



UNIVERSIDAD TECNICA
FEDERICO SANTA MARIA



DEPARTAMENTO DE
ELECTRONICA

“IMPLEMENTACIÓN DE SENSOR BRILLOUIN DISTRIBUIDO EN FIBRA ÓPTICA CON COMPRESSED SENSING”

Memoria de titulación para optar al título de
Ingeniero Civil Electrónico

Valparaiso, 11 de Octubre 2025

Autor:

Felipe Díaz Otárola

Profesor Guía:

Marcelo Soto Hernández

Profesor Correferente:

Ricardo Olivares Véliz



CONSTANCIA DE VALIDACIÓN Y CONFIDENCIALIDAD DE MONOGRAFÍA A REPOSITORIO ACADÉMICO

1.- IDENTIFICACIÓN DEL TRABAJO ACADÉMICO

Tipo de monografía (marcar una opción): Memoria o trabajo de título Tesis de Postgrado

Título del trabajo: IMPLEMENTACIÓN DE SENSOR BRILLOUIN DISTRIBUIDO EN FIBRA ÓPTICA CON COMPRESSED SENSING _____

Nombre del candidato(a): Felipe Ignacio Díaz Otárola _____

Carrera / Grado: Ingeniería Civil Electronica _____

Campus: __Casa Central Valparaíso__ **Departamento:** _Electrónica_____

2.- VALIDACIÓN DEL PROFESOR GUÍA/DIRECTOR DE TESIS

Yo, Marcelo Soto, en mi calidad de profesor(a) guía/director(a) del trabajo académico mencionado anteriormente **DEJO CONSTANCIA** que:

- He revisado esta versión del documento y corresponde a la versión final aprobada del trabajo.
- El trabajo cumple con los requisitos académicos y de formato establecidos por la institución.

3.- EVALUACIÓN DE CONFIDENCIALIDAD POR PROPIEDAD INDUSTRIAL (marcar una opción)

El trabajo **NO contiene** información que amerite confidencialidad y puede ser publicado de inmediato en repositorio con acceso abierto.

El trabajo **CONTIENE** información con potenciales implicancias de propiedad industrial o intelectual y requiere un periodo de confidencialidad (**embargo**) por (**marcar una opción**):

6 meses 12 meses 2 años 3 años 5 años 10 años

Fundamentación de la necesidad de confidencialidad (obligatorio si se solicita embargo):

4.- FIRMAS

Profesor(a) guía o director(a) de memoria o tesis:

Fecha: __30.10.2025__ **Firma:** _____ 

Estudiante o Candidato(a):

Fecha: __30-10-2025__ **Firma:** _____ 

Este formulario debe ser insertado como página 2 de la memoria o tesis, completado y firmado por estudiante y profesor(a) antes de la entrega en portal PRISMA de Biblioteca USM.

Resumen

Esta memoria presenta la implementación de un sensor distribuido en fibra óptica basado en el análisis Brillouin en el dominio temporal (BOTDA), diseñado y optimizado para alcanzar alta sensibilidad y estabilidad en la medición. El sistema, desarrollado en el laboratorio de nuestra universidad, logra una resolución espacial de 2 metros y permite mediciones a lo largo de 50 km de fibra. El sensor está orientado a la detección de cambios de temperatura y tensión, variables clave en aplicaciones estructurales y ambientales.

Inicialmente, se implementa un sistema BOTDA estándar, optimizado mediante ajustes en la configuración óptica y electrónica para maximizar la relación señal-ruido (SNR). Posteriormente, se evalúa la incorporación de técnicas de *Compressed Sensing* (CS) como una estrategia para reducir la cantidad de puntos de muestreo requeridos, con el objetivo de acortar los tiempos de medición sin comprometer la precisión. Se llevaron a cabo pruebas experimentales para analizar la estabilidad y robustez del sistema frente a perturbaciones térmicas al final de la fibra, validando su capacidad para detectar el corrimiento de frecuencia característico del espectro Brillouin.

Los resultados experimentales indican que la incorporación de CS no mejora significativamente la detección en comparación con el ajuste parabólico convencional del espectro. Esto sugiere que el método clásico sigue siendo eficaz para interpretar cambios en las variables medidas. No obstante, este trabajo posiciona al CS como una herramienta complementaria con potencial para futuras optimizaciones en sistemas de sensado distribuido.

Abstract

This work presents the implementation of a distributed optical fiber sensor based on Brillouin Optical Time-Domain Analysis (BOTDA), designed and optimized to achieve high sensitivity and measurement stability. The system, developed in our university's laboratory, achieves a spatial resolution of 2 meters and enables measurements over distances of up to 50 km. The sensor is intended for detecting temperature and strain variations, which are key parameters in structural and environmental monitoring.

Initially, a standard BOTDA system is implemented and optimized through adjustments in optical configuration and signal acquisition to maximize the signal-to-noise ratio (SNR). Subsequently, Compressed Sensing (CS) techniques are evaluated as a strategy to reduce the number of required sampling points, aiming to shorten measurement time without sacrificing accuracy. Experimental tests were conducted to assess the system's stability and robustness under thermal perturbations at the end of the fiber, validating its ability to detect the characteristic Brillouin Frequency Shift (BFS).

The experimental results indicate that the inclusion of CS does not significantly improve detection compared to conventional parabolic fitting of the spectrum. This suggests that classical methods remain effective for interpreting variations in the measured parameters. Nonetheless, this work highlights the potential of CS as a complementary tool for future optimization of distributed sensing systems.

Agradecimientos

Este trabajo fue posible gracias al apoyo de los siguientes proyectos de la Agencia Nacional de Investigación y Desarrollo (ANID):

- FONDEQUIP EQM180226.
- FONDEQUIP EQM220113.
- FONDECYT Regular 1200299.
- FONDECYT Regular 1241085.
- Basal AFB240002.

Agradezco profundamente a mi profesor guía, Marcelo Soto, por su compromiso incansable en construir un laboratorio de óptica de primer nivel. Su dedicación no solo ha sido científica, sino también humana, en un contexto donde nada es trivial.

*...A los pasos que no pudieron darse,
pero aún así dejaron huella.*

Índice

1. Introducción	9
1.1. Motivación	9
1.2. Objetivos	11
1.3. Estructura de la memoria de titulación	12
2. Marco teórico	13
2.1. Brillouin Scattering	13
2.1.1. Stimulated Brillouin Scattering	14
2.2. Dependencia de la temperatura y tensión	17
2.3. Brillouin Optical Time-Domain Reflectometry (BOTDR)	17
2.4. Brillouin Optical Time-Domain Analysis (BOTDA)	19
2.4.1. Esquema BOTDA	21
2.4.2. Incertidumbre en la medición	22
2.4.3. Modulation Instability (MI)	23
2.4.4. Tasa de extinción del pulso	25
2.4.5. Esquema de doble banda lateral de sonda	26
2.5. Compressed Sensing (CS)	27
2.5.1. Aprendizaje de diccionario	28
2.5.2. Muestreo	29
2.5.3. Reconstrucción	29
3. BOTDA estándar	31
3.1. Implementación	31
3.1.1. Esquema	32
3.1.2. Parámetros de configuración de instrumentos	34
3.1.3. Sincronización de equipos	35
3.2. Resultados BOTDA estándar	37
3.2.1. No linealidades	37
3.2.2. Traza BOTDA	40
3.2.3. Signal-to-Noise Ratio (SNR)	42
3.2.4. Brillouin Gain Spectrum (BGS)	44
3.2.5. Brillouin Frequency Shift (BFS)	46
3.2.6. Incertidumbre (σ)	48
3.2.7. Perturbación térmica (Hotspot)	53
4. Implementación de <i>Compressed Sensing</i>	56
4.1. Configuración del sistema CS	56
4.1.1. Parámetros de entrenamiento de diccionario	56
4.1.2. Reconstrucción mediante OMP	57
4.1.3. Tipos de muestreo	58
4.1.4. Tipos de muestreo	58

4.1.5.	Esquema de implementación de CS	59
4.1.6.	Representación BGS mejorada	60
4.2.	Validación del algoritmo	62
4.2.1.	Optimización de parámetros	62
4.3.	Comparación de resultados	67
4.3.1.	Incertidumbre	67
4.3.2.	Correlación entre matrices	70
4.3.3.	Perturbación térmica (<i>Hotspot</i>)	71
4.3.4.	Figura de mérito (FoM)	75
5.	Conclusiones	77
5.1.	Acerca del trabajo	77
5.2.	Líneas futuras de estudio	78
6.	Referencias	79

Índice de tablas

1.	SNR medido para distintos niveles de promediado.	44
2.	Incertidumbre experimental mediante ajuste parabólico	51
3.	Incertidumbre teórica con SNR experimental	52
4.	Parámetros óptimos del diccionario para distintas SNR	66
5.	Incertidumbre para fitting parabólico	68
6.	Incertidumbre para CS con muestreo uniforme	68
7.	Incertidumbre para CS con muestreo aleatorio	68
8.	Coefficiente de correlación de Pearson entre matrices de incertidumbre	71

Índice de figuras

1.	Componentes espectrales generados por la dispersión Raman, Brillouin y Rayleigh [2, 3].	14
2.	Generación de la onda acústica a través de la modulación inducida por electrostricción [1].	15
3.	Representación gráfica de los procesos involucrados en la dispersión de Brillouin estimulada: Interferencia, Electrostricción y Difracción (rejilla de Brillouin) [2, 3]. .	15
4.	Magnitud y fase del espectro de Brillouin (BGS y BPS) con forma Lorentziana [1, 20].	17
5.	Esquema básico del principio de funcionamiento BOTDR [1].	18
6.	Esquema del sistema LPR-BOTDR con filtrado espectral [1].	18
7.	Configuración BOTDR con detección óptica heterodina [1].	19
8.	Interacción bombeo-sonda en BOTDA, (a) Configuración de ganancia de Brillouin, (b) Configuración de pérdida de Brillouin [1].	20
9.	Esquema básico para un BOTDA [1].	21
10.	Parámetros que influyen en la incertidumbre de medición [1].	23
11.	(a) Espectro de Ganancia de MI (b) Agotamiento de la señal de bombeo por MI [1].	24
12.	(a) Tasa de extinción del pulso (b) Mejor resolución espacial alcanzable en función de la distancia [1].	25
13.	Interacción bombeo-sonda en esquema de doble banda lateral [1].	26
14.	Esquema experimental BOTDA. SOA: Semiconductor Optical Amplifier, EDFA: Erbium Doped Fiber Amplifier, PD: Photodetector, MZM: Mach-Zehnder Modulator, RF-Gen: Radio Frequency Generator, PS: Polarization Switch, ISO: Isolator, PC: Polarization Controller, OSC: Oscilloscope, OSA: Optical Spectrum Analyzer, FUT: Fiber Under Test, BPF: Band Pass Filter.	32
15.	Esquema sintetizado del programa en LabVIEW.	35
16.	GUI del programa en LabVIEW.	36
17.	Ganancia Brillouin a distintas potencias de pulsos.	38
18.	Casos específicos a estudiar.	39
19.	Espectros a 49 km a distintas potencias de sonda.	40
20.	Mapa espectral 3D a lo largo de la fibra.	41
21.	Traza BOTDA en 10.804 GHz, SNR 11.34 dB.	42
22.	SNR vs distancia, para distintos niveles de promediado.	43
23.	SNR final en función del número de promedios.	44
24.	(a) BGS a 1 km de la fibra con 1024 promedios. (b) BGS a 1 km de la fibra con 16 promedios.	45
25.	(a) BGS a 49 km de la fibra con 1024 promedios. (b) BGS a 49 km de la fibra con 16 promedios.	45
26.	Perfil BFS vs Distancia para una señal de SNR 11.34 dB. Arriba: primer sentido de la fibra. Abajo: sentido contrario de la fibra.	47
27.	Perfil BFS vs Distancia para cinco realizaciones.	48
28.	STD vs distancia para SNR 11.34 dB	49
29.	Incertidumbre con distintas SNR a paso de 1 MHz.	50
30.	Incertidumbre con distintos pasos en frecuencia con SNR fija de 10.51 dB.	50
31.	Incertidumbre a distintos pasos en frecuencia con 3 SNR.	52

32.	Incertidumbre a distintas SNR con 3 pasos en frecuencia distintos.	53
33.	Deltas de BFS versus distancia para distintos aumentos de temperatura en la región del hotspot.	54
34.	Delta de BFS como función de la temperatura, comparando distintos niveles de SNR.	55
35.	(a) Muestreo uniforme. (b) Muestreo aleatorio.	58
36.	(a) Muestreo uniforme. (b) Muestreo aleatorio.	59
37.	(a) Entrenamiento del diccionario D . (b) Esquema de reconstrucción y obtención de la BFS.	60
38.	Comparación entre BGS real, simulado con una onda acústica (1L) y simulado con tres ondas acústicas (3L).	61
39.	STD y RMSE para distintos valores de K y M , a diferentes SNR.	64
40.	STD y RMSE para distintos valores de I , a diferentes SNR.	65
41.	Incertidumbre versus distancia para dos casos de ejemplo: (a) SNR = 10.51 dB (a 50 km de distancia), con 25 % de muestreo; (b) SNR = 5.39 dB (a 50 km de distancia), con 50 % de muestreo. Superior: Fitting parabólico clásico. Medio: CS con muestreo uniforme. Inferior: CS con muestreo aleatorio.	67
42.	Incertidumbre en función del paso en frecuencia para SNR = 3.73, 6.72 y 11.34 dB.	69
43.	Incertidumbre en función de la SNR para tres tasas de muestreo: 50 %, 33.3 % y 20 %.	70
44.	Reconstrucción del espectro. (a) CS-uniforme: Espectro reconstruido para deltas térmicos de 5°C (arriba) y 25°C (abajo) con 25 % de muestreo. (b) CS-aleatorio: mismo análisis con distribución aleatoria de frecuencias.	72
45.	Perfil BFS reconstruido a partir de diferentes deltas térmicos con compresión del 25 %. (a) CS-uniforme. (b) CS-aleatorio.	73
46.	Desplazamiento BFS en función de la temperatura para CS-uniforme y CS-aleatorio con 25 % de muestreo.	73
47.	Comparación entre RMSE experimental y simulado para CS-uniforme y CS-aleatorio.	74
48.	Figura de mérito (FoM) como función de la SNR para tres configuraciones de medición: Fitting parabólico clásico, CS-uniforme y CS-aleatorio.	76

1. Introducción

1.1. Motivación

La creciente demanda de soluciones para el monitoreo estructural, el control ambiental y la detección de fallas en infraestructuras críticas ha impulsado el desarrollo de sensores de fibra óptica capaces de realizar mediciones distribuidas de variables como temperatura y tensión mecánica [1]. En este contexto, los sensores basados en la retrodispersión de Brillouin han adquirido gran importancia gracias a su capacidad para abarcar decenas de kilómetros, ofreciendo además alta confiabilidad y robustez en entornos adversos [2]. El estudio de estos fenómenos, agrupados bajo el término general de Brillouin Scattering, permite implementar sistemas del tipo Brillouin Optical Time-Domain Analysis (BOTDA), que brindan un equilibrio notable entre rango de medición y resolución espacial, así como una sensibilidad apta para la mayoría de las aplicaciones industriales y de seguridad [3].

