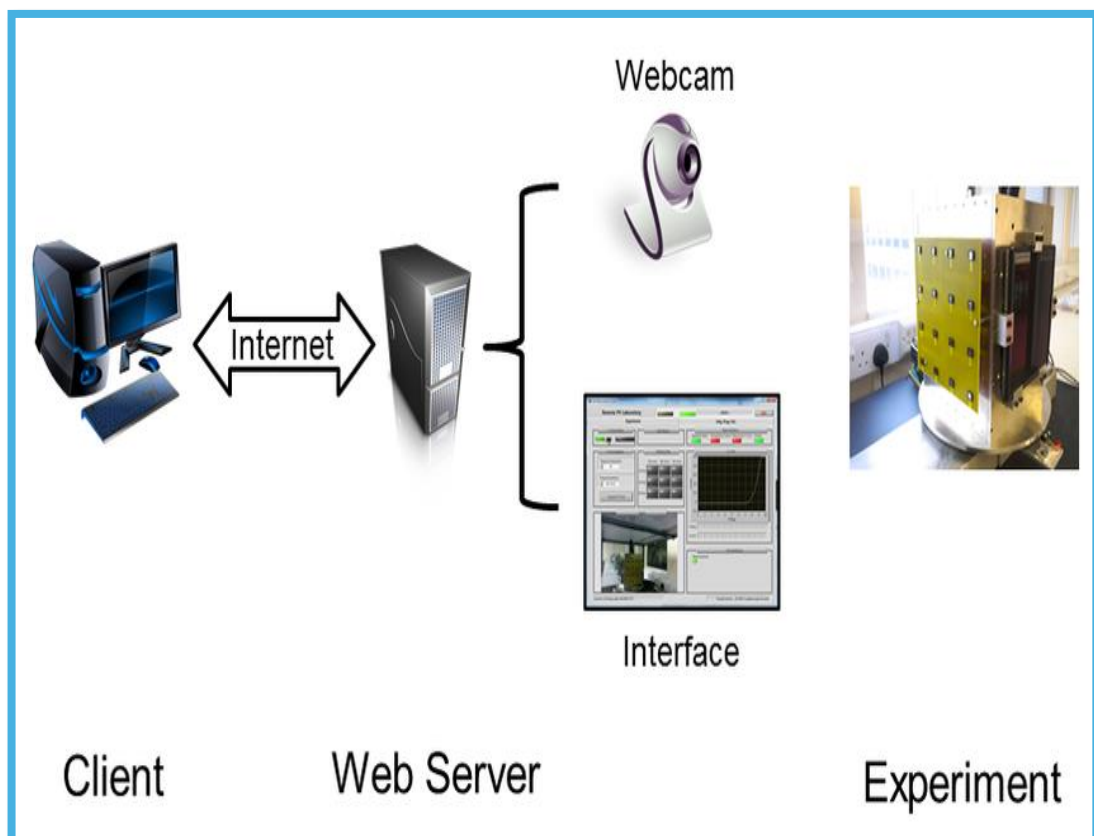
- **Configuración del hardware y software del laboratorio:** Asegurar que los dispositivos estén conectados a la red local y configurados para permitir accesos remotos además configurar el software como el VPN o el software específico del fabricante de manera que permita la interacción con los dispositivos.
- **Asignación de la IP:** Verificar que se encuentre asignada la dirección IP estática al dispositivo del laboratorio para facilitar el acceso remoto de manera que para el presente dispositivo la IP que se le asignó fue 192.168.137.1, además, configurar el router y el switch de la red para que permita el tráfico de entrada y salida necesaria para la conexión remota.
- **Acceso remoto:** Desde una ubicación remota, abrir la interfaz gráfica y utilizar la dirección IP del laboratorio para establecer una conexión, esto puede hacerse a través de un cliente VPN o software de acceso remoto.
- **Control y monitoreo:** Una vez conectados los usuarios pueden visualizar los dispositivos del laboratorio como si estuviera físicamente presente sin ningún tipo de retraso o demora en la transmisión consecutiva de imagen (Video).

### 3.3.3 Fase III: Verificar la técnica CS mediante laboratorios remotos

Para asegurar la efectividad y precisión de los algoritmos se procedió a realizar la transmisión de señales utilizando un número reducido de ancho de banda para luego reconstruir la señal utilizando la técnica de Compressed Sensing (CS) en los distintos laboratorios establecidos evaluando con ello la precisión y la eficiencia del método antes mencionado según investigaciones pasadas uno de los aspectos importante del método es que cuenta con la robustez frente a diferentes niveles de ruidos en los datos de entrada.

#### 3.3.1 Arquitectura de un laboratorio remoto

Se pretende aplicar el método de CS, con el fin de obtener los datos de transmisión de video e imagen de un laboratorio remoto como indica la **figura 15**. Estos laboratorios permitirán al usuario realizar prácticas como si estuviera en el lugar, para realizar este objetivo uno de los elementos indispensable es el internet, por consiguiente, el escenario de prueba que se eligió fue aquella que requiera de comunicación inalámbrica.



**Figura 13:** Arquitectura de Laboratorio Remoto  
**Fuente:** [15]

La técnica **Compressed Sensing** (CS) es una metodología en el campo de la adquisición de señales y la compresión de datos, que permite reconstruir señales esparcidas (sparse) a partir de un número mucho menor de muestras de las que se requieren por el teorema de Nyquist-Shannon [34]. Esta técnica se aplica en diversos campos como el procesamiento de imágenes, la tomografía computarizada, la resonancia magnética, entre otros.

**Equipo de laboratorio:** En los laboratorios remotos, las cámaras juegan un papel crucial al permitir la visualización en tiempo real de los experimentos y equipos de laboratorio lo que conlleva a describir las consideraciones generales:

- **Tipo de Cámara:** Se utilizan cámaras de alta resolución para proporcionar una visualización clara y detallada de los experimentos.
- **Configuración:** Las cámaras están estratégicamente posicionadas para capturar diferentes ángulos y vistas de los equipos y procesos experimentales.

**Servidor:** Sistema que permite la configuración, control y monitoreo de los experimentos disponibles también permite procesar datos en tiempo real y almacenamiento de los resultados en consecuencia protege la información transmitida entre los usuarios y el servidor de tal manera que se considera lo siguiente.

- **Codificación:** Las imágenes y videos capturados se codifican utilizando técnicas de comprensión de imagen.
- **Red:** Se emplean redes de alta velocidad para garantizar una transmisión fluida y sin retrasos perceptibles.