A pesar de las ventajas de la tecnología BOTDA, mejorar la relación señal-ruido (SNR) y optimizar la adquisición de datos siguen siendo metas pendientes para ampliar aún más su campo de aplicación y acelerar los tiempos de medición. En la línea de los sensores distribuidos basados en BOTDA, la innovación tecnológica se ha centrado fundamentalmente en torno a tres aspectos: (1) mejorar la resolución espacial, (2) extender la cobertura de sensado y (3) agilizar la medición de eventos dinámicos. Para abordar el primer aspecto, se han desarrollado diversos esquemas de modulación y procesamiento de señales que permiten afinar la resolución al orden de metros, e incluso submetros [4]. Estos incluyen pulsos diferenciados, pre-bombeo y técnicas avanzadas de compensación de efectos no lineales en la fibra, logrando mediciones más precisas y con menor distorsión [5]. Asimismo, se ha alcanzado una resolución espacial de 1 m sobre decenas de kilómetros gracias a configuraciones híbridas con amplificación distribuida [6].

En cuanto a la ampliación del rango de medición en sistemas BOTDA, diversos trabajos han explorado métodos para superar las distancias usualmente manejadas en redes estándar (decenas de kilómetros). Por ejemplo, algunas configuraciones combinan multiplexación en frecuencia y amplificación en línea mediante Erbium-Doped Fiber Amplifiers (EDFA) para aumentar significativamente el rango de detección [7]. A la vez, el uso de técnicas de codificación y procesamiento de pulsos ha permitido mantener resoluciones métricas en trayectos de hasta 50 km [8]. Se han reportado también estrategias basadas en amplificación Raman de primer orden, que incrementan la potencia disponible en la fibra y, con ello, permiten cubrir distancias aún mayores [9]. Dichas mejoras expanden el espectro de aplicaciones de los sensores BOTDA en infraestructuras de gran longitud —como oleoductos, redes ferroviarias o líneas eléctricas— conservando la precisión necesaria en variables como temperatura y tensión.

Para la medición de eventos dinámicos (cambios transitorios de temperatura o tensión), se han introducido técnicas que reducen el tiempo total de adquisición, posibilitando la detección de fenómenos más rápidos o de mayor tasa de cambio. Por ejemplo, los sistemas “fast BOTDA” [10] y las estrategias apoyadas en slope-assisted [11] han demostrado su efectividad para localizar y cuantificar perturbaciones en rangos de segundos o incluso menores. Además, el uso de frecuencias de sondeo independientes de barridos lentos abre la puerta a incrementos en la velocidad de me-

dición, lo que facilita el monitoreo casi instantáneo en grandes extensiones [12]. Estas mejoras en resolución y velocidad hacen que BOTDA sea una tecnología sumamente versátil, tanto para infraestructuras de gran extensión —ductos o tendidos eléctricos— como para escenarios que exijan monitoreo casi en tiempo real.

Pese a estos avances, la optimización de la relación señal-ruido (SNR) y la reducción en el número de puntos de muestreo siguen representando retos significativos, particularmente en contextos donde se requieren adquisiciones densas y mediciones rápidas. En este sentido, ha surgido el interés por aplicar técnicas de procesamiento avanzado como Compressed Sensing (CS), las cuales permiten disminuir las muestras necesarias sin sacrificar la precisión en la reconstrucción [13, 14, 15]. CS se consolida así como una alternativa novedosa y prometedora para optimizar la adquisición de datos en sistemas BOTDA, con la posibilidad de ampliar el rango de medición, acelerar las adquisiciones y mantener la confiabilidad que exige la detección distribuida.

En este contexto, es importante destacar que, si bien el Compressed Sensing (CS) ha demostrado un gran potencial para optimizar la adquisición de datos en sistemas BOTDA, su rendimiento aún no ha sido exhaustivamente evaluado en la literatura. Por ello, en este trabajo se analizan y validan los beneficios de emplear CS en BOTDA a partir de métricas de desempeño cuantitativas, tales como la incertidumbre en la estimación del Brillouin Frequency Shift (BFS). Asimismo, se presentan comparaciones directas con el método convencional de adquisición, lo que permite dimensionar las mejoras alcanzadas y discutir las posibles limitaciones. Con ello, se busca aportar una contribución concreta al entendimiento del rol de CS en la detección distribuida, respaldada en evaluaciones experimentales y análisis de resultados reproducibles.

1.2. Objetivos

El objetivo principal de este trabajo de titulación es:

- Evaluar experimentalmente los beneficios de aplicar *Compressed Sensing* en las prestaciones de un sensor Brillouin distribuido en fibra óptica, mediante una comparación directa con el método clásico de interrogación BOTDA.

Los objetivos secundarios de este trabajo de titulación son:

- Implementar un sensor Brillouin distribuido de alto rendimiento en el laboratorio de óptica.
- Utilizar y estudiar el comportamiento de componentes y equipos ópticos.
- Analizar la sincronización de instrumentos de medición a través de programas como *Labview*.
- Optimizar individualmente cada subsistema óptico, para luego unirlos en el sistema BOTDA final.
- Describir y mitigar las no linealidades en el sistema.
- Evaluar el rendimiento del sensor BOTDA estándar implementado y compararlo con la teoría.
- Investigar el estado del arte sobre técnicas de Compressed Sensing.

1.3. Estructura de la memoria de titulación

La presente memoria se encuentra organizada en seis capítulos, estructurados de forma progresiva para abordar tanto los fundamentos teóricos como la implementación y evaluación del sistema propuesto.

- **Capítulo 1 – Introducción:** Entrega una visión general del problema abordado, su motivación y objetivos. Además, se presenta la estructura global de la memoria y la estrategia metodológica empleada.
- **Capítulo 2 – Marco teórico:** Proporciona los fundamentos teóricos necesarios para la comprensión y desarrollo del sistema de sensado distribuido de Brillouin. Se inicia con una descripción del fenómeno de dispersión Brillouin, incluyendo su variante estimulada (SBS) y su sensibilidad ante cambios de temperatura y tensión. A continuación, se estudian los principios de Brillouin Optical Time-Domain Reflectometry (BOTDR) y Brillouin Optical Time-Domain Analysis (BOTDA), abordando tópicos relevantes como el esquema del sistema, la incertidumbre en la medición, la *Modulation Instability (MI)*, la tasa de extinción de pulso y el esquema de sonda de doble banda lateral. Posteriormente, se presenta el marco teórico del Compressed Sensing (CS), explicando su estructura general y profundizando en los conceptos de aprendizaje de diccionario, muestreo aleatorio y reconstrucción. También se introducen los algoritmos K-SVD y OMP como métodos representativos en este enfoque.
- **Capítulo 3 – BOTDA estándar:** Describe la implementación práctica del sistema BOTDA convencional. Se detallan los esquemas del experimento, la configuración de instrumentos y la sincronización de equipos para adquisición de datos. Posteriormente, se analizan los resultados obtenidos, organizados en torno a indicadores clave: traza temporal, relación señal/ruido (SNR), espectro de ganancia Brillouin (BGS), corrimiento de frecuencia (BFS), incertidumbre, efectos no lineales y respuesta del sistema frente a perturbaciones térmicas localizadas (hotspot).
- **Capítulo 4 – Implementación con Compressed Sensing:** Se introduce la integración de técnicas de CS en el sistema BOTDA. El capítulo aborda la configuración del sistema, incluyendo parámetros de entrenamiento, estrategias de muestreo y representación mejorada del BGS. Además, se presentan los resultados de validación del algoritmo, considerando su desempeño y optimización de parámetros. Finalmente, se realiza una comparación detallada entre los resultados obtenidos con el sistema BOTDA estándar y el sistema basado en CS, enfocándose en el análisis de incertidumbre e identificación de hotspots.
- **Capítulo 5 – Conclusiones:** Resume los principales hallazgos del trabajo realizado, discute su alcance y limitaciones, y propone posibles líneas de trabajo futuro para profundizar en el uso de CS en sensores distribuidos por fibra óptica.
- **Capítulo 6 – Referencias:** Contiene la bibliografía utilizada a lo largo del desarrollo de esta memoria, ordenada según las normas de citación correspondientes.

2. Marco teórico

2.1. Brillouin Scattering

Al comenzar a analizar la teoría de la dispersión de Brillouin, resulta interesante conocer quién fue Léon Brillouin y por qué su nombre es fundamental en la explicación de esta teoría, que sigue vigente a pesar de haber transcurrido cien años desde sus primeros indicios. Brillouin fue un físico francés que realizó importantes aportes a la física del estado sólido, siendo reconocido por la dispersión de Brillouin y las zonas de Brillouin. Además, fue uno de los pioneros en el desarrollo de la mecánica cuántica. Un capítulo destacado de su carrera se enfocó en el estudio de la propagación de ondas de radio en la atmósfera, lo que lo llevó a ocupar el cargo de director de la radiodifusión nacional francesa. En los últimos años de su vida, se dedicó principalmente a la teoría de la información.

La teoría de la dispersión de Brillouin, desarrollada en 1922, considera las fluctuaciones de densidad térmica como el mecanismo responsable de la dispersión de la luz en un medio homogéneo [16]. Este enfoque abrió nuevas perspectivas sobre cómo la luz y el sonido pueden interactuar, desafiando las percepciones convencionales y permitiendo aplicaciones innovadoras en áreas como el sensado distribuido mediante fibra óptica [1, 17].

Con el tiempo, estas contribuciones pioneras se convirtieron en una base sólida que permitió a nuevos científicos explorar posibilidades previamente impensadas. Si uno se pregunta si el sonido puede influir en la trayectoria de la luz, probablemente muy pocas personas lo responderían afirmativamente de inmediato. En la vida cotidiana no se evidencian interacciones entre ondas ópticas y acústicas, ya que operan en escalas distintas. Sin embargo, las ondas sonoras son simplemente variaciones en las propiedades materiales, que pueden expresarse en términos termodinámicos como presión, densidad o entropía, o incluso como desplazamientos atómicos a escala microscópica. Desde esta perspectiva, es razonable anticipar que tales variaciones podrían influir en los mecanismos de interacción entre la luz y la materia [18, 19].

La dispersión de Brillouin se caracteriza por ser inelástica, lo que implica que la onda electromagnética interactúa con el material alterando su estructura. Esta interacción da origen a una onda acústica que se propaga a lo largo de la fibra óptica. En términos cuánticos, el fotón involucrado puede ganar o perder energía, provocando un cambio en su frecuencia y dando lugar a la formación de cuasipartículas conocidas como fonones [16, 20].

La Figura 1 ilustra los tres tipos de dispersión que pueden ocurrir en una fibra óptica cuando es iluminada por una luz incidente de frecuencia ν_0 . Se observan las dispersiones de Brillouin, Raman y Rayleigh. Las componentes de frecuencia en la parte izquierda del espectro corresponden a las ondas Stokes, mientras que las de la derecha, a las anti-Stokes.

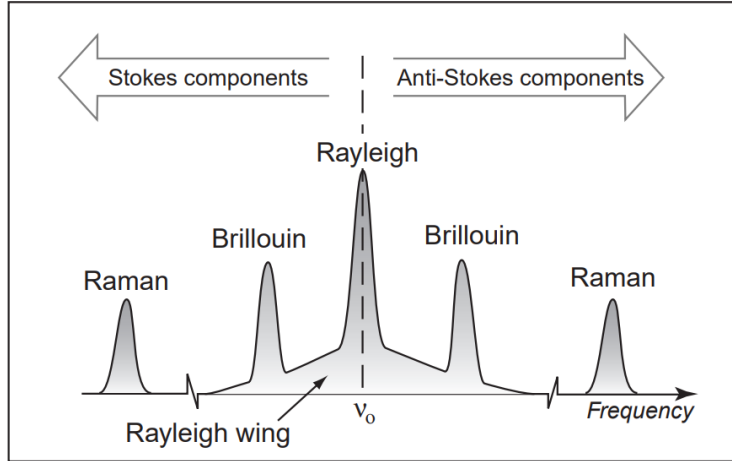


Figura 1: Componentes espectrales generados por la dispersión Raman, Brillouin y Rayleigh [2, 3].

Se observa que el espectro de Brillouin se desplaza a ambos lados de la frecuencia central, generando ondas Stokes y anti-Stokes en función de la energía y frecuencia involucradas. Además de la dispersión de Brillouin, la dispersión de Raman también es inelástica y produce desplazamientos de frecuencia más notorios [18]. Por otro lado, la dispersión de Rayleigh es elástica, ya que no altera la energía de la luz incidente, concentrándose en su misma frecuencia [19].

En el contexto de la fibra óptica, esta dispersión de Brillouin ocurre únicamente por la interacción entre la luz y el medio [3]. Cuando el proceso ocurre de forma espontánea, se denomina Dispersión Espontánea de Brillouin (SpBS), fundamental para desarrollar sensores del tipo Reflectometría Óptica en el Dominio del Tiempo Brillouin (BOTDR) [17]. Al mejorar las condiciones para generar la onda acústica, es posible obtener Dispersión Estimulada de Brillouin (SBS), esencial en sensores basados en Análisis Óptico en el Dominio del Tiempo Brillouin (BOTDA) [1].

2.1.1. Stimulated Brillouin Scattering

La Dispersión Brillouin Estimulada es un fenómeno de dispersión no lineal que ocurre cuando las propiedades ópticas de un medio son modificadas por una propagación de luz [18, 19]. Este proceso se origina a partir del fenómeno de electrostricción, el cual consiste en la compresión del material inducida por un campo electromagnético [20].

La Figura 2 ilustra el mecanismo de generación de una onda acústica en el proceso de dispersión Brillouin estimulada, a partir de la interacción entre dos ondas ópticas contrapropagantes: E_p (bombeo, color azul) y E_s (sonda o Stokes, color naranja). La interferencia entre ambas da origen a un patrón de intensidad modulada $|E_p + E_s|^2$, que induce una onda de densidad $\Delta\rho$ a través del fenómeno de electrostricción [20, 21].

Cuando la frecuencia de esta modulación coincide con la frecuencia acústica del medio (frecuencia Brillouin), se establece una resonancia: la onda acústica inducida y la onda de presión vibran en fase y a la misma frecuencia, permitiendo una transferencia de energía eficiente entre los campos ópticos y acústicos [19].

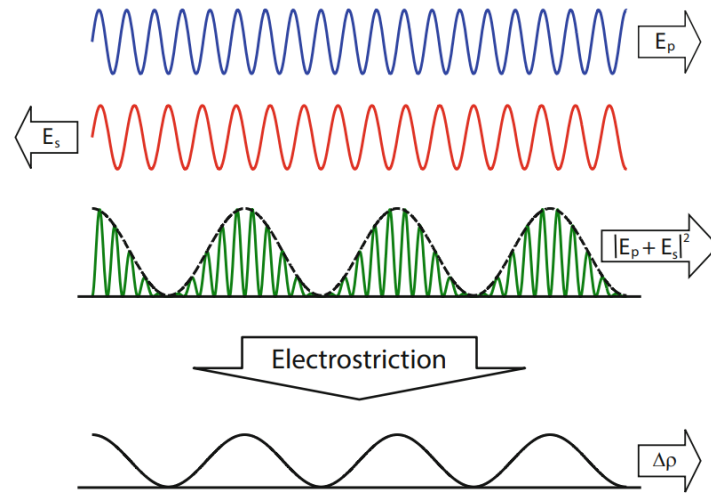


Figura 2: Generación de la onda acústica a través de la modulación inducida por electrostricción [1].

El movimiento de esta onda de presión produce una modulación en el índice de refracción, conocida como rejilla de Brillouin, la cual se desplaza a lo largo de la fibra a la velocidad del sonido. Esta rejilla actúa como un reflector en movimiento, lo que provoca una retrodispersión de la luz incidente. Esta luz reflejada sufre un desplazamiento en frecuencia debido al efecto Doppler, coincidiendo con la frecuencia de la onda acústica [22]. Cuando existe coincidencia de fase, la señal retrodispersada (backscattering) se acopla constructivamente con la señal incidente, lo que incrementa la intensidad de la retrodispersión Brillouin. Este aumento intensifica la interferencia y la electrostricción, amplificando la señal Brillouin Stokes. En condiciones de resonancia, este proceso se sostiene a sí mismo, generando una amplificación continua de la señal [21].

La Figura 3 resume gráficamente este fenómeno.

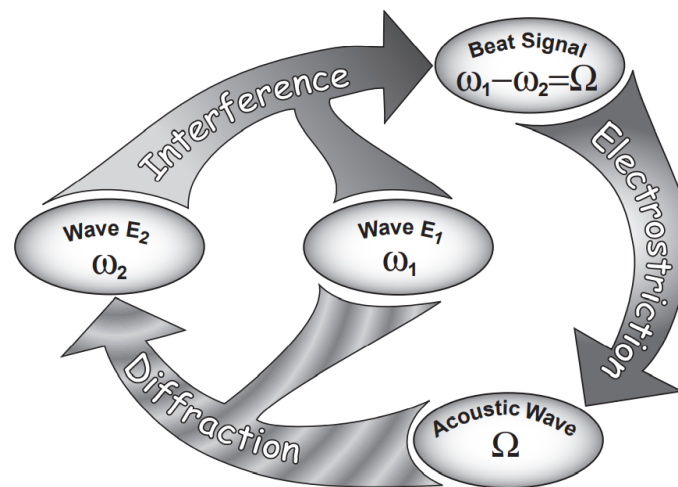


Figura 3: Representación gráfica de los procesos involucrados en la dispersión de Brillouin estimulada: Interferencia, Electrostricción y Difracción (rejilla de Brillouin) [2, 3].

En esta figura se distinguen tres etapas clave del proceso SBS. Primero, la interferencia de las ondas ópticas con frecuencias ω_1 y ω_2 produce una onda con frecuencia $\Omega = \omega_1 - \omega_2$, la cual induce el fenómeno de electrostricción. Esta genera una onda acústica con frecuencia Ω que forma la rejilla de Brillouin. Esta rejilla se acopla en fase con la señal propagada en sentido contrario, aumentando así la intensidad de la retrodispersión. A mayor retrodispersión, se incrementan la interferencia y la electrostricción, lo que conlleva una mayor amplificación de la señal Stokes. Este proceso se mantiene en condiciones de resonancia, amplificando continuamente la señal Brillouin Stokes [18, 19, 20].

Desde un punto de vista matemático, este proceso puede modelarse mediante expresiones desarrolladas en [18, 19, 20, 21]. Uno de los parámetros clave es el desplazamiento de frecuencia de Brillouin (Brillouin Frequency Shift, BFS), definido como:

$$\nu_B = \frac{\Omega_B}{2\pi} = \frac{2nv_a}{\lambda_0}, \quad (2.1)$$

donde n es el índice de refracción del medio, v_a la velocidad acústica, y λ_0 la longitud de onda de la luz incidente.

Asimismo, el espectro de Brillouin generado por el proceso espontáneo (SpBS) tiene una forma Lorentziana, cuyo ancho a media altura (FWHM) está dado por:

$$\Gamma_B = \frac{1}{\tau_p} = \frac{2}{\tau_A}, \quad (2.2)$$

aquí, τ_p representa el tiempo de vida del fonón y τ_A el tiempo de decaimiento de la amplitud de la onda acústica. En fibras ópticas de sílice estándar, $\tau_p \approx 6$ ns, lo que se traduce en un FWHM de $\Gamma_B \approx 2\pi \cdot 27$ Mrad/s a una longitud de onda de 1550 nm [16, 20, 21].

Además, en condiciones de interacción prolongada, donde se pueden despreciar las derivadas temporales, se obtiene una expresión para la amplitud de la onda acústica en estado estacionario, dada por:

$$\Gamma_A = \frac{i(\Omega_B^2 - \Omega^2 - i\Omega\Gamma_B)}{2\Omega}, \quad (2.3)$$

donde Ω es la frecuencia de batimiento entre bombeo y Stokes. El resultado final para la amplitud de onda acústica es:

$$\frac{g_1 g_2}{\Gamma_A} = g_{B0} \frac{1}{1 + (2\Delta\Omega/\Gamma_B)^2} - i g_{B0} \frac{2\Delta\Omega/\Gamma_B}{1 + (2\Delta\Omega/\Gamma_B)^2}, \quad (2.4)$$

donde $\Delta\Omega = \Omega_B - \Omega$. La parte real representa el *Brillouin Gain Spectrum* (BGS) y la parte imaginaria el *Brillouin Phase Spectrum* (BPS) [20, 21].

La Figura 4 muestra gráficamente la forma espectral resultante de esta ecuación, evidenciando tanto la magnitud (BGS) como la fase (BPS) asociadas a la dispersión de Brillouin. Se observa que la magnitud tiene una forma Lorentziana simétrica centrada en la frecuencia de Brillouin, mientras que la fase presenta una transición característica que cruza por cero en esa misma frecuencia. Estas curvas son fundamentales para interpretar el comportamiento del sistema y realizar estimaciones precisas de parámetros físicos como temperatura o tensión en sensores basados en SBS.

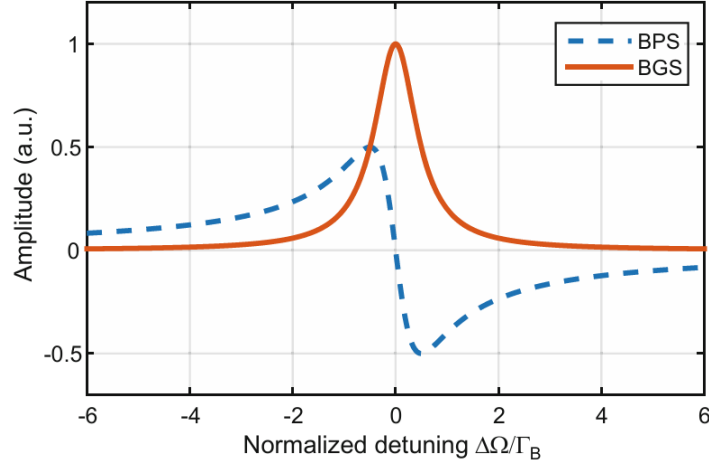


Figura 4: Magnitud y fase del espectro de Brillouin (BGS y BPS) con forma Lorentziana [1, 20].

2.2. Dependencia de la temperatura y tensión

Una característica fundamental de la dispersión Brillouin estimulada es su dependencia con las propiedades termodinámicas del medio, tales como la presión, la temperatura y la densidad. Estas variables determinan la velocidad acústica en la fibra, y con ello, afectan directamente la posición del desplazamiento de la frecuencia de Brillouin (BFS). En particular, variaciones locales en temperatura o tensión inducen cambios en el índice de refracción y en la velocidad del sonido, modulando la frecuencia acústica que interactúa con la onda óptica.

De acuerdo con la teoría de Landau-Placzek, enfocada en la dispersión de Brillouin [18], se entiende que la dispersión espontánea de Brillouin depende tanto de la temperatura como de la tensión. En particular, la tensión se manifiesta por los cambios que genera en la densidad del material. Para un sistema como una fibra de silicio, la respuesta BFS se expresa, según la ecuación 2.1, como una relación lineal ante estas perturbaciones, dada por [16]:

$$\frac{\Delta\Omega_B}{2\pi} = C_{T,BFS} \Delta T + C_{\varepsilon,BFS} \Delta\varepsilon, \quad (2.5)$$

donde $C_{T,BFS}$ y $C_{\varepsilon,BFS}$ representan las sensibilidades de la BFS a temperatura y deformación, respectivamente. Los valores típicos reportados para una fibra monomodo estándar son $C_{T,BFS} \approx 1,07 \text{ MHz}/^\circ\text{C}$ y $C_{\varepsilon,BFS} \approx 0,046 \text{ MHz}/\mu\varepsilon$ [23]. Se puede observar claramente la dependencia de la BFS respecto a estas perturbaciones. Sin embargo, existe la dificultad de no poder discernir con certeza si un corrimiento en la BFS se debe a variaciones de temperatura o a tensiones mecánicas, ya que ambos efectos pueden provocar un cambio similar. A este fenómeno se le denomina *crosstalk* y representa uno de los principales desafíos al momento de identificar el origen de las perturbaciones en este tipo de sensores.

2.3. Brillouin Optical Time-Domain Reflectometry (BOTDR)

Brillouin Optical Time-Domain Reflectometry (BOTDR) es una técnica de sensado distribuido que se basa en la retrodispersión espontánea de Brillouin, permitiendo detectar variaciones locales

de temperatura y tensión a lo largo de una fibra óptica desde un solo extremo [1, 17]. Esta capacidad lo hace especialmente útil en contextos donde no se dispone de acceso físico al extremo remoto de la fibra, como ocurre en infraestructuras subterráneas o entornos industriales confinados.

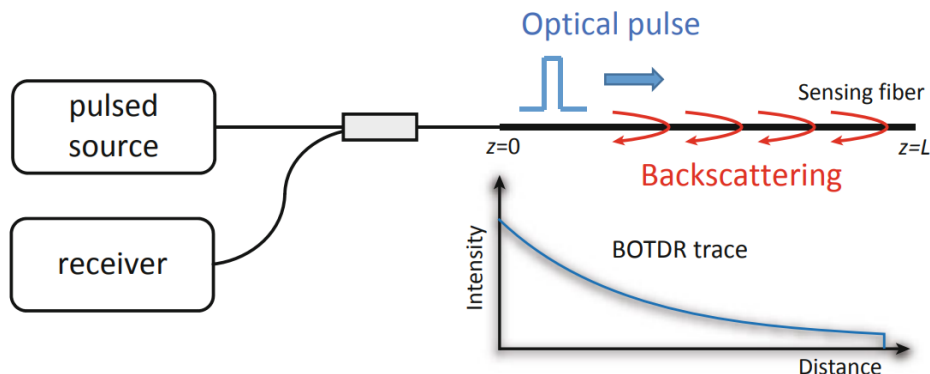


Figura 5: Esquema básico del principio de funcionamiento BOTDR [1].