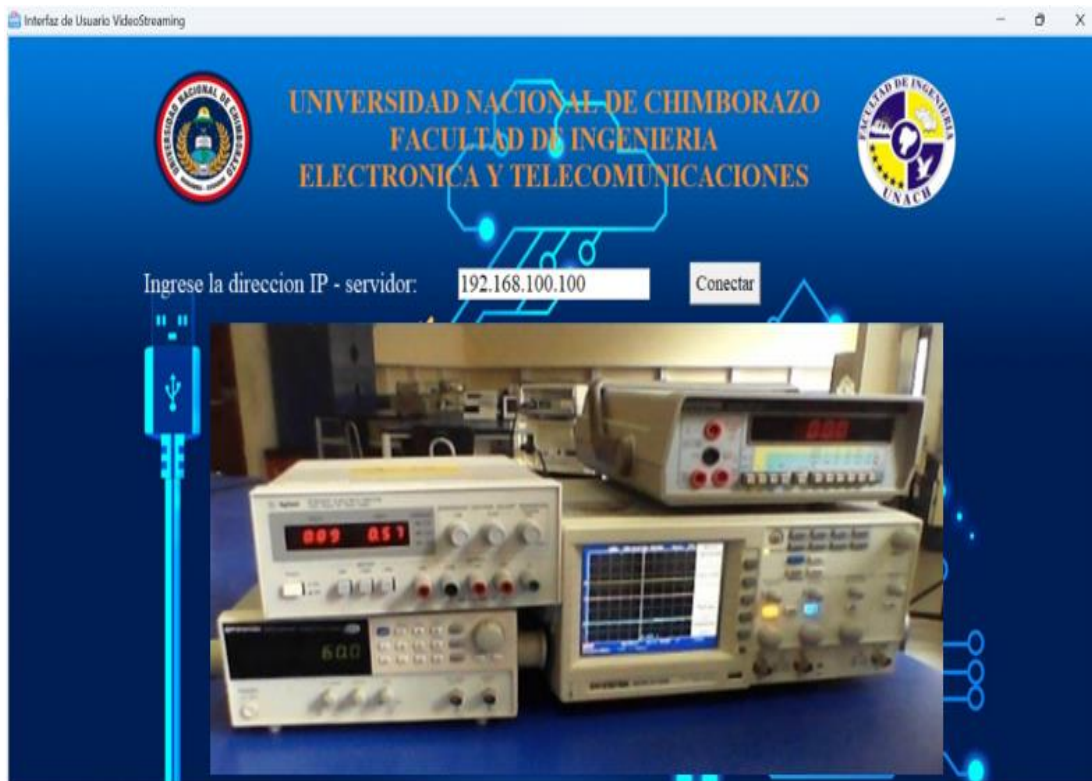
**Cliente:** El cliente tiene acceso a la interfaz web donde el usuario permita evaluar los experimentos en tiempo real a través de la IP descrita anteriormente.

- **Portal Web o Aplicación:** Los usuarios acceden a la visualización de las cámaras a través de un portal web o el móvil, que proporciona una interfaz gráfica para monitorear los experimentos.

### 3.3.2.1 Interfaz del usuario del laboratorio remoto

En la **figura 16.** indica la interfaz del usuario del laboratorio remoto el cual es de electrónica para evaluar diversos aspectos de la técnica durante la transmisión y procesamiento de datos,

después de haber evaluado la efectividad de Compressed Sensing en la transmisión de video se a obteniendo con ello la verificación del correcto funcionamiento de la técnica.



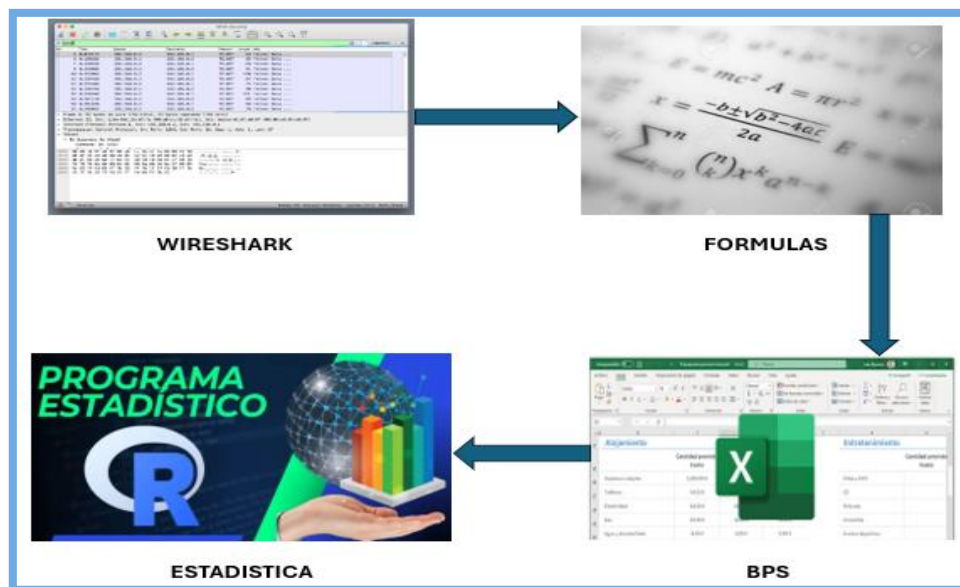
**Figura 14:** Interfaz del laboratorio remoto  
**Fuente:** Autor.

La interfaz del usuario de un laboratorio remoto es el medio por el cual los usuarios visualizan los equipos y los instrumentos disponibles en el laboratorio, dicha interfaz es intuitiva, funcional y segura, se encuentra realizada para garantizar una experiencia eficaz y satisfactoria. Debido a lo cual resaltan las siguientes características.

- **Diseño de la interfaz:** El diseño es totalmente intuitivo lo que implica que el usuario no tendrá ningún inconveniente, cabe mencionar que la interfaz se adapta a diferentes dispositivos y tamaño de pantallas.
- **Inicio de sesión:** El proceso para la inicialización de la interfaz es mediante la IP la cual se detalla en la **figura 12**.
- **Seguridad y Privacidad:** Asegura de que todas las comunicaciones y datos se transmitan de manera segura mediante la técnica de CS.

### 3.3.3.3 Evaluación del proceso del sistema

Para probar el funcionamiento del sistema fue necesario la intervención del software analizador de paquetes Wireshark el cual fue utilizado en el momento de usar la red de conexión. Obteniendo con ello 140 datos de los cuales 70 son con la implementación de la técnica mientras que las demás son sin la implementación de la técnica. En la **figura 17**. indica la toma de datos al momento de utilizar el programa Wireshark permite filtrar información las cuales mediante fórmulas matemáticas establecidas en dicho software permitió obtener en promedio el ancho de banda establecido con la técnica de estudio, luego de haber obtenido los datos correspondientes fue puesta a disposición en Microsoft Excel, Finalmente con ello poder realizar el análisis estadístico con el programa de SPSS por cual es factible el análisis de datos de investigación, monitoreando con ello el funcionamiento del método de investigación Compressed Sensing.



**Figura 15:** Proceso de datos  
**Fuente:** Autor

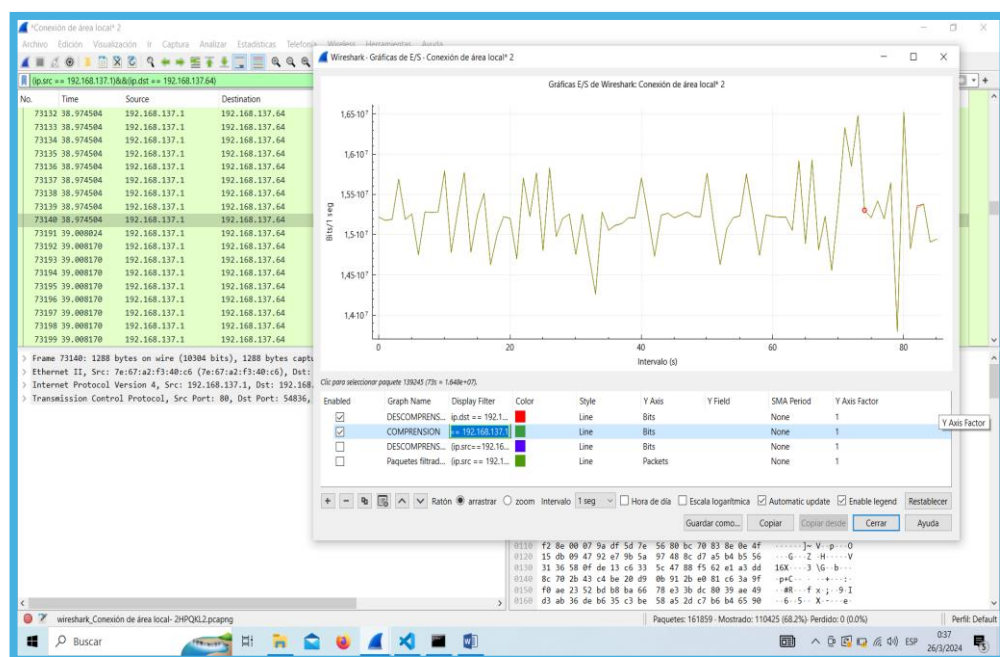
## 3.4 TECNICAS DE RECOLECCION DE DATOS

Para el presente tema de investigación la técnica de recolección de datos que fue utilizado es el experimental ya que a partir de ello se pretende realizar algún tipo de mejoramiento evaluando cuidadosamente a un fenómeno en particular el cual fue el comportamiento de los paquetes al realizar la técnica Compressed Sensing [35]. El proceso de adquisición de datos

se ajusta dinámicamente en función de las mediciones previas. Esto puede permitir una adquisición eficiente de datos, centrándose en las regiones de la transmisión de video e imagen que son más importantes o informativas. Para la recolección de datos fueron necesario los siguientes puntos de análisis.

### 3.4.1 Recolección de datos

Debido a que la recolección de datos es fundamental puesto que es información necesaria para realizar su debido análisis y dar una correcta interpretación al funcionamiento de la técnica CS, esto fue posible con la ayuda del software Wireshark el cual permite capturar paquetes en la transmisión constantes de imágenes (Video). En la **figura 18**. indica el funcionamiento de Wireshark en donde se evidencia la manera de captura los paquetes en el momento de utilizar la técnica y también sin el requerimiento de dicha técnica, una vez que fueron recolectado los datos respectivos en cada escenario, fue sometida a varias pruebas de laboratorio las cuales permitieron obtener información detallada del comportamiento del método de estudio, Con la ayuda del software estadístico el cual es SPSS.



**Figura 16:**Recolección de datos  
**Fuente:** Autor



### 3.5 POBLACION DE ESTUDIO

#### 3.5.1 Población

La población del presente tema de investigación está conformada por el número de paquetes que se capturará durante la transmisión de video tomando en cuenta como variables dependientes el ancho de banda utilizado al momento de realizar la prueba con la técnica de Compressed Sensing y a su vez también realizando la prueba respectiva sin la técnica antes mencionada, durante un lapso el cual será aplicada en ambas situaciones.

### 3.6 OPERACIONALIZACION DE LAS VARIALES

Tabla 2: Operacionalización de las variables

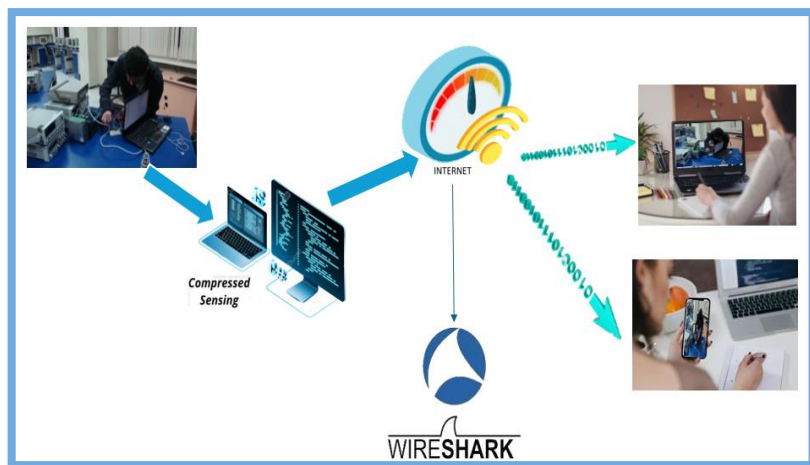
Variable		Concepto	Indicadores	Instrumento
DEPENDIENTE	Ancho de Banda	El ancho de banda hace referencia a la cantidad de que se puede transmitir en un periodo de tiempo expresado en unidades de bits por segundo (bps).	<ul style="list-style-type: none"> <li>BPS</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Computadora</li> <li>Wireshark</li> <li>Spss</li> </ul>
INDEPENDIENTE	Técnica	La técnica también conocida como muestreo comprimido permite reconstruir una señal o imagen a partir de un número muy reducido de muestra lo que es considerablemente menor que el requerido por los métodos tradicionales.	<ul style="list-style-type: none"> <li>TIPO               <ol style="list-style-type: none"> <li>Con Compressed Sensing.</li> <li>Sin Compressed Sensing</li> </ol> </li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>OBSERVACION</li> </ul>

### 3.7 METODOS DE ANALISIS Y PROCESAMIENTO DE DATOS

Como se describió con anterioridad las técnicas de investigación utilizadas fueron dos la experimentación y la revisión documental. En primer lugar, un experimento es un conjunto de diseños de investigación que utiliza manipulación y pruebas controladas para comprender los procesos causales. En el presente proyecto de investigación, esta técnica se utiliza para analizar la relación entre variables del ancho de banda establecidos en el momento de transmitir imagen y video. Por otra parte, la revisión bibliográfica tiene la finalidad principalmente, como una modalidad de trabajo académico para elaborar artículos científicos y trabajos de investigación.

#### 3.7.1 Esquemático de procesamiento de datos

Una vez concluido con la implementación de la técnica Compressed Sensing en la transmisión de imágenes, video para reducir el ancho de banda se procedió a realizar el respectivo análisis de su funcionamiento por el cual en primera instancia se procedió a obtener datos, como se indica en la **figura 19**. el cual indica el esquemático de procesamiento de datos. El cual indica la transmisión de video de un laboratorio y mediante el método de estudio establecido en el computador el usuario podrá visibilizar con la ayuda de la red. La intervención del software de análisis de datos Wireshark fue utilizado en el momento de usar la red de conexión.



**Figura 17:** Procesamiento de datos  
**Fuente:** Autor

## CAPÍTULO IV. RESULTADOS Y DISCUSIÓN.

La técnica de Compressed Sensing (CS) es una nueva modalidad de detección que comprime la señal que se adquiere por medio de una cámara de tal manera que una de las principales contribuciones es la adquisición de imágenes y video de alta calidad usando la cámara de bajo píxel, las señales pueden tener una representación escasa ya sea en el dominio original o en algún dominio de transformación. CS permite muestrear la señal a una velocidad muy por debajo de la frecuencia de muestreo de Nyquist. Además, el algoritmo de reconstrucción CS puede reconstruir fielmente la señal original a partir de pocas mediciones. Este hecho ha estimulado el interés de la investigación hacia el uso de la CS en varios campos en el transcurso del presente capítulos se procederá a revisar los resultados obtenidos.