Tal como se muestra en la Figura 5, un pulso óptico se lanza a través de la fibra y se registra la señal retrodispersada en el mismo extremo, lo que permite estimar el perfil de BFS en función del tiempo de vuelo. Dado que el corrimiento de frecuencia Brillouin depende directamente de la temperatura y la deformación, esta configuración permite construir mapas distribuidos sin necesidad de reflectores ni acceso dual. La simplicidad de esta arquitectura la hace adecuada para aplicaciones remotas, aunque sufre limitaciones en resolución y sensibilidad frente a esquemas más complejos.

Para superar estas limitaciones, se han desarrollado configuraciones que mejoran la relación señal-ruido y la selectividad espectral. Una de ellas es el sistema LPR-BOTDR, el cual incorpora una etapa de filtrado espectral basada en la relación Landau-Placzek [16] para mejorar la detección del componente Brillouin.

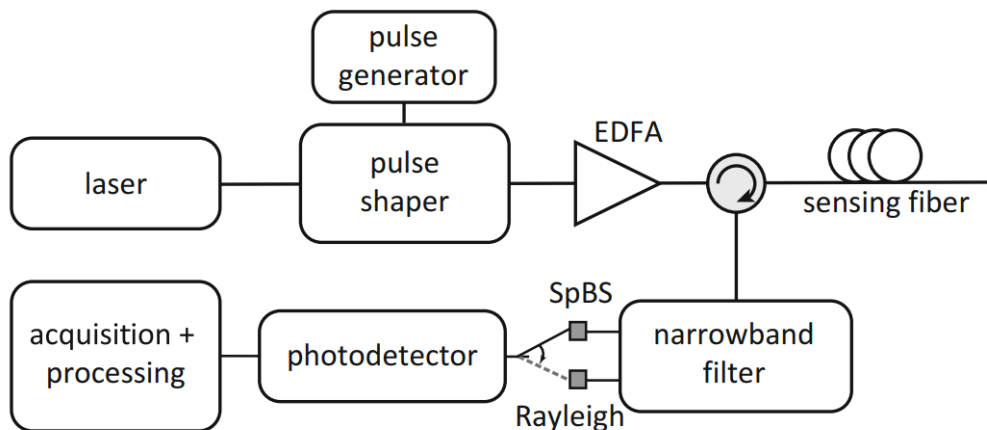


Figura 6: Esquema del sistema LPR-BOTDR con filtrado espectral [1].

En la Figura 6 se presenta un esquema del sistema LPR-BOTDR, el cual incorpora un filtro

óptico angosto sintonizable que permite seleccionar entre la componente Brillouin o Rayleigh antes de la detección. Esto se realiza mediante un *switch* óptico que alterna entre ambas bandas, permitiendo registrar por separado sus intensidades. A diferencia de los sistemas BOTDR convencionales, el método LPR no estima directamente la BFS, sino que utiliza el cociente entre las señales Brillouin y Rayleigh para inferir la temperatura en el punto medido. Esta técnica simplifica el procesamiento, mejora la visibilidad de la señal SpBS y permite realizar mediciones más estables, incluso en condiciones ambientales variables.

Una evolución natural de este enfoque es la incorporación de detección heterodina coherente, en la cual se utiliza un oscilador óptico local (OLO) para mezclar la señal retrodispersada con una réplica del láser original, obteniendo una señal de batido que se puede procesar con gran sensibilidad.

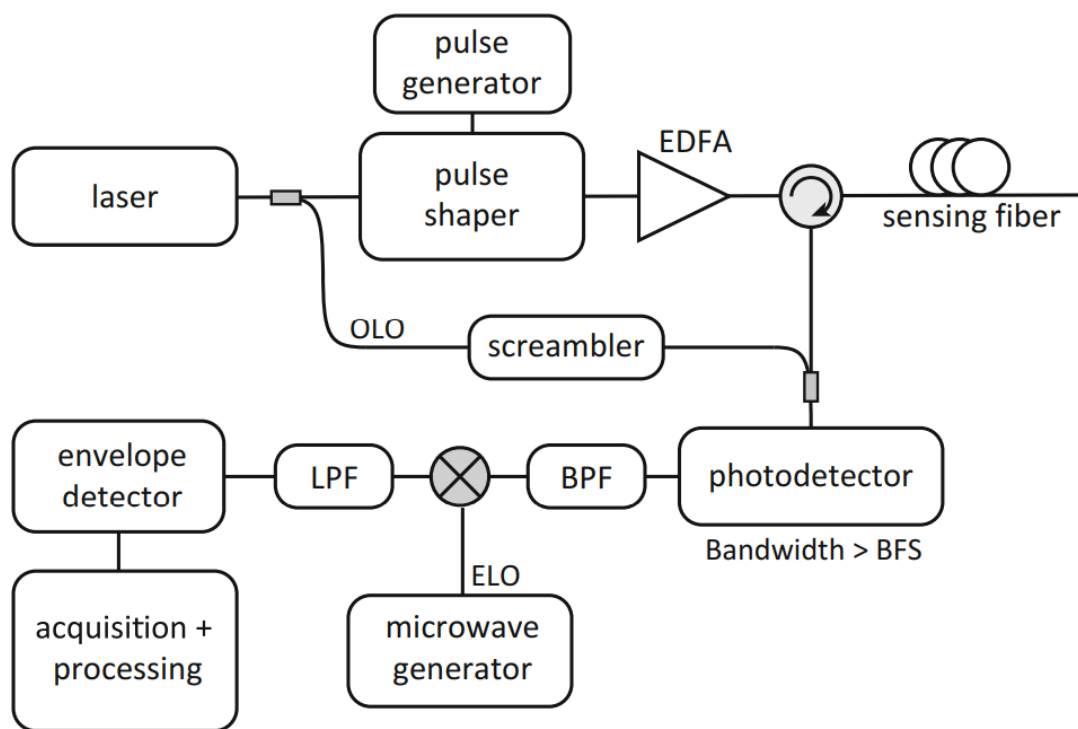


Figura 7: Configuración BOTDR con detección óptica heterodina [1].

La Figura 7 muestra la arquitectura heterodina, que permite recuperar con alta resolución el perfil espectral de Brillouin incluso en presencia de señales débiles. Gracias a esta técnica, el sistema alcanza una notable capacidad para operar en escenarios de bajo SNR, manteniendo precisión en la medición y aumentando la longitud efectiva de sensado.

2.4. Brillouin Optical Time-Domain Analysis (BOTDA)

El sistema BOTDA se basa en enviar una señal de sondeo que se propaga en dirección opuesta al pulso de bombeo, con el objetivo de generar localmente una interacción resonante. Esta ocurre cuando la diferencia de frecuencia entre ambas señales coincide con la frecuencia de una onda acústica generada en la fibra, lo que da lugar a una fuerte amplificación del fenómeno.

Durante el proceso, se escanea el espectro Brillouin de la fibra modificando gradualmente la diferencia de frecuencia entre la señal de bombeo y la de sonda. Este método se conoce como Brillouin Optical Time-Domain Analysis (BOTDA). Aunque inicialmente sus ventajas pueden ser muy evidentes, en este capítulo se abordarán los principales requisitos técnicos y limitaciones del sistema. Uno de los aspectos críticos es la coherencia del láser usado para la señal de sonda, cuyo ancho espectral debe ser menor a 1 MHz para permitir un escaneo efectivo en el rango de tasas deseado.

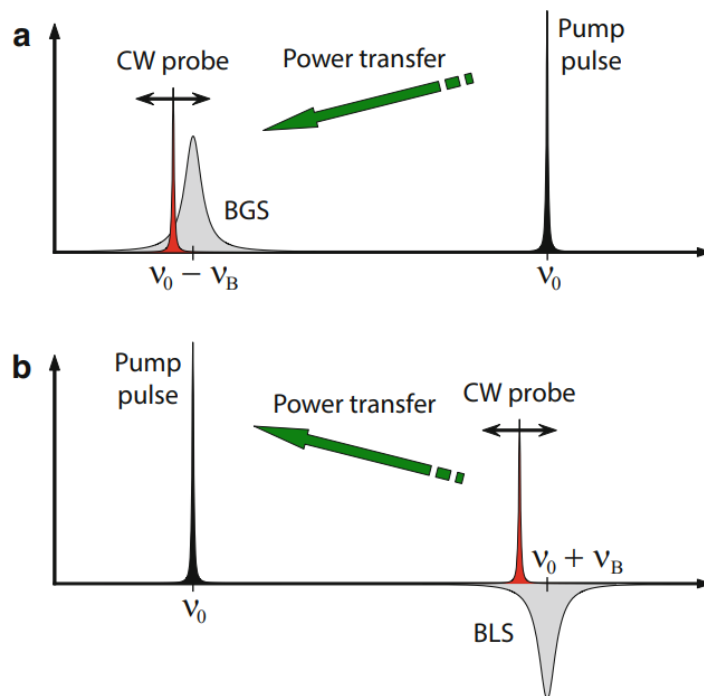


Figura 8: Interacción bombeo-sonda en BOTDA, (a) Configuración de ganancia de Brillouin, (b) Configuración de pérdida de Brillouin [1].

Al generar la señal de sonda, es común que se produzcan dos bandas laterales alrededor de la frecuencia de la señal de bombeo. Dependiendo de cuál de estas dos bandas se considere, se obtendrán distintas configuraciones del espectro de Brillouin.

Si la frecuencia de la señal de sonda es menor que la del bombeo, se tiene la configuración de ganancia de Brillouin (BGS); en cambio, si la frecuencia de la señal de sonda es mayor que la del bombeo, se obtiene la configuración de pérdida de Brillouin (BLS). Como se observa en la Figura 8, en el caso (a) correspondiente a BGS, la señal de bombeo transfiere energía a la señal de sonda, lo que genera un perfil de ganancia en la fibra, con un aumento en la intensidad de la sonda y un agotamiento del bombeo. Por el contrario, en el caso (b), donde la señal de sonda transfiere la energía a la señal de bombeo, se produce un perfil de pérdida local que también proporciona información sobre la forma espectral del Brillouin local.

A pesar de tratarse de dos configuraciones distintas, en la práctica —y sin pérdida de generalidad— los análisis descritos para la configuración de ganancia son igualmente válidos para la de pérdida. Por lo tanto, en adelante nos referiremos simplemente a BGS, independientemente de si se trata de ganancia o pérdida.

2.4.1. Esquema BOTDA

La idea básica del sistema BOTDA es enviar una señal de bombeo por el inicio de la fibra y, en dirección opuesta, una señal de sondeo desde el extremo final. La diferencia de frecuencia entre ambas señales genera una resonancia con la onda acústica ($\sim 11GHz$), y debido a que la tasa de escaneo es alta (generalmente del orden de 1 MHz), estas señales deben generarse con gran precisión y estabilidad. Además, cualquier cambio en la coherencia afecta directamente el BGS, por lo que se recurre a la configuración mostrada en la Figura 9.

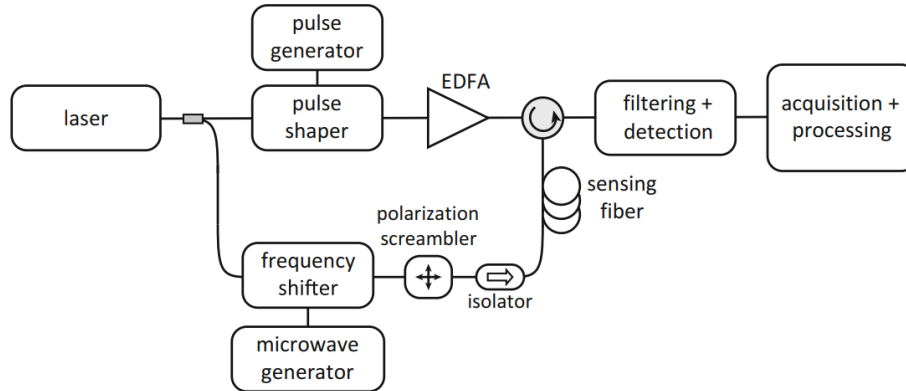


Figura 9: Esquema básico para un BOTDA [1].

Este esquema está diseñado para garantizar un funcionamiento estable del sistema BOTDA y minimizar corrimientos espectrales entre las señales de bombeo y sondeo, debido a corrimientos espectrales del mismo láser. Para ello, la salida del láser se divide mediante un acoplador óptico, generando dos ramas: una destinada a la formación de pulsos de bombeo y otra para la generación de la señal continua de sondeo.

En la rama de bombeo, se incorpora un modulador controlado por un generador de pulsos, lo que permite generar pulsos ópticos de duración y forma adecuadas para la interacción Brillouin. Estos pulsos son posteriormente amplificados mediante un amplificador de fibra dopada con erbio (EDFA), necesario para alcanzar niveles de potencia que permitan una respuesta medible en largas distancias.

No obstante, el uso de EDFA introduce ciertas limitaciones, como el aumento del ruido espontáneo amplificado (ASE) y la posibilidad de activar efectos no deseados como la *Modulation Instability (MI)*, especialmente cuando se superan los niveles óptimos de potencia de bombeo.

Por otro lado, la rama inferior del esquema está dedicada a la generación de la señal de sondeo. Esta se obtiene mediante un modulador electroóptico controlada por una señal de microondas en la banda de radiofrecuencia (RF), que permite desplazar espectralmente parte de la potencia del láser hacia bandas laterales en torno a la frecuencia portadora. De esta forma, ambas señales —bombeo y sondeo— comparten una fuente óptica común, lo que garantiza coherencia espectral entre ellas.

Dado que la portadora del láser y la señal de bombeo comparten la misma frecuencia óptica, es necesario suprimir la componente central en la rama de sondeo para evitar interferencias no deseadas. Esta supresión puede lograrse mediante técnicas de modulación adecuadas, como el ajuste del voltaje de *bias* en un modulador electroóptico tipo Mach-Zehnder (MZM), lo que permite

anular selectivamente la portadora y conservar las bandas laterales para la interacción Brillouin [24].

La eficiencia del proceso de SBS depende fuertemente de la alineación de polarización entre la señal de bombeo y la señal de sondeo. Cuando estas polarizaciones no están adecuadamente alineadas, la ganancia Brillouin se reduce considerablemente, lo que impacta negativamente la sensibilidad del sistema y la calidad de la medición.

Una estrategia común para minimizar la dependencia de la eficiencia SBS con respecto al estado de polarización es incorporar un modulador aleatorio de polarización (*polarization scrambler*) en la trayectoria óptica. Este dispositivo modula de forma aleatoria y continua el estado de polarización de la señal, promediando sus efectos sobre largas escalas temporales. De este modo, se estabiliza la ganancia Brillouin y se mejora la repetibilidad del sistema en condiciones variables.

Adicionalmente, es posible mejorar la selectividad espectral mediante el uso de una rejilla de Bragg (FBG), la cual permite filtrar una de las dos bandas laterales generadas durante la modulación electroóptica. Esta filtración contribuye a suprimir componentes ópticos no deseados, como la portadora o la banda lateral no utilizada, reduciendo además el ruido asociado a reflexiones espurias o amplificación espontánea.

En conjunto, el control de polarización y el filtrado espectral selectivo permiten mejorar sustancialmente la relación señal/ruido (SNR), optimizando el rendimiento de las mediciones distribuidas basadas en SBS.

2.4.2. Incertidumbre en la medición

La obtención precisa del valor de la BFS en cada punto a lo largo de la fibra es clave para recuperar correctamente el perfil de temperatura y tensión. Por esta razón, la incertidumbre en la estimación de estos parámetros depende directamente de la precisión con la que se determine la BFS a lo largo de la fibra sensada. Esta incertidumbre se puede expresar como:

$$\sigma_\nu(z) = \frac{1}{SNR(z)} \sqrt{\frac{3}{4} \delta \Delta\nu_B}, \quad (2.6)$$

donde δ representa el paso en frecuencia con el que se muestrea la señal, $\Delta\nu_B$ es el ancho de la señal a media altura (FWHM), y $SNR(z)$ es la relación señal/ruido que varía a lo largo de la fibra. En la Figura 10 se ilustran estas variables aplicadas a una señal típica de BGS.

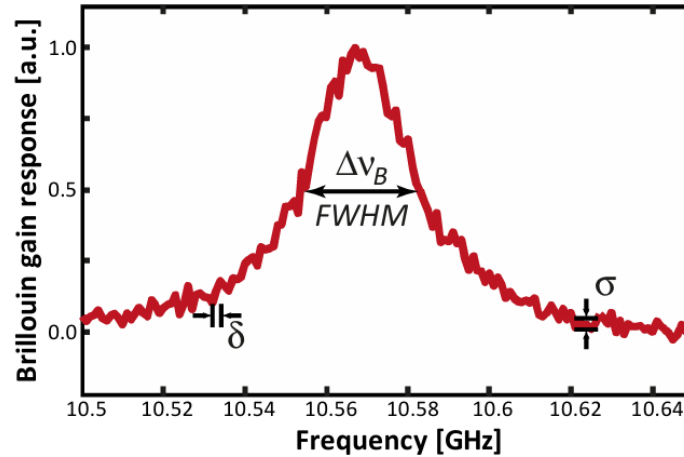


Figura 10: Parámetros que influyen en la incertidumbre de medición [1].

Todas estas variables afectan los parámetros de desempeño de un sensor BOTDA, por lo que modificar una de ellas repercute directamente en la calidad de las demás. Los cuatro parámetros principales que intervienen en el *trade-off* de diseño del sensor son:

- **Resolución espacial**, que depende directamente del ancho del pulso, el cual a su vez influye en la SNR y en el FWHM.
- **Distancia de medición**, que está condicionada por la SNR, debido a las pérdidas acumuladas a lo largo de la fibra.
- **Incertidumbre en frecuencia**, que afecta la precisión con que se determinan los perfiles de temperatura y tensión.
- **Tiempo de medición**, el cual está ligado al paso de frecuencia utilizado y al número de promedios aplicados, influyendo directamente en la SNR.

2.4.3. Modulation Instability (MI)

Una de las principales limitaciones en el diseño de un sistema BOTDA está dada por la potencia máxima del pulso de bombeo. Al incrementar dicha potencia más allá de ciertos umbrales, comienzan a manifestarse efectos no lineales en la fibra. Entre ellos, el primero en activarse suele ser el fenómeno de *Modulation Instability (MI)* [25]. Esta inestabilidad surge de la interacción entre el efecto Kerr no lineal y la dispersión de velocidad de grupo en régimen anómalo (es decir, con un coeficiente de dispersión de segundo orden negativo, $\beta_2 < 0$).

Durante este proceso, pequeñas perturbaciones en un campo óptico de onda continua (CW), incluidas aquellas generadas por ruido óptico, provocan ligeras variaciones en el índice de refracción, lo que induce un cambio de fase mediante el efecto Kerr. La dispersión anómala refuerza estas perturbaciones, conduciendo a una amplificación paramétrica sostenida de las mismas a lo largo de la propagación de la luz. Esta amplificación puede extenderse a un ancho de banda de varias decenas o incluso cientos de GHz, generando una respuesta ultrarrápida (del orden de 10 ps),

significativamente menor a la duración típica de los pulsos utilizados en detección Brillouin (mayor a 10 ns) [1].

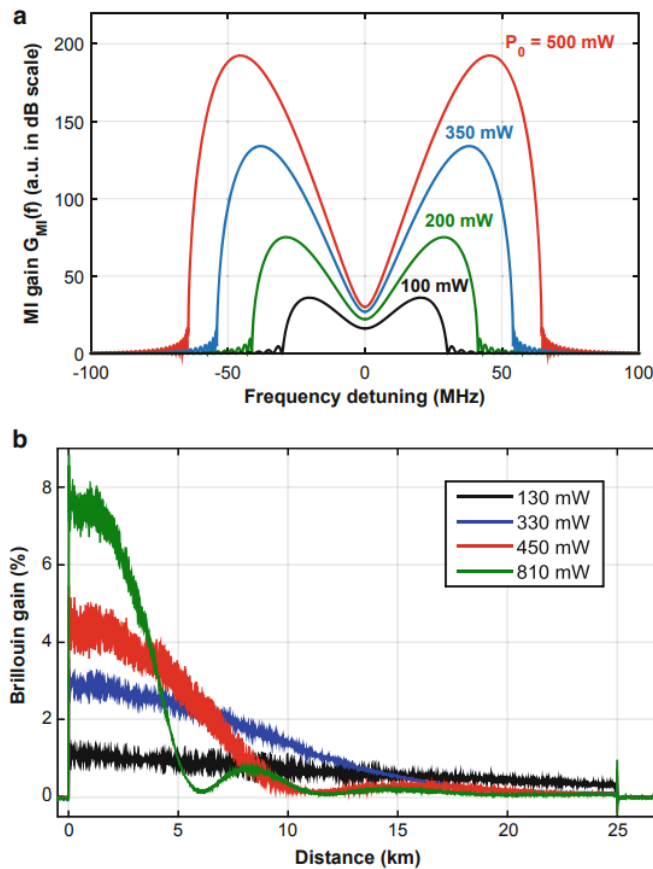


Figura 11: (a) Espectro de Ganancia de MI (b) Agotamiento de la señal de bombeo por MI [1].

En la Figura 11(a) se muestra cómo este efecto se manifiesta en el dominio espectral: al aumentar la potencia del pulso, las bandas de ganancia se ensanchan y su amplitud se incrementa, agotando rápidamente la señal. La Figura 11(b) ilustra el comportamiento espacial a lo largo de la fibra: a medida que la señal se propaga, la ganancia de Brillouin se reduce drásticamente una vez que la potencia supera cierto umbral.

Para los análisis considerados, la MI es un fenómeno no lineal que puede estar presente en cualquier longitud de fibra, pero su influencia se vuelve más significativa a medida que aumenta la distancia de propagación. De forma práctica, se suele considerar que una fibra comienza a estar fuertemente afectada por este fenómeno cuando su longitud supera el valor característico $L > \alpha^{-1} \approx 22 \text{ km}$. Sin embargo, este no es un umbral absoluto. La potencia óptima para evitar la aparición de MI y sus efectos perjudiciales sobre la ganancia Brillouin depende de la longitud de la fibra: típicamente es de 100 mW para fibras de más de 22 km, pero puede incrementarse hasta 200 mW en configuraciones más cortas, por ejemplo de 11 km [25].

2.4.4. Tasa de extinción del pulso

Para la mayoría de los análisis, la señal de bombeo se modela como un pulso perfecto: activo solo durante su duración y completamente apagado el resto del tiempo. En la práctica, sin embargo, la salida de un modulador electroóptico no ideal deja pasar algo de luz continua. La tasa de extinción del pulso puede definirse como [26]:

$$k = \frac{P_p}{P_{CW}}, \quad (2.7)$$

donde P_p es la potencia máxima del pulso y P_{CW} la potencia continua residual que deja pasar el modulador. El principal problema de este nivel continuo es que sigue interactuando con la señal de sondeo, produciendo SBS a lo largo de toda la fibra. El modelo gráfico de la forma de la señal del pulso se muestra en la Figura 12(a).

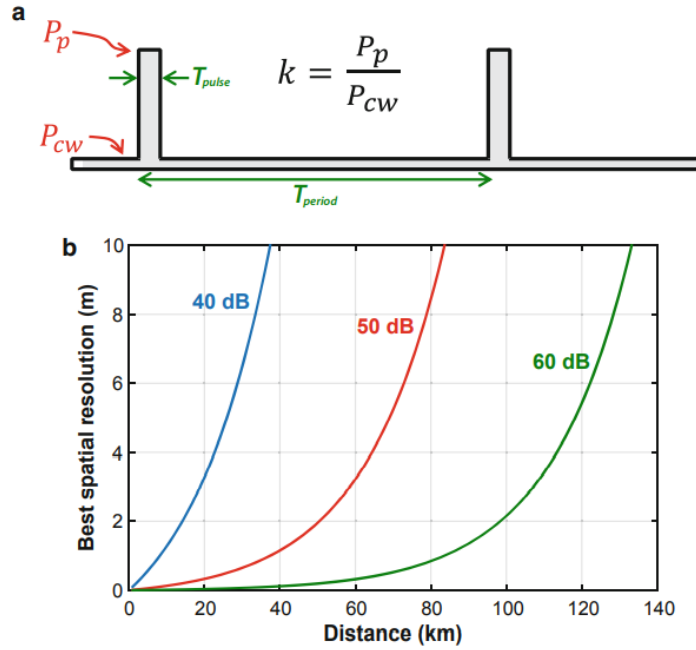


Figura 12: (a) Tasa de extinción del pulso (b) Mejor resolución espacial alcanzable en función de la distancia [1].

La tasa de extinción está estrechamente relacionada con la longitud de la fibra y la resolución espacial (ancho del pulso). De hecho, puede demostrarse que la mínima tasa de extinción necesaria para una medición confiable, sin superposiciones que afecten la BFS, es [26]:

$$k \geq \frac{L_{eff}}{\Delta z \cdot \exp(-\alpha L)}. \quad (2.8)$$

Esta relación se ilustra en la Figura 12(b), donde se muestran la resolución espacial alcanzable como función de la distancia para tres diferentes tasas de extinción.

Para alcanzar 50 km de fibra con 1 m de resolución espacial, se requiere al menos una extinción de 53 dB. Como este valor supera los rangos típicos de un solo modulador electroóptico (normalmente de hasta 40 dB), suele recurrirse al uso de dos moduladores en cascada, con lo cual es posible alcanzar tasas de extinción cercanas a los 80 dB.

2.4.5. Esquema de doble banda lateral de sonda

Existen también limitaciones en la rama de la sonda, especialmente cuando se utiliza un modulador que genera dos bandas laterales. Este modelo, aunque comúnmente empleado, presenta tanto ventajas como restricciones. Como se muestra en la Figura 13, la generación simultánea de dos bandas laterales permite que una de ellas interactúe con la señal de bombeo provocando su agotamiento, mientras que la otra banda, ubicada simétricamente respecto al bombeo, puede experimentar ganancia. Esta configuración se aprovecha para compensar el efecto del agotamiento del bombeo, equilibrando así las perturbaciones inducidas por una de las bandas mediante la acción opuesta de la otra [21].

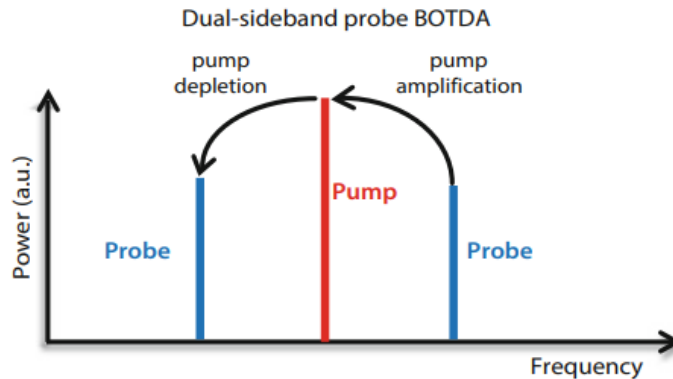


Figura 13: Interacción bombeo-sonda en esquema de doble banda lateral [1].

En teoría, esta compensación puede ser casi total si ambas bandas laterales tienen exactamente la misma potencia. Sin embargo, cualquier asimetría entre ellas puede generar un desequilibrio en la interacción, resultando en una ganancia o pérdida neta sobre la señal de bombeo.