### 4.1.1 Prueba de normalidad

La prueba de normalidad es una herramienta de estadística que se utiliza para comprobar si los datos de una muestra siguen una distribución normal (paramétricas) o no siguen una distribución normal (no paramétricas). Particularmente, en este proyecto se aplicó la prueba de normalidad de Kolmogórov-Smirnov a causa de que se obtuvo una cantidad mayor a 50 datos. Es importante mencionar que para obtener los datos se implementaron dos escenarios de transmisión de video: con Compressed Sensing y sin Compressed Sensing.

#### Planteamiento de hipótesis

**H0:** Los datos de ancho de banda siguen una distribución normal

**H1:** Los datos de ancho de banda no siguen una distribución normal

#### Estadístico de prueba:

Kolmogorov – Smirnov *si*  $n > 50$

Zona de rechazo:

*Si*  $p - \text{valor} < 0.05$ , *se rechaza*  $H_0$

*Si*  $p - \text{valor} \geq 0.05$ , *se acepta*  $H_0$

Como se puede observar en la **Tabla 3**, la prueba de normalidad que el P-valor (sig.) en ambos grupos tienen un valor menor a 0.05, por lo tanto, se aplica la prueba de hipótesis no paramétrica

**Tabla 3:** Prueba de Normalidad

		Kolmogorov-Smirnov <sup>a</sup>		
Técnica		Estadístico	gl	Sig.
bps	sin técnica	,178	70	,000
	con técnica	,228	70	,000

#### 4.1.2 Análisis de la técnica

Debido a que las muestras son independientes (valoración del ancho de banda con técnica/valoración del ancho de banda sin técnica) y que no es posible recurrir a pruebas paramétricas ya que las variables de estudio no cumplen los criterios de pertenencia a una distribución normal, se aplicó una prueba de hipótesis no paramétrica para dos muestras independientes.

#### 4.1.3 Prueba de Mann-whitney

Planteamiento de hipótesis:

**H<sub>0</sub>:** Las distribuciones del ancho de banda con y sin la técnica compressed sensing son iguales.

**H<sub>a</sub>:** Las distribuciones del ancho de banda con y sin la técnica compressed sensing son diferentes

La **tabla 4.** muestra los resultados de la prueba de Mann-Whitney donde se puede observar p-valor es menor a 0.05, por lo tanto, se rechaza la hipótesis nula y se acepta la hipótesis alternativa es decir el ancho de banda es diferente con cada técnica.

**Tabla 4:** Prueba de Mann-Whitney

	bps
U de Mann-Whitney	,000
W de Wilcoxon	2485,000
Z	-10,238
Sig. asintótica (bilateral)	,000

#### 4.1.4 Tabla de estadística descriptiva

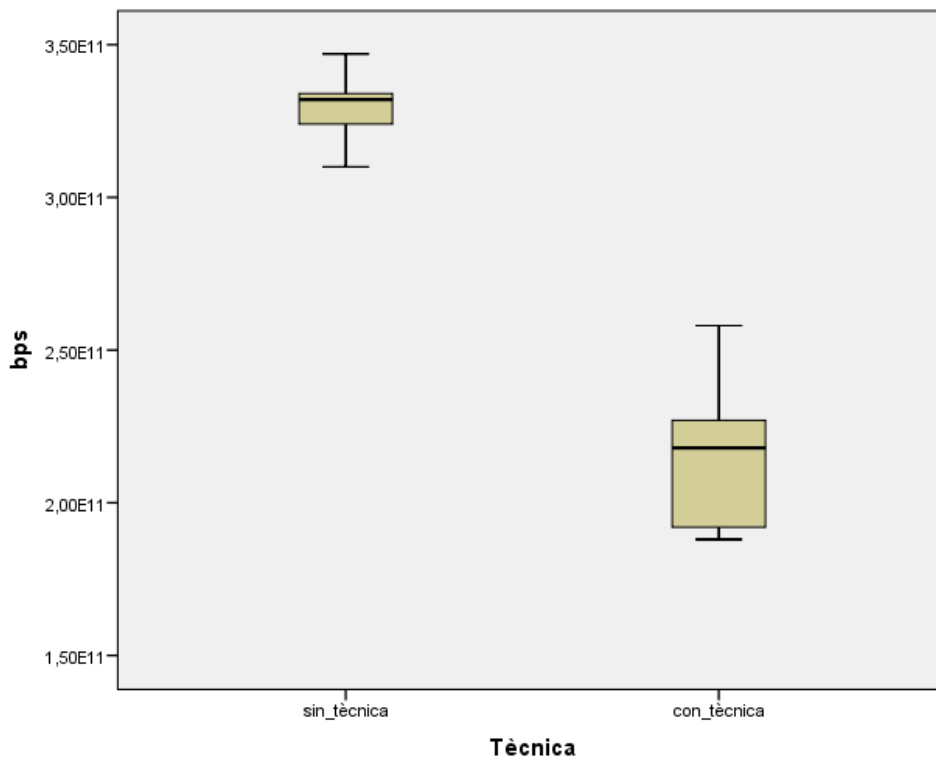
En la **tabla 5** se puede observar la estadística descriptiva obtenida en cada uno de los casos de transmisión de video e imagen en tiempo real. Esta reafirma el resultado anterior evidenciando que el promedio de ancho de banda con la técnica CS es menor que sin ella.

**Tabla 5:** Tabla estadística descriptiva

Descriptivos					
	Técnica		Estadístico	Error estándar	
bps	sin técnica	Media	3,2961E+11	1024602706,85347	
		95% de intervalo de confianza para la media	Límite inferior: 3,2757E+11 Límite superior: 3,3165E+11		
		Media recortada al 5%	3,2968E+11		
		Mediana	3,3200E+11		
		Varianza	7349E+19		
		Desviación estándar	8572441279,02908		
		Mínimo	3,10E+11		
		Máximo	3,47E+11		
		Rango	37000000000,00		
		Rango intercuartil	10500000000,00		
		Asimetría	-,357	,287	
		Curtosis	-,323	,566	
		con técnica	Media	2,1361E+11	2079705033,34777
		95% de intervalo de confianza para la media	Límite inferior: 2,0946E+11 Límite superior: 2,1773E+11		
		Media recortada al 5%	2,1279E+11		
	Mediana	2,1800E+11			
	Varianza	3,028+E20			
	Desviación estándar	17400060683,83792			
	Mínimo	1,88E+11			
	Máximo	2,58E+11			
Rango	70000000000,00				
Rango intercuartil	35000000000,00				
Asimetría	,174	,287			
Curtosis	-,518	,566			

### 4.1.5 Diagrama de cajas

En la **figura 20**, indica el diagrama de cajas las cuales permiten evaluar el comportamiento de los datos obtenidos. Se puede observar que sin técnica de CS los datos son más concentrados y menos dispersos obtenidos una mediana de  $3.2961 \times 10^{11}$  los bigotes se extienden desde aproximadamente  $3.10 \times 10^{11}$  hasta  $3.47 \times 10^{11}$ . De acuerdo con a los datos son más dispersos, indicando una mayor variabilidad en los rendimientos al momento aplicar la técnica de CS, la caja se extiende aproximadamente desde  $1.88 \times 10^{11}$  hasta  $2.58 \times 10^{11}$ . Obteniendo una mediana de  $2.1361 \times 10^{11}$  indicando que es menor que el grupo “Sin\_Tecnica” lo que sugiere que la técnica de compresión reduce el volumen de datos transmitidos por segundo, pero podría estar mejorando la eficiencia general del sistema al reducir redundancias y optimizar el uso del ancho de banda. Este análisis indica que, aunque la transmisión de datos es más limitada en términos de volumen, la aplicación de Compressed Sensing puede ser más beneficiosa en escenarios donde la eficiencia y la optimización de recursos son cruciales.