La potencia máxima permitida en las bandas laterales está limitada principalmente por la potencia de la señal de bombeo y por la resolución espacial del sistema. Este límite se conoce como *agotamiento del bombeo de segundo orden*, y típicamente impone un umbral en torno a 4.9 mW (aproximadamente 6.9 dBm) para cada banda [21].

Complicaciones adicionales aparecen cuando las bandas laterales se generan mediante un modulador electroóptico tipo MZM. En el punto BFS, ambas bandas tienden a compensarse, pero al escanear en frecuencia, se desplazan en direcciones opuestas. Como resultado, una banda puede experimentar ganancia mientras la otra sufre atenuación, generando asimetría y desplazamiento espectral del pulso de sondeo.

Este fenómeno puede derivar en un *estrechamiento del perfil BGS* y un *ensanchamiento del perfil BLS*, particularmente cuando las potencias de las bandas laterales se acercan a los 0 dBm. Para evitar efectos no deseados y mantener la estabilidad en fibras largas, se recomienda que dichas potencias no superen los -5 dBm [27].

2.5. Compressed Sensing (CS)

El muestreo comprimido, o *Compressed Sensing* (CS) [13, 14, 15, 28], es una metodología que permite adquirir y reconstruir señales a partir de un número significativamente menor de mediciones en comparación con los esquemas tradicionales. Esta técnica surge como una alternativa eficiente para resolver sistemas lineales subdeterminados, aprovechando la estructura inherente de muchas señales del mundo real.

Tradicionalmente, el diseño de sistemas de adquisición se ha guiado por el teorema de Nyquist-Shannon, que establece que una señal de banda limitada puede ser reconstruida sin pérdida si se muestrea al doble de su frecuencia máxima. Sin embargo, muchas señales naturales presentan una estructura *esparsa* o *compressible* en ciertos dominios, lo que significa que pueden representarse de forma precisa utilizando solo un número reducido de coeficientes no nulos en una base adecuada, como Fourier, wavelets o diccionarios aprendidos.

CS se apoya en esta propiedad de esparsidad para permitir la adquisición directa en un espacio de dimensión reducida, evitando así registrar todas las muestras explícitamente. Formalmente, consideremos los siguientes elementos:

- $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$: es la señal original de longitud n , que representa el total de puntos de muestreo requeridos en un esquema convencional.
- $\Psi \in \mathbb{R}^{n \times n}$: es una matriz base (como Fourier, DCT o una base aprendida) que permite representar \mathbf{x} en un dominio transformado.
- $\mathbf{s} \in \mathbb{R}^n$: es el vector de coeficientes en la base Ψ , donde se asume que $\mathbf{x} = \Psi\mathbf{s}$. Si la señal es k -esparsa, entonces $\|\mathbf{s}\|_0 = k \ll n$, es decir, solo k componentes de \mathbf{s} son significativamente distintos de cero.
- $\Phi \in \mathbb{R}^{m \times n}$: es la matriz de medición que proyecta la señal de dimensión n a un espacio comprimido de dimensión m , donde típicamente $m \ll n$.
- $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^m$: es el vector de observaciones o mediciones comprimidas.

El modelo de adquisición comprimida se describe como [13, 14]:

$$\mathbf{y} = \Phi\mathbf{x} = \Phi\Psi\mathbf{s}.$$

En este contexto: - n es el número total de muestras que se requerirían en un sistema tradicional (dimensión de la señal original). - k es el número de coeficientes no nulos en la representación esparsa \mathbf{s} (nivel de esparsidad). - m es el número de mediciones comprimidas realmente adquiridas (tamaño del vector \mathbf{y}), y se cumple que $k \ll m \ll n$ para que el sistema sea subdeterminado pero recuperable.

Dado que el sistema $\mathbf{y} = \Phi\Psi\mathbf{s}$ es subdeterminado (menos ecuaciones que incógnitas), la recuperación de la señal original requiere utilizar algoritmos de reconstrucción que exploten la esparsidad. Algunos de los más utilizados son: - *Basis Pursuit* (minimización ℓ_1), - *Orthogonal Matching Pursuit (OMP)* [29], - Métodos de *aprendizaje de diccionarios* como K-SVD [30, 31].

CS ha despertado un interés creciente en el ámbito del sensado distribuido en fibra óptica, donde la reducción de puntos de adquisición puede traducirse directamente en menores tiempos de medición. En configuraciones como BOTDA [32, 33, 34, 35, 36], y en variantes como Φ -OTDR o reflectometría coherente [37, 38, 39], se ha demostrado que CS permite mantener la resolución y sensibilidad del sistema con menos recursos. No obstante, aún se requieren estudios comparativos más sistemáticos que evalúen su desempeño frente a enfoques convencionales.

2.5.1. Aprendizaje de diccionario

La elección de una base en la que la señal sea esparsa es un componente fundamental de CS. Aunque las bases analíticas como Fourier o wavelets son ampliamente utilizadas, su desempeño puede ser limitado si no reflejan bien las particularidades de las señales bajo estudio. En estos casos, una alternativa eficaz es el *aprendizaje de diccionario* (*Dictionary Learning*) [40], el cual permite construir bases personalizadas a partir de datos reales.

Este enfoque busca construir una matriz $D \in \mathbb{R}^{n \times M}$ —llamada *diccionario*— cuyas columnas (o *átomos*) representen patrones recurrentes en un conjunto de entrenamiento. Cada señal puede representarse como una combinación lineal esparsa de estos átomos. Si se dispone de un conjunto de señales $\{\mathbf{x}_i\}_{i=1}^p$, cada una de dimensión n , agrupadas en una matriz $X_{\text{train}} \in \mathbb{R}^{n \times p}$, el objetivo es encontrar una representación esparsa $S \in \mathbb{R}^{M \times p}$ tal que [30]:

$$\min_{D,S} \|X_{\text{train}} - DS\|_F^2 \quad \text{sujeto a} \quad \|\mathbf{s}_i\|_0 \leq k, \quad \forall i = 1, \dots, p, \quad (2.9)$$

donde:

- n es la dimensión de cada señal original.
- M es el número de átomos del diccionario (típicamente $M \geq n$).
- p es la cantidad de señales de entrenamiento.
- $D \in \mathbb{R}^{n \times M}$ es el diccionario aprendido.
- $S \in \mathbb{R}^{M \times p}$ contiene los vectores esparsos \mathbf{s}_i como columnas.
- $\|\cdot\|_F$ denota la norma de Frobenius.
- $\|\mathbf{s}_i\|_0 \leq k$ restringe el número de coeficientes distintos de cero en cada codificación.

Este modelo es conceptualmente equivalente a representar cada señal como $\mathbf{x}_i = D\mathbf{s}_i$, de manera similar al modelo $\mathbf{x} = \Psi\mathbf{s}$ presentado en la Sección 2.5, pero con una base aprendida directamente a partir de los datos en lugar de predefinida.

Uno de los métodos más utilizados para resolver este problema es **K-SVD** [30], que alterna iterativamente entre:

- **Codificación esparsa:** se mantiene D fijo y se estima cada \mathbf{s}_i , por ejemplo mediante *Orthogonal Matching Pursuit* (OMP) [29].
- **Actualización del diccionario:** se mantiene S fijo y se ajustan los átomos de D utilizando descomposición en valores singulares sobre los residuos.

Esta estrategia ha mostrado mejoras sustantivas respecto a las bases estándar, especialmente en señales estructuradas o con componentes no periódicos. En aplicaciones BOTDA, el uso de diccionarios entrenados ha permitido aumentar la fidelidad de la reconstrucción y reducir el número de muestras necesarias [41], demostrando que una elección informada de la base puede mejorar significativamente el desempeño del sistema CS.

2.5.2. Muestreo

Una vez definido el dominio en el que la señal es esparsa, el siguiente paso en CS es el proceso de adquisición o muestreo. A diferencia del muestreo clásico basado en tasas uniformes (como el criterio de Nyquist), el muestreo en CS se basa en adquirir mediciones lineales no estructuradas que capturen la información esencial de la señal, con una cantidad de muestras mucho menor que su longitud original.

Este proceso se lleva a cabo mediante una matriz de medición $\Phi \in \mathbb{R}^{m \times n}$ que proyecta la señal original $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ a un espacio comprimido de dimensión $m \ll n$. Si la señal es esparsa en una base $\Psi \in \mathbb{R}^{n \times n}$, tal que $\mathbf{x} = \Psi \mathbf{s}$ con $\|\mathbf{s}\|_0 = k \ll n$, el modelo de adquisición se expresa como:

$$\mathbf{y} = \Phi \mathbf{x} = \Phi \Psi \mathbf{s},$$

donde: - $\mathbf{s} \in \mathbb{R}^n$ es la representación esparsa de la señal, - $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^m$ son las mediciones adquiridas, - $\Theta = \Phi \Psi \in \mathbb{R}^{m \times n}$ representa la matriz efectiva del sistema de adquisición.

Para que estas proyecciones preserven suficiente información de la señal esparsa, la matriz Φ debe cumplir ciertas condiciones que garanticen la *estabilidad de la reconstrucción*. Una de las propiedades fundamentales es la *Restricted Isometry Property* (RIP) [28, 14], que asegura que las distancias euclidianas entre vectores k -esparcos se mantengan aproximadamente después de la proyección:

$$(1 - \delta_k) \|\mathbf{u}\|_2^2 \leq \|\Phi \mathbf{u}\|_2^2 \leq (1 + \delta_k) \|\mathbf{u}\|_2^2, \quad \forall \mathbf{u} \text{ con } \|\mathbf{u}\|_0 \leq k,$$

donde δ_k es la constante de isometría restringida del orden k .

Aunque verificar que una matriz cumple RIP es computacionalmente costoso, se ha demostrado que muchas matrices aleatorias (por ejemplo, con entradas gaussianas normalizadas o distribuciones de Bernoulli) satisfacen esta propiedad con alta probabilidad si $m \gtrsim k \log(n/k)$. Esta característica ha motivado el uso generalizado de matrices aleatorias como matrices de muestreo en aplicaciones prácticas.

En el contexto del sensado distribuido, esta estrategia permite reducir significativamente la carga de adquisición y procesamiento, sin comprometer la calidad de la información recuperada. Esta ventaja resulta especialmente relevante en sistemas donde existen restricciones de tiempo, recursos computacionales o capacidad de almacenamiento.

2.5.3. Reconstrucción

La etapa final de CS consiste en recuperar la señal original a partir de las mediciones comprimidas $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^m$. Recordando que $\mathbf{y} = \Phi \Psi \mathbf{s} = \Theta \mathbf{s}$, donde $\Theta \in \mathbb{R}^{m \times n}$ y $\mathbf{s} \in \mathbb{R}^n$ es un vector k -esparso con $k \ll n$, el sistema es subdeterminado ($m < n$) y no tiene solución única sin imponer restricciones adicionales.

Para resolver este problema, se explota la esparsidad de \mathbf{s} mediante algoritmos de optimización que buscan la solución más esparsa consistente con las observaciones. Los principales enfoques se agrupan en dos categorías:

1. **Optimización convexa.** Este enfoque reformula el problema como una minimización de la norma ℓ_1 , que actúa como una relajación convexa de la minimización de la norma ℓ_0 , intratable en general. El problema se plantea como:

$$\hat{\mathbf{s}} = \arg \min_{\mathbf{s} \in \mathbb{R}^n} \|\mathbf{s}\|_1 \quad \text{sujeto a} \quad \|\Theta \mathbf{s} - \mathbf{y}\|_2 \leq \epsilon, \quad (2.10)$$

donde $\epsilon \geq 0$ representa una tolerancia al ruido o error de medición. Este problema puede resolverse mediante algoritmos como:

- *Basis Pursuit Denoising (BPDN)*,
- *LASSO (Least Absolute Shrinkage and Selection Operator)*,
- Métodos iterativos como *ADMM (Alternating Direction Method of Multipliers)*.

2. **Algoritmos voraces (*greedy*)**. Estos métodos construyen la solución esparsa de forma iterativa, seleccionando en cada paso los componentes más relevantes del soporte de \mathbf{s} . El más conocido es el método *Orthogonal Matching Pursuit (OMP)* [42], que funciona de la siguiente forma:

En cada iteración, se elige la columna θ_j de Θ (también llamada *átomo*) que tiene la mayor correlación con el residuo actual \mathbf{r} , y se actualiza la solución mediante una proyección ortogonal. El proceso se repite hasta alcanzar una condición de parada (número de elementos k o error tolerado). Su formulación puede expresarse como:

$$\text{Dado } \mathbf{y} \approx \Theta \hat{\mathbf{s}}, \quad \text{buscar } \hat{\mathbf{s}} \text{ con soporte } \zeta \subset \{1, \dots, n\}, \quad |\zeta| = k, \quad (2.11)$$

donde ζ indica el conjunto de índices seleccionados, y la estimación de la señal se obtiene por mínimos cuadrados restringidos a las columnas seleccionadas:

$$\hat{\mathbf{s}}_\zeta = \arg \min_{\mathbf{z} \in \mathbb{R}^k} \|\mathbf{y} - \Theta_\zeta \mathbf{z}\|_2^2.$$

Ambos métodos permiten recuperar señales esparsas con alta fidelidad, siempre que: - el número de mediciones m sea suficiente respecto al nivel de esparsidad k (por ejemplo, $m \gtrsim k \log(n/k)$), - la matriz $\Theta = \Phi\Psi$ satisfaga propiedades como RIP.

La elección del método depende del equilibrio deseado entre exactitud, tiempo de cómputo y robustez frente al ruido. En general, los métodos convexos ofrecen mayor estabilidad y precisión, mientras que los métodos voraces suelen ser más rápidos y fáciles de implementar.

Con esta etapa de reconstrucción se completa el esquema de *Compressed Sensing*, permitiendo adquirir señales de alta dimensión mediante un número reducido de mediciones, con aplicaciones efectivas en entornos con restricciones de tiempo, almacenamiento o ancho de banda, como el sensado distribuido por fibra óptica.

3. BOTDA estándar

3.1. Implementación

El desarrollo experimental de este trabajo se inicia con la implementación de un sistema BOTDA en el laboratorio de la universidad, con el objetivo de diseñar un sensor distribuido en fibra óptica capaz de detectar variaciones de temperatura y tensión (strain), y alcanzar las mejores prestaciones posibles en términos de sensibilidad, estabilidad y resolución espacial.

Si bien se dispone de una base teórica sólida, la transición hacia la implementación práctica requiere familiarizarse con el manejo de equipos y técnicas específicas del ámbito de la óptica aplicada. Este proceso implica no solo adquirir conocimientos técnicos, sino también desarrollar criterios de ensamblaje, alineación y calibración adecuados para garantizar la correcta operación del sistema.

Afortunadamente, el laboratorio cuenta con la mayoría de los componentes esenciales para construir un sistema BOTDA funcional. A partir de esto, se inicia un trabajo progresivo de ensamblaje, comenzando con pruebas individuales sobre los principales módulos ópticos y eléctricos. Estas primeras etapas permiten caracterizar el comportamiento y las limitaciones de cada componente. A medida que se integran los módulos, el sistema adquiere complejidad, requiriendo un proceso iterativo de ajustes hasta alcanzar un esquema final estable y de alto rendimiento.

El montaje se realiza sobre una mesa óptica Thorlabs, e involucra tres equipos ópticos, tres equipos eléctricos y nueve componentes ópticos pasivos, interconectados mediante cables de fibra óptica tipo *patch cord*. La sección de prueba incluye una bobina de fibra de 50 km dispuesta en un contenedor protegido, la cual constituye el medio físico para la propagación de las señales y la medición distribuida.

La disposición física de cada componente en la mesa es crítica, ya que influye en la estabilidad mecánica, la trayectoria óptica y la facilidad de acceso durante las pruebas. Uno de los primeros desafíos es establecer correctamente las conexiones entre equipos activos y componentes pasivos, siguiendo el diseño del esquema experimental.

Previo a cada conexión, es fundamental verificar el estado de los conectores ópticos. Una limpieza inadecuada puede afectar la calidad de la señal e incluso dañar permanentemente los dispositivos. Para ello, se realiza una inspección mediante microscopio, y en caso necesario, se utiliza limpiador especializado para eliminar impurezas. Este procedimiento debe repetirse en cada una de las conexiones realizadas durante el montaje.

Las primeras pruebas se orientan a la caracterización individual de los módulos, con el fin de identificar condiciones de operación seguras y eficientes. Este análisis permite establecer rangos de funcionamiento y parámetros óptimos para cada componente.

En cuanto al láser, este se conecta mediante una fuente estándar de 220 VAC y se configura con los valores apropiados de potencia y frecuencia. A partir de este punto, el haz láser es guiado a través de los distintos módulos ópticos, permitiendo la interacción necesaria para la generación y detección de la señal Brillouin.

En las secciones siguientes se describirán detalladamente los componentes utilizados, los parámetros de configuración aplicados, y el sistema de sincronización entre señales, clave para el correcto funcionamiento del sensor.

3.1.1. Esquema

La Figura 14 muestra el esquema experimental final del sistema BOTDA implementado. Este diseño fue desarrollado y dispuesto sobre una mesa óptica, incorporando los componentes ópticos y electrónicos necesarios para realizar mediciones distribuidas con una resolución espacial de 2 metros a lo largo de 50 km de fibra óptica.

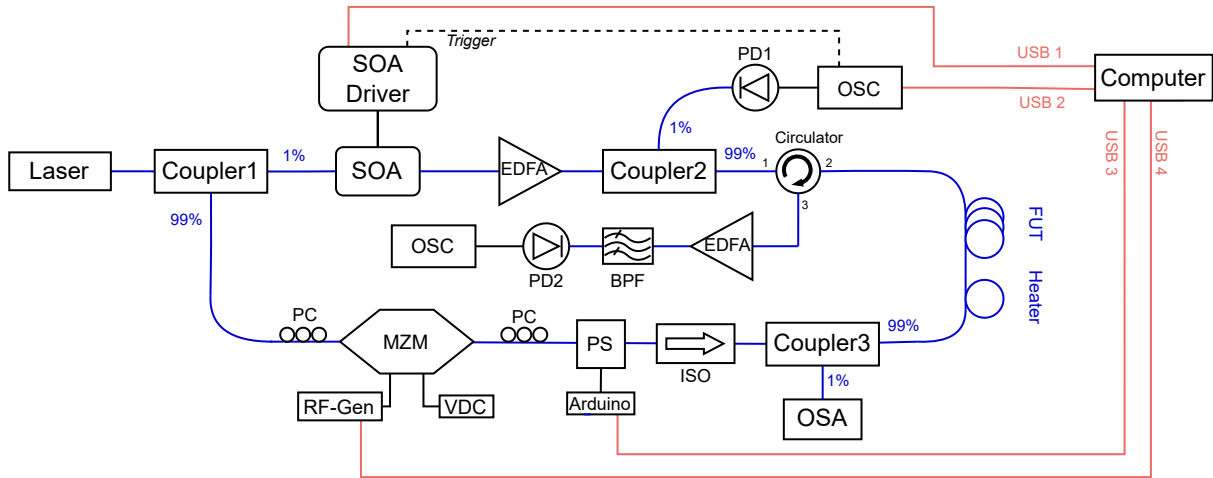


Figura 14: Esquema experimental BOTDA. SOA: Semiconductor Optical Amplifier, EDFA: Erbium Doped Fiber Amplifier, PD: Photodetector, MZM: Mach-Zehnder Modulator, RF-Gen: Radio Frequency Generator, PS: Polarization Switch, ISO: Isolator, PC: Polarization Controller, OSC: Osciloscopio, OSA: Optical Spectrum Analyzer, FUT: Fiber Under Test, BPF: Band Pass Filter.

El sistema puede estructurarse en tres ramas funcionales:

1. Rama de bombeo (pulso óptico):

La generación del pulso óptico se realiza a partir de la salida del 1% del **Coupler1**, donde la señal continua proveniente del láser es modulada mediante un amplificador óptico semiconductor (**SOA**). Este componente es controlado por el **SOA Driver**, que permite configurar parámetros como el ancho del pulso, la corriente de operación y la tasa de repetición. El modo *trigger interno* del driver posibilita la sincronización con el osciloscopio (**OSC**). Cabe señalar que los tiempos de subida y bajada del pulso no son configurables en este dispositivo.

La señal pulsada es posteriormente amplificada mediante un **EDFA** tipo *pre-amplifier*, el cual ofrece un mejor desempeño para señales pulsadas en comparación con los amplificadores *in-line*. Para monitorear la forma del pulso, se emplea el **Coupler2** junto con un fotodetector (**PD1**), cuya salida se visualiza en el **OSC**. Esta metodología permite estimar con mayor precisión la potencia pico del pulso, superando las limitaciones de los medidores de potencia promedio (*powermeter*). La calibración de la potencia óptica inyectada se extiende hasta la salida del **Circulator**, con el fin de maximizar la potencia pero evitando fenómenos indeseados como la *Modulation Instability* (MI).

2. Rama de sondeo (RF):

Desde la salida del 99 % del **Coupler1**, la señal continua es dirigida hacia un controlador de polarización (**PC**) y posteriormente modulada mediante un modulador tipo Mach-Zehnder (**MZM**). Este último es alimentado por una señal de radiofrecuencia de aproximadamente 11 GHz, generada por el equipo **RF-Gen**, con el propósito de crear bandas laterales desplazadas en frecuencia, condición necesaria para activar el fenómeno SBS.

La modulación genera dos bandas laterales y una portadora. El punto de operación del **MZM**, ajustado mediante un voltaje *bias* DC (**VDC**), permite suprimir la portadora y maximizar la potencia en las bandas laterales, en concordancia con el esquema de doble banda lateral descrito en el Sección 2.4.5

Para mitigar el *polarization fading* causado por la birrefringencia de la fibra, se incorpora un conmutador de polarización (**PS**), el cual rota el estado de polarización 90° entre mediciones. Esto asegura que, si en una configuración ocurre mínima interacción bomba-sonda, en la orientación ortogonal se maximiza. El **PS** es controlado por un **Arduino**, que entrega 0 V o 5 V según el estado. Además, este dispositivo incluye internamente un polarizador de entrada, lo que requiere el uso de un segundo **PC** para ajustar previamente la polarización a la entrada del **PS**.

La señal de sondeo ingresa al extremo opuesto de la fibra bajo prueba (**FUT**) a través de un aislador óptico (**ISO**), el cual garantiza la propagación unidireccional y bloquea reflejos no deseados como también el pulso de bombeo hacia la rama de sondeo.

Finalmente, se incluye un analizador de espectro óptico (**OSA**) conectado a la salida del 1 % del **Coupler3**. Este equipo permite verificar la correcta generación de las bandas laterales y supervisar la supresión de la portadora. El punto de operación del **MZM** puede variar debido a fluctuaciones térmicas, por lo que se recomienda su revisión periódica durante sesiones prolongadas de medición.

3. Rama de recepción:

La sonda amplificada por Brillouin en la fibra, llega a la etapa de recepción con muy baja potencia, por lo tanto, es amplificada mediante un segundo **EDFA**. A continuación, se emplean dos filtros pasa banda ópticos (**BPF**) en cascada, centrados en la frecuencia de una de las bandas laterales. Esto permite atenuar eficientemente el ruido espontáneo amplificado (**ASE**), así como la portadora y la banda lateral no utilizada.

La señal resultante se detecta con el fotodetector **PD2**. Debido a su fuerte componente en DC, se utiliza acoplamiento en modo AC en el osciloscopio (**OSC**) para mejorar la resolución vertical. Simultáneamente, se registra la señal V^+ en otro canal del **OSC** con acoplamiento DC, a fin de conservar una referencia del nivel continuo (promedio) de la sonda que llega al fotodetector.

3.1.2. Parámetros de configuración de instrumentos

La fuente láser empleada presenta una potencia de salida de 12 dBm y una longitud de onda central de 1550.36 nm. Esta longitud de onda fue seleccionada para ajustarse a las características de los filtros pasa banda utilizados en el sistema, los cuales poseen una respuesta fija. Por lo tanto, la frecuencia del láser debe sintonizarse cuidadosamente para garantizar una atenuación adecuada de la señal portadora. Con esta configuración se logra captar el perfil de la señal de pérdida de Brillouin (BLS), en el procesamiento posterior se corrige su polaridad y se considera como el Brillouin Gain Spectrum (BGS) sin pérdida de generalidad.

Para la generación de pulsos, el **SOA Driver** fue configurado con un ancho de pulso eléctrico de 23 ns, lo cual entrega un ancho óptico efectivo de 20 ns. Esto permite alcanzar una resolución espacial de 2 m. La corriente de operación se fijó en 600 mA, valor que ofrece un buen desempeño en cuanto a forma y amplitud del pulso. La tasa de repetición fue ajustada a 1.6 kHz, en concordancia con la frecuencia máxima admisible para una fibra de 50 km, definida por:

$$f_{\max} = \frac{c}{2Ln_{\text{eff}}} = \frac{3 \times 10^8}{2 \times 50000 \times 1,468} \approx 2044 \text{ Hz}, \quad (3.1)$$

donde $n_{\text{eff}} = 1,468$ representa el índice de refracción efectivo de la fibra. Se elige una frecuencia de disparo de 1.6 kHz para facilitar la sincronización con un número entero de muestras por traza, dado que el **SOA Driver** permite configurar directamente la frecuencia pero no el período.

A través del esquema de monitoreo óptico implementado, se ajustó la ganancia del **EDFA**, que amplifica el pulso, de manera que la potencia óptica a la entrada de la fibra se aproximara a 20 dBm, evitando así efectos no deseados como *Modulation Instability*.

En cuanto a la rama de sondeo, se consideró inicialmente el uso de un amplificador de señal RF para alcanzar los niveles óptimos de potencia en las bandas laterales. Sin embargo, este equipo introdujo un ruido espectral adicional en torno a los 300 kHz, el cual se acoplaba a la traza completa. Dado que este ruido es difícil de eliminar mediante filtrado eléctrico —por la estrechez del margen y la necesidad de preservar componentes en torno a los 11 GHz—, se optó por remover el amplificador y utilizar directamente el generador de RF (**RF-Gen**) a su máxima potencia de salida (20 dBm), conectado directamente al **MZM**.

Como resultado, se generaron bandas laterales con una potencia de aproximadamente -7 dBm. Debido a que la fibra utilizada presenta una ganancia Brillouin superior a la estándar, incluso se redujo la potencia de las bandas laterales, logrando así un sistema estable y con buen rendimiento global.

En la configuración final se realizaron 512 promedios por estado de polarización, con una tasa de muestreo de 100 MSa/s. Esta configuración permite obtener un punto por cada metro a lo largo de los 50 km de fibra bajo prueba (**FUT**, marca *Corning*), generando un total de 70,000 puntos por traza en una ventana temporal de 700 μ s.

Por último, se implementó un filtrado analógico por hardware de 200 MHz en el **OSC**, valor inferior a la respuesta de los fotodetectores (350 MHz). Dado que el muestreo se realiza a 100 MSa/s, no es posible aplicar un filtrado digital efectivo en la banda entre 50 MHz y 200 MHz, lo que puede resultar en aliasing de ruido proveniente de esa región espectral.