**Figura 18:** Diagrama de cajas proporcionada por spss

**Fuente:** Autor.

## **CAPÍTULO V. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES**

### **5.1 CONCLUSIONES**

- La metodología de Compressed Sensing permite recuperar señales esparzas a partir de un número reducido de mediciones. La clave está en la esparidad de la señal, la incoherencia de la matriz de medición y la efectividad del algoritmo de reconstrucción. Esta técnica es aplicable en numerosos campos donde la adquisición de datos es costosa o limitada.
- La técnica Compressed Sensing (CS) fue utilizada debido a que proporciona una menor complejidad computacional, un menor consumo de energía y una mayor eficiencia de compresión en el codificador. La técnica CS puede realizar simultáneamente muestreo y compresión en el lado del codificador, y la señal original se puede reconstruir exactamente en el lado del decodificador utilizando muy pocas muestras obtenidas en el lado del codificador.
- La base teórica de CS se apoya en conceptos de teoría de la información y teoría de la optimización, proporcionando garantías matemáticas sobre la exactitud y estabilidad de la reconstrucción de señales bajo ciertas condiciones.

### **5.2 RECOMENDACIONES**

- Es recomendable usar el método de Compressed Sensing para un sistema de monitoreo con ello poder evaluar el rendimiento del método y realizar ajustes necesarios en tiempo real, asegurando de esta manera fiabilidad y precisión del proceso de adquisición de video e imagen.
- Se recomienda implementar y optimizar algoritmos de reconstrucción más robustos, como L1-minimization, Matching Pursuit, y Basis Pursuit. La selección del algoritmo debe considerar el tipo de señal y el entorno de aplicación para lograr un balance entre precisión y tiempo de procesamiento.
- Es recomendable evaluar el costo-beneficio de implementar CS en comparación con métodos tradicionales. Considerar factores como la reducción en el tiempo de adquisición de datos, ahorro en almacenamiento y procesamiento, y mejoras en la calidad de las señales en el momento de transmitir imagen o video.

- Utilizar hardware y software que soporten CS, especialmente en aplicaciones que requieren adquisición rápida y procesamiento eficiente. Esto incluye cámaras de imagen comprimida y sensores especializados que implementen CS a nivel de hardware.



## BIBLIOGRAFÍA VI

- [1] A. G. Numerik and / Optimierung, “Introduction to Compressed Sensing.”
- [2] M. Rani, S. B. Dhok, and R. B. Deshmukh, “A Systematic Review of Compressive Sensing: Concepts, Implementations and Applications,” *IEEE Access*, vol. 6, pp. 4875–4894, 2018, doi: 10.1109/ACCESS.2018.2793851.
- [3] M. VIDAL, “La educación del futuro. Desde 2020 al 2050,” MARCVIDAL. [Online]. Available: <https://www.marcvidal.net/blog/2019/5/29/la-educacion-futuro-2020-2050>
- [4] Santander Universidades, “Aplicación de las TICs en la educación: las nuevas tecnologías, tus mayores aliadas,” Santander. [Online]. Available: <https://www.santanderopenacademy.com/es/blog/tics-en-la-educacion.html>
- [5] N. Zhang and Y. Liu, “Design and implementation of virtual laboratories for higher education sustainability: a case study of Nankai University,” *Front. Educ.*, vol. 8, no. January, pp. 2011–2020, 2023, doi: 10.3389/feduc.2023.1322263.
- [6] R. Zamora Musa, “Laboratorios Remotos: Actualidad y Tendencias Futuras,” *Sci. Tech. Año XVII*, vol. 51, no. 51, pp. 113–118, 2012.
- [7] J. M. P. David Donoho, “Sparse MRI: The application of compressed sensing for rapid MR imaging,” [onlinelibrary.wiley](http://onlinelibrary.wiley.com).
- [8] U. y B. M. Unesco, “Cómo mejorar la calidad de la educación,” Profuturo. Accessed: Oct. 14, 2024. [Online]. Available: <https://profuturo.education/observatorio/enfoques/como-mejorar-la-calidad-de-la-educacion/>
- [9] Matias Jara, “Emergencia educativa: el cierre de aulas devastó el aprendizaje en América Latina,” Ojo publico. Accessed: Jul. 17, 2023. [Online]. Available: <https://ojo-publico.com/latinoamerica/el-cierre-aulas-devasto-el-aprendizaje-america-latina>
- [10] S. I. Alejandro López-Ortiz, O. Fernando Balseca-Sampedro III, E. I. Berenice Bravo-López, and P. V Estefanía Pino-Pilco, “Diseño y evaluación de un laboratorio remoto para la enseñanza de diseño de circuitos electrohidráulicos Ciencias Técnicas y Aplicadas Artículo de investigación Diseño y evaluación de un laboratorio remoto para la enseñanza de diseño de circuitos electroh,” vol. 6, pp. 399–424, 2020, [Online]. Available: <http://dominiodelasciencias.com/ojs/index.php/es/index>
- [11] Veronica Carrera(UTPL), “Una nueva herramienta al alcance de los estudiantes de la MAD,” UTPL. [Online]. Available: <https://noticias.utpl.edu.ec/una-nueva-herramienta-al-alcance-de-los-estudiantes-de-la-mad>
- [12] M. A. Rahman and M. Hamada, “Lossless image compression techniques: A state-of-the-art survey,” *Symmetry (Basel)*, vol. 11, no. 10, pp. 1–22, 2019, doi: 10.3390/sym11101274.
- [13] L. Wang, K. Lu, and P. Liu, “Compressed sensing of a remote sensing image based on the priors of the reference image,” *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, vol. 12, no. 4, pp. 736–740, 2015, doi: 10.1109/LGRS.2014.2360457.