3.1.3. Sincronización de equipos

Como se ha descrito previamente, el escaneo del espectro BGS implica barrer frecuencias en pasos regulares. En este trabajo se exploró un ancho total de 200 MHz con incrementos de 1 MHz, lo que implica 200 mediciones independientes por polarización. Si se realiza el proceso de forma manual, esto representa 400 adquisiciones consecutivas, lo que resulta inviable desde el punto de vista práctico.

Para automatizar este procedimiento, se desarrolló un sistema de sincronización utilizando el entorno *LabVIEW*, instalado en el **Computer**. El programa permite coordinar la operación de los equipos **RF-Gen**, **Arduino** y **OSC**. Cabe destacar que el **SOA-Driver** no requiere intervención dinámica durante las mediciones, ya que permanece configurado de forma estática con su software propio.

El diagrama funcional que describe la lógica de sincronización del sistema se muestra en la Figura 15.

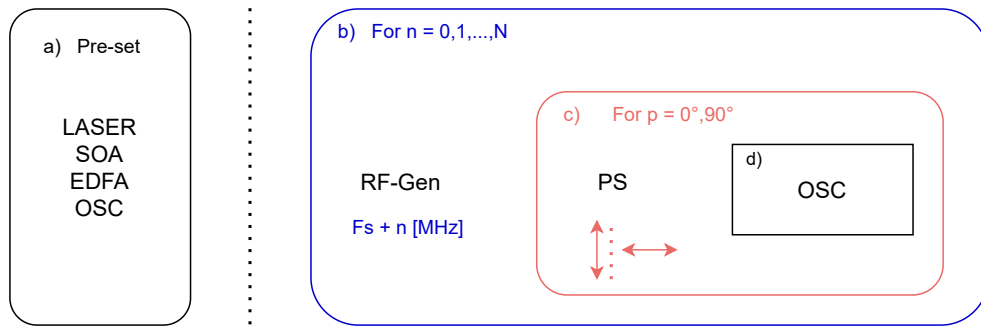


Figura 15: Esquema sintetizado del programa en LabVIEW.

El flujo del programa se organiza en tres bloques:

- a) **Pre-set:** Inicialización de parámetros de los equipos principales. Para el **Laser**, se fija la longitud de onda y potencia; para el **SOA**, el ancho de pulso, la corriente y la frecuencia de repetición; para el **EDFA**, la ganancia de salida; y para el **OSC**, los parámetros de trigger, acoplamiento (AC), filtrado electrónico y cantidad de promediados.
- b) **Bucle principal en frecuencia:** Iteración sobre los valores de frecuencia de sondeo $f_s + n$, con incrementos de 1 MHz.
- c) **Cambio de polarización:** Para cada frecuencia, se adquiere una traza con polarización $p = 0^\circ$ y otra con $p = 90^\circ$, alternando el estado del **PS** mediante el **Arduino**.

La rutina general implementada puede describirse como:

1. Se fija la frecuencia inicial $f_s = 10.72$ GHz y se inicializa el incremento $n = 0$.
2. Se envía al **RF-Gen** la frecuencia actual $f_s + n$ mediante comunicación USB.
3. Se establece $p = 0^\circ$ en el **PS**, a través del **Arduino**.

4. Se limpia el buffer de adquisición del **OSC**.
5. Se adquiere la señal (512 promedios) y se guarda en un archivo **.txt**.
6. Se cambia la polarización a $p = 90^\circ$.
7. Se repite la limpieza de buffer.
8. Se adquiere la segunda señal (512 promedios) y se guarda.
9. Se incrementa $n \leftarrow n + 1$ y se repite desde el paso 2 hasta $n = 200$.

La Figura 16 muestra la interfaz gráfica (GUI) desarrollada en *LabVIEW*, desde la cual se controla todo el proceso.

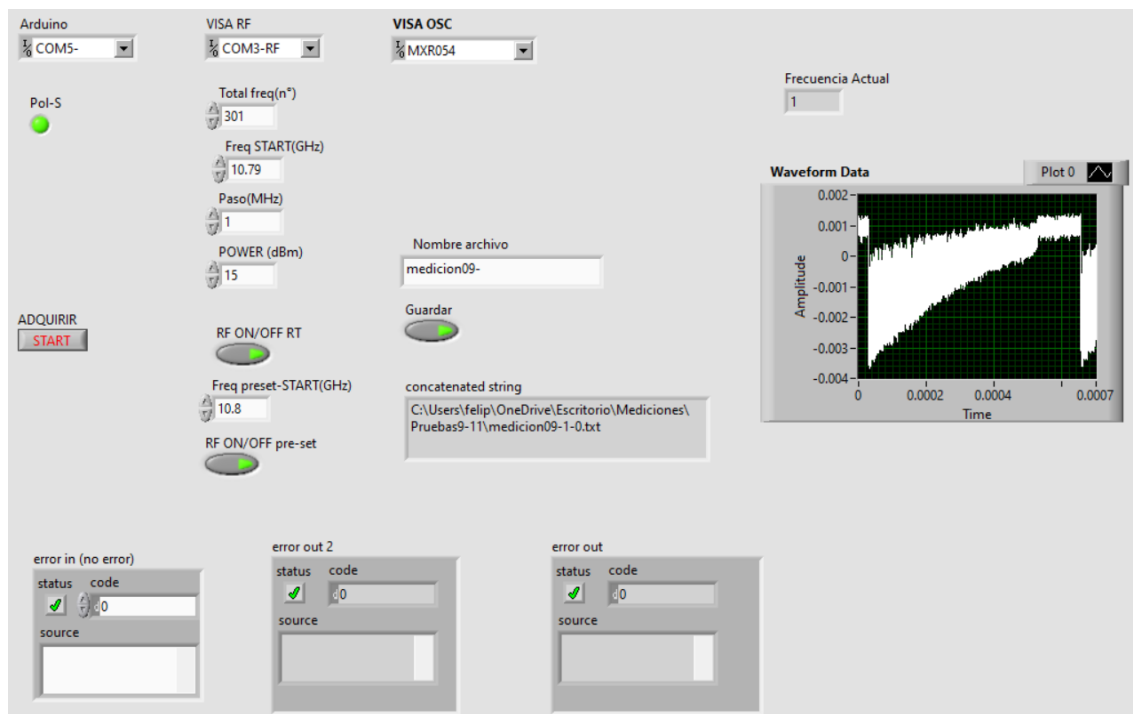


Figura 16: GUI del programa en LabVIEW.

Desde la GUI se definen los parámetros del generador de RF: frecuencia inicial (f_s), incremento de frecuencia, potencia de salida, número total de pasos y una frecuencia de preconfiguración (*preset*) que se emplea para ajustar manualmente la visualización en el **OSC** a la frecuencia de máxima amplitud.

Una vez definidos los parámetros y verificado el funcionamiento en tiempo real, se da inicio al proceso mediante el botón **START**, lo que genera un total de 201 frecuencias (de 10.72 a 10.92 GHz) por cada una de las dos polarizaciones. El proceso completo toma aproximadamente 15 minutos y genera automáticamente los archivos con los datos adquiridos.

3.2. Resultados BOTDA estándar

Las mediciones fueron obtenidas desde la rama de recepción a través del osciloscopio, el cual cuenta con un ancho de banda suficiente para capturar adecuadamente las señales involucradas en el experimento. Este equipo transmite los datos vía USB hacia el **Computer**, donde cada adquisición se guarda en archivos de texto (.txt) de forma automatizada.

El conjunto de datos recopilados comprende:

- Siete configuraciones distintas de promediado: 1024, 512, 256, 128, 64, 32 y 16.
- Para cada promediado, se realizaron cinco mediciones consecutivas a lo largo de toda la fibra bajo prueba (FUT), de 50 km de longitud.
- Adicionalmente, se ejecutaron mediciones localizadas en el extremo final de la fibra, introduciendo un punto caliente (*hotspot*).

Todas las mediciones fueron realizadas utilizando un ancho de pulso óptico fijo de 20 ns y un paso de frecuencia de 1 MHz, cubriendo un total de 200 frecuencias por medición y por polarización.

El procesamiento de datos se realizó en el entorno **MATLAB**, el cual permitió importar y analizar las trazas adquiridas. Cada frecuencia medida cuenta con dos señales correspondientes a las dos polarizaciones ortogonales utilizadas durante la adquisición. Estas señales son tratadas mediante los siguientes pasos:

1. Nivelación de cada traza individual, ajustando su piso de ruido y su ganancia relativa.
2. Suma ponderada de las señales de ambas polarizaciones para compensar el efecto de *polarization fading*.

Este procedimiento se repite para cada uno de los casos de estudio (es decir, para los siete niveles de promediado), así como para las cinco repeticiones correspondientes a cada uno. En total, se procesan:

$7 \text{ promediados} \times 5 \text{ repeticiones} \times 200 \text{ frecuencias} \times 2 \text{ polarizaciones} = 14,000 \text{ trazas en total.}$

A continuación, se presentan y analizan secuencialmente los resultados procesados, destacando las características observadas en la traza BOTDA, el espectro de ganancia Brillouin (BGS), el desplazamiento de frecuencia Brillouin (BFS), y la relación señal/ruido (SNR) en función del número de promedios. También se incluyen los efectos observados en condiciones especiales como la introducción de un *hotspot*.

3.2.1. No linealidades

El rendimiento del sistema BOTDA fue optimizado mediante un ajuste cuidadoso de las potencias involucradas tanto en la señal de bombeo como en la de sondeo. Aunque existen valores teóricos recomendados para evitar la aparición de efectos no deseados, se optó por una exploración empírica con el fin de identificar de forma precisa los límites operativos del sistema y evitar zonas de no linealidad perjudiciales. Esta aproximación permitió establecer condiciones robustas de operación para alcanzar mediciones de alta calidad.

En particular, se analizaron dos fenómenos relevantes que pueden comprometer la linealidad del sistema:

1. La aparición de *Modulation Instability* (MI), inducida por potencias de pulso excesivas.
2. El *agotamiento de bombeo*, ocasionado por una potencia de sonda demasiado elevada.

1. Análisis de Modulation Instability (MI):

Para estudiar el umbral de aparición de MI, se evaluó el comportamiento del sistema a distintas potencias de bombeo. Se introdujo un atenuador óptico a la salida del fotodetector de monitoreo con el fin de evitar saturación en las etapas de adquisición, y se variaron los niveles de potencia mediante la ganancia del amplificador **EDFA**. Cabe destacar que el control de ganancia de este equipo presenta una resolución limitada, por lo que los niveles alcanzables se encuentran discretizados por los pasos de corriente disponibles.

En total se obtuvieron ocho mediciones, cuyos resultados se presentan en la Figura 17.

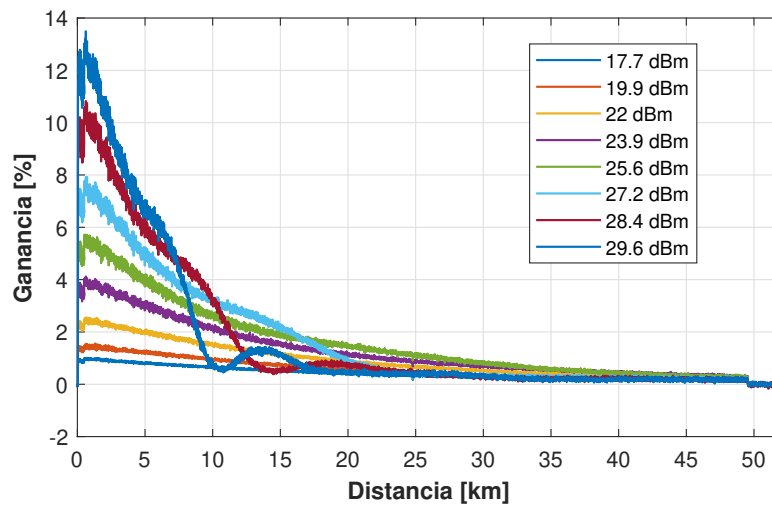


Figura 17: Ganancia Brillouin a distintas potencias de pulsos.

En la figura se puede observar claramente la manifestación del fenómeno MI en aquellas curvas que presentan un comportamiento no monótono o caídas abruptas de ganancia, aun cuando la potencia total es mayor. Esto evidencia que, a partir de cierto umbral, el aumento de potencia deja de ser beneficioso e incluso puede degradar significativamente la calidad de la señal.

Para analizar este comportamiento en detalle, se seleccionaron cuatro casos específicos, presentados en la Figura 18.

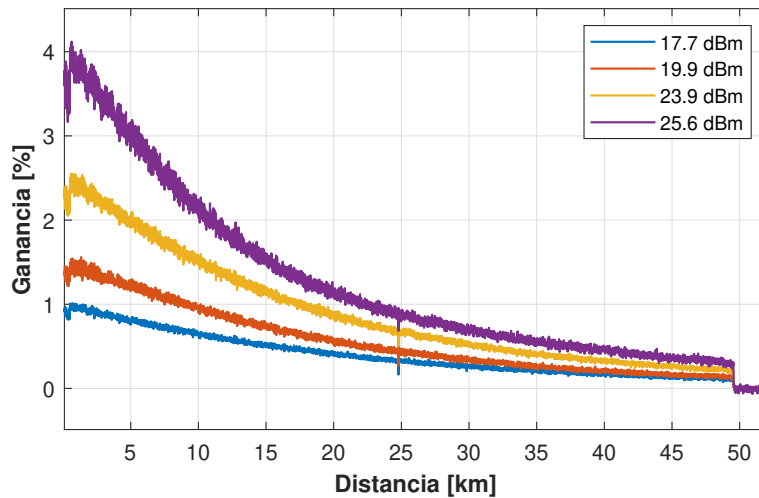


Figura 18: Casos específicos a estudiar.

En particular, se observa que la curva asociada a 25.6 dBm ya evidencia