- [14] C. Narmatha, P. Manimegalai, and S. Manimurugan, “A LS-compression scheme for grayscale images using pixel based technique,” *IEEE Int. Conf. Innov. Green Energy Healthc. Technol. - 2017, IGEHT 2017*, pp. 1–5, 2017, doi: 10.1109/IGEHT.2017.8093980.
- [15] B. Wen, S. Ravishankar, L. Pfister, and Y. Bresler, “Transform Learning for Magnetic Resonance Image Reconstruction: From Model-Based Learning to Building Neural Networks,” *IEEE Signal Process. Mag.*, vol. 37, no. 1, pp. 41–53, 2020, doi: 10.1109/MSP.2019.2951469.
- [16] Y. V. Parkale and S. L. Nalbalwar, “Compressed Sensing (CS) for musical signal processing based on structured class of sensing matrices,” *Proc. 2016 IEEE Int. Conf. Wirel. Commun. Signal Process. Networking, WiSPNET 2016*, no. 1, pp. 2150–2155, 2016, doi: 10.1109/WiSPNET.2016.7566523.
- [17] G. Arya, W. F. Li, C. Roques-Carmes, M. Soljačić, S. G. Johnson, and Z. Lin, “End-to-End Optimization of Metasurfaces for Imaging with Compressed Sensing,” *ACS Photonics*, vol. 11, no. 5, pp. 2077–2087, 2024, doi: 10.1021/acsphotonics.4c00259.
- [18] C. F. Caiafa and A. Cichocki, “Multidimensional compressed sensing and their applications,” *Wiley Interdiscip. Rev. Data Min. Knowl. Discov.*, vol. 3, no. 6, pp. 355–380, 2013, doi: 10.1002/widm.1108.
- [19] H. Hu, X. Zhao, S. Chen, and T. Huang, “An Improved SAMP Algorithm for Sparse Channel Estimation in OFDM System,” *Sensors*, vol. 23, no. 15, pp. 1–14, 2023, doi: 10.3390/s23156668.
- [20] M. R. Kibby, *The Data Compression Book 2nd edition*, vol. 2, no. 3. 1986. doi: 10.1093/bioinformatics/2.3.151.
- [21] khan Academy, “La necesidad de compresión,” khan Academy. [Online]. Available: <https://es.khanacademy.org/computing/ap-computer-science-principles/x2d2f703b37b450a3:digital-information/x2d2f703b37b450a3:lossless-data-compression/a/file-compression-introduction>
- [22] B. Lal, R. Gravina, F. Spagnolo, and P. Corsonello, “Compressed Sensing Approach for Physiological Signals: A Review,” *IEEE Sens. J.*, vol. 23, no. 6, pp. 5513–5534, 2023, doi: 10.1109/JSEN.2023.3243390.
- [23] E. C. Received, “About Emmanuel’s Work,” MacArthur. [Online]. Available: <https://www.macfound.org/fellows/class-of-2017/emmanuel-cands>
- [24] T. Lauwers, G. Kantor, and R. Hollis, “Compressed Sensing Makes Every Pixel Count,” *Springer Tracts Adv. Robot.*, vol. 28, no. July, pp. 114–127, 2007, doi: 10.1007/978-3-540-48113-3\_30.
- [25] J. J. Benedetto, D. Cochran, and C. Heil, “Compressed Sensing and Its Applications,” 2017.
- [26] M. A. García Román and G. Mendoza, “Proceso de investigación en universidades venezolanas: dificultades y posibles soluciones,” *Telos Rev. Estud. Interdiscip. en Ciencias Soc.*, vol. 25, no. 1, pp. 71–88, 2023, doi: 10.36390/telos251.06.
- [27] C. J. Herrera Castrillo, “Interdisciplinariedad a través de la Investigación en Matemática y Física,” *Rev. Chil. Educ. Matemática*, vol. 15, no. 1, pp. 31–45, 2023, doi: 10.46219/rechiem.v15i1.126.

- [28] Administrador, “2 Introducción a la teoría del Compressive Sensing,” 2021.
- [29] T. T. Do, Y. Chen, D. T. Nguyen, N. Nguyen, L. Gan, and T. D. Tran, “Department of Electrical and Computer Engineering The Johns Hopkins University School of Engineering and Design,” *Architecture*, pp. 1393–1396, 2009.
- [30] E. J. Candes and M. B. Wakin, “An Introduction To Compressive Sampling,” *IEEE Signal Process. Mag.*, vol. 25, no. 2, pp. 21–30, 2008, doi: 10.1109/msp.2007.914731.
- [31] S. Howard, J. Esslinger, R. H. W. Wang, P. Norreys, and A. Döpp, “Hyperspectral compressive wavefront sensing,” *High Power Laser Sci. Eng.*, vol. 11, pp. 1–7, 2023, doi: 10.1017/hpl.2022.35.
- [32] J. Song, B. Chen, and J. Zhang, “Deep Memory-Augmented Proximal Unrolling Network for Compressive Sensing,” *Int. J. Comput. Vis.*, vol. 131, no. 6, pp. 1477–1496, 2023, doi: 10.1007/s11263-023-01765-2.
- [33] J. L. Arias Gonzales, *Diseño y metodología de la investigación*, no. June. 2021. [Online]. Available: <https://www.researchgate.net/publication/352157132>
- [34] N. Dwork, J. W. Gordon, and E. K. Englund, “Accelerated parallel magnetic resonance imaging with compressed sensing using structured sparsity,” vol. 11, no. 3, pp. 1–9, 2024, doi: 10.1117/1.JMI.11.3.033504.
- [35] S. Qaisar, R. M. Bilal, W. Iqbal, M. Naureen, and S. Lee, “Compressive sensing: From theory to applications, a survey,” *Journal of Communications and Networks*, vol. 15, no. 5, pp. 443–456, 2013. doi: 10.1109/JCN.2013.000083.

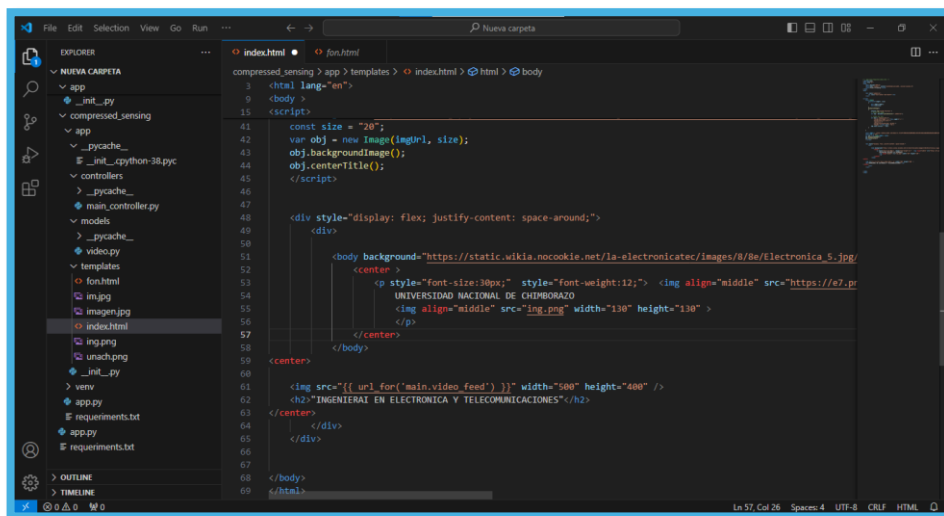
# ANEXOS

## 7.1 Anexo 1: Ubicación del programa

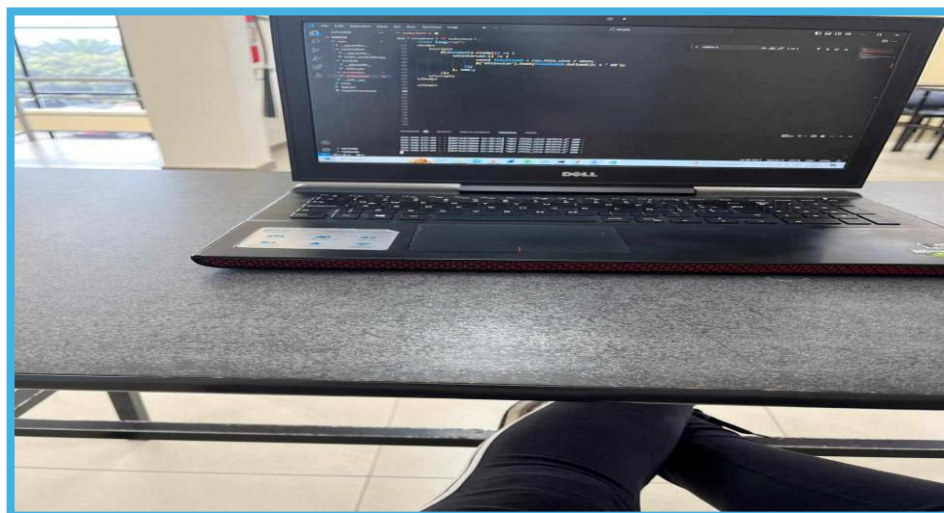
Link de ubicación:

<https://onedrive.live.com/?authkey=%21AL4EH%5FVWuxpMnDE&id=AF784FBE9F667951%2117893&cid=AF784FBE9F667951>

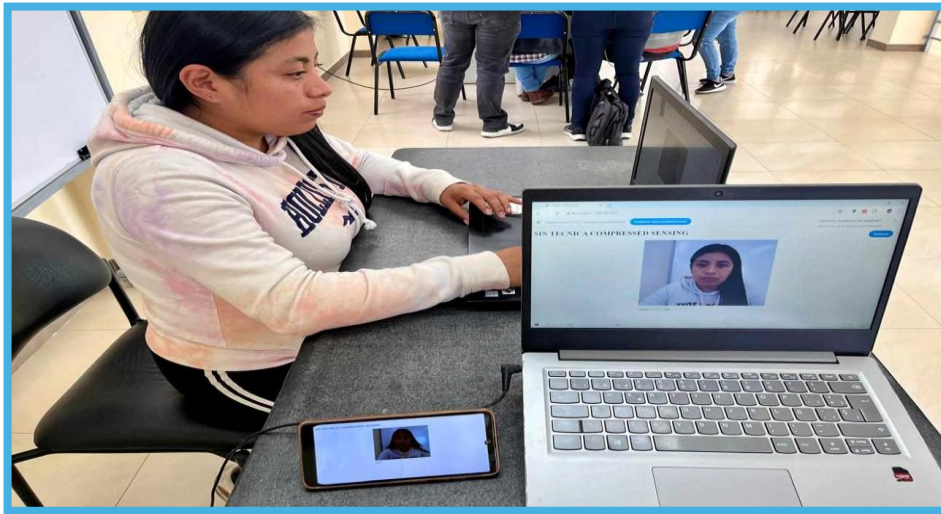
Imágenes de la programación:



```
compressed_sensing > app > templates > index.html > html > body
3 <html lang="en">
4 <body>
15 <script>
41   const size = "20";
42   var obj = new Image(imgUrl, size);
43   obj.backgroundImage();
44   obj.centerTitle();
45 </script>
46
47 <div style="display: flex; justify-content: space-around;">
48   <div>
49     <img alt="Logo" data-bbox="340 410 410 480" />
50   </div>
51   <div>
52     <center>
53       <p style="font-size:30px; style="font-weight:12;"> 
56       </p>
57     </center>
58   </div>
59 </div>
60
61 
62 <h2>INGENIERIA EN ELECTRONICA Y TELECOMUNICACIONES</h2>
63 </center>
64 </div>
65 </div>
66
67 </body>
68 </html>
```



## 7.2 Anexo 2: Sucesión de pruebas Resultados sin la técnica



Autoguardado • sin\_compen... • Guardado en Este PC • Buscar • Mario Ruben Yunquelema Curicama MR

Archivo Inicio Insertar Disposición de página Fórmulas Datos Revisar Vista Automatizar Ayuda

Calibre 11 Fuente General Formato condicional Insertar Opciones Buscar y seleccionar Complementos Analizar datos

Portapapeles Fuente Alineación Número Estilos Celdas Edición Complementos

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P
58		2,44E+11	2,44E+11													
59	56	2,43E+11	2,43E+11													
60	57	2,43E+11	2,43E+11													
61	58	2,43E+11	2,43E+11													
62	59	2,43E+11	2,43E+11													
63	60	2,42E+11	2,42E+11													
64	61	2,43E+11	2,43E+11													
65	62	2,42E+11	2,42E+11													
66	63	2,41E+11	2,41E+11													
67	64	2,41E+11	2,41E+11													
68	65	2,41E+11	2,41E+11													
69	66	2,38E+11	2,38E+11													
70	67	2,43E+11	2,43E+11													
71	68	2,29E+11	2,29E+11													
72	69	2,37E+11	2,37E+11													
73	70	2,36E+11	2,36E+11													
74	71	2,35E+11	2,35E+11													
75	72	2,35E+11	2,35E+11													
76	73	2,37E+11	2,37E+11													
77	74	2,37E+11	2,37E+11													
78	75	2,37E+11	2,37E+11													
79	76	2,38E+10	2,38E+11													
80	77	2,42E+11	2,42E+11													

Hoja1

Conexión de área local 2

Wireshark - Propiedades de archivo de captura - Conexión de área local 2

Archivo Edición Visualización Herramientas

192.168.100.157/86 (ip.addr)

Nombre: C:\Users\user\AppData\Local\Temp\Wireshark\_Conexión de área local-2E0DC52.pcapng  
 Longitud: 360 MB  
 Hash SHA256: 7ee7248e10f9a82b7c0485634e5c5d2b293ca31318e1f0c93ebfb3bb03159  
 Hash SHA1: 86f9181ef462a3a303eb9e9299320e070a7d  
 Formato: Wireshark...pcapng  
 Encapsulado: Ethernet

Intervalo  
 Primer paquete: 2024-08-15 22:08:35  
 Último paquete: 2024-08-15 22:10:19  
 Transcurrido: 00:01:44

Captura  
 Hardware: Intel(R) Core(TM) i7-7700HQ CPU @ 2.80GHz (with SSE4.2)  
 SO: 64-bit Windows 10 (22H2), build 19045  
 Aplicación: Dumpcap (Wireshark) 4.2.3 (v4.2.3-0-g415d731416c)

Interfaz	Paquetes perdidos	Estado de captura	Tipo de enlace	Packet size limit (captured)
Conexión de área local 2	0 (0.0%)	ninguno	Ethernet	262144 bytes

Estadísticas

Métrica	Catchado	Mostrado	Mostrado
Paquetes	333649	230870 (69.2%)	—
Espacio de tiempo, s	104.010	104.010	—
Promedio pps	2307.9	2218.7	—
Promedio de tamaño de paquete, B	1047	1458	—
Bytes	349203291	343612854 (98.4%)	0
Promedio de bytes/s	3337.4	3303.6	—
Promedio de bits/s	26.5 M	26.6 M	—

Comentarios de archivo de captura

Actualizar Guardar comentarios Cerrar Copiar al portapapeles Ayuda

Wireshark\_Conexión de área local: 0.0 (0.0%) 2211 15/8/2024

# Resultados con la técnica



Autoguardado Guardado en Este PC Buscar Mario Ruben Yuzilema Curicama

Archivo Inicio Insertar Disposición de página Fórmulas Datos Revisar Vista Automatzar Ayuda

Calibri 11 A<sup>+</sup> Fuente Alineación Número Estilos

Formato condicional Dar formato como tabla Estilos de celda Insertar Eliminar Formato Ordenar y filtrar Buscar y seleccionar Complementos Analizar datos

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P
46	44	2,00E+11	2,00E+11													
47	45	2,58E+11	2,58E+11													
48	46	1,08E+11	1,08E+11													
49	47	3,35E+11	3,35E+11													
50	48	2,64E+11	2,64E+11													
51	49	2,10E+11	2,10E+11													
52	50	1,66E+11	1,66E+11													
53	51	2,47E+11	2,47E+11													
54	52	2,24E+11	2,24E+11													
55	53	2,19E+11	2,19E+11													
56	54	2,28E+11	2,28E+11													
57	55	2,34E+11	2,34E+11													
58	56	1,87E+11	1,87E+11													
59	57	1,70E+11	1,70E+11													
60	58	1,49E+11	1,49E+11													
61	59	1,10E+11	1,10E+11													
62	60	767765	767469													
63	61	1,99E+11	1,97E+11													
64	62	1,76E+11	1,76E+11													
65	63	1,56E+11	1,56E+11													
66	64	2,69E+11	2,69E+11													
67	65	2,18E+10	2,18E+10													

Hojas: Hoja1

100%

Detalles

**Intervalo**

Primer paquete: 2024-08-28 01:27:06  
 Último paquete: 2024-08-28 01:28:36  
 Transcurrido: 00:01:29

**Captura**

Hardware: AMD Ryzen 5 3500U with Radeon Vega Mobile Gfx (with SSE4.2)  
 SO: 64-bit Windows 11 (23H2), build 22631  
 Aplicación: Dumpcap (Wireshark) 4.2.3 (v4.2.3-0-ga15d7331476c)

**Interfaces**

Interfaz	Paquetes perdidos	Filtro de captura	Tipo de enlace	Packet size limit (snaplen)
Conexión de área local* 10	0 (0.0%)	ninguno	Ethernet	262144 bytes

**Estadísticas**

Medida	Capturado	Mostrado	Marcado
Paquetes	145637	131390 (90.2%)	—
Espacio de tiempo, s	89.420	88.985	—
Promedio pps	1628.7	1476.5	—
Promedio de tamaño de paquete, B	1373	1514	—
Bytes	200006809	198902660 (99.4%)	0
Promedio de bytes/s	2236 k	2235 k	—
Promedio de bits/s	17 M	17 M	—

Comentarios de archivo de captura

### 7.3 Anexo 3: Tabla de datos Obtenidos

**Tabla 6:** Datos de los resultados obtenidos

N <sup>o</sup>	Sin técnica Compressed sensing		Con técnica Compressed sensing	
	OMPRESION	DESCOMPRESION	COMPRESION	DESCOMPRESION
1	2,92E+11	2,92E+11	1,91E+11	1,91E+11
2	2,59E+11	2,59E+11	2,09E+11	2,09E+11
3	3,13E+11	3,13E+11	2,62E+10	2,62E+10
4	3,32E+11	3,32E+11	1,98E+11	1,98E+11
5	3,32E+11	3,32E+11	1,91E+11	1,91E+11
6	3,35E+10	3,35E+10	1,92E+11	1,92E+11
7	3,24E+11	3,24E+11	1,91E+11	1,91E+11
8	3,52E+11	3,52E+11	1,91E+11	1,91E+11
9	3,19E+11	3,19E+11	1,91E+11	1,91E+11
10	3,32E+11	3,32E+11	2,20E+11	2,20E+11
11	3,32E+11	3,32E+11	2,58E+11	2,58E+11
12	3,39E+11	3,39E+11	1,92E+11	1,92E+11
13	3,28E+11	3,28E+11	1,92E+11	1,92E+11
14	3,33E+11	3,33E+11	1,92E+11	1,92E+11
15	3,32E+11	3,32E+11	1,91E+11	1,91E+11
16	3,45E+11	3,45E+11	1,92E+11	1,92E+11
17	3,33E+11	3,33E+11	1,90E+11	1,90E+11
18	3,31E+11	3,31E+11	1,91E+11	1,91E+11
19	3,24E+11	3,24E+11	1,94E+11	1,94E+11
20	3,32E+11	3,32E+11	1,88E+11	1,88E+11
21	3,34E+10	3,34E+10	1,97E+11	1,97E+11
22	3,35E+11	3,35E+11	2,51E+11	2,51E+11
23	3,33E+11	3,33E+11	2,20E+11	2,20E+11
24	3,44E+11	3,44E+11	1,91E+11	1,91E+11
25	3,22E+11	3,22E+11	1,91E+11	1,91E+11
26	3,34E+11	3,34E+11	1,91E+11	1,91E+11
27	3,32E+11	3,32E+11	1,91E+11	1,91E+11
28	3,33E+11	3,33E+11	2,60E+11	2,60E+11
29	3,34E+11	3,34E+11	2,18E+11	2,18E+11
30	3,35E+11	3,35E+11	2,59E+11	2,59E+11
31	3,23E+11	3,23E+11	2,86E+10	2,86E+10
32	3,45E+10	3,45E+10	1,09E+11	1,09E+11
33	3,43E+11	3,43E+11	2,18E+11	2,18E+11
34	3,19E+11	3,19E+11	2,18E+11	2,18E+11
35	3,20E+11	3,20E+11	2,18E+11	2,18E+11
36	3,10E+11	3,10E+11	1,09E+11	1,09E+11
37	3,15E+11	3,15E+11	2,18E+11	2,18E+11

38	3,32E+10	3,32E+10	3,27E+10	3,27E+10
39	3,14E+11	3,14E+11	1,09E+11	1,09E+11
40	3,45E+11	3,45E+11	2,18E+11	2,18E+11
41	3,32E+11	3,32E+11	2,18E+11	2,18E+11
42	3,37E+10	3,37E+10	2,18E+11	2,18E+11
43	3,37E+11	3,37E+11	2,18E+11	2,18E+11
44	3,39E+11	3,39E+11	2,18E+11	2,18E+11
45	3,14E+11	3,14E+11	2,18E+11	2,18E+11
46	3,47E+11	3,47E+11	2,18E+11	2,18E+11
47	3,17E+11	3,17E+11	1,09E+11	1,09E+11
48	3,32E+11	3,32E+11	2,73E+11	2,73E+11
49	3,36E+11	3,36E+11	2,72E+11	2,72E+11
50	3,35E+11	3,35E+11	1,09E+11	1,09E+11
51	3,34E+11	3,34E+11	2,18E+11	2,18E+11
52	3,33E+11	3,33E+11	2,18E+11	2,18E+11
53	3,23E+11	3,23E+11	2,18E+11	2,18E+11
54	3,53E+11	3,53E+11	1,09E+11	1,09E+11
55	3,16E+11	3,16E+11	2,27E+10	2,27E+10
56	3,28E+11	3,28E+11	2,09E+11	2,09E+11
57	3,32E+11	3,32E+11	2,18E+11	2,18E+11
58	3,29E+11	3,29E+11	1,09E+11	1,09E+11
59	3,29E+11	3,29E+11	2,18E+11	2,18E+11
60	3,27E+11	3,27E+11	2,18E+11	2,18E+11
61	3,26E+11	3,26E+11	2,18E+11	2,18E+11
62	3,39E+11	3,39E+11	2,18E+11	2,18E+11
63	3,06E+11	3,06E+11	1,09E+11	1,09E+11
64	3,41E+11	3,41E+11	2,18E+11	2,18E+11
65	3,31E+11	3,31E+11	2,30E+11	2,30E+11
66	3,31E+10	3,31E+10	2,06E+11	2,06E+11
67	3,31E+11	3,31E+11	1,99E+11	1,99E+11
68	3,32E+11	3,32E+11	2,37E+11	2,37E+11
69	3,31E+11	3,31E+11	2,18E+11	2,18E+11
70	3,31E+11	3,31E+11	1,09E+11	1,09E+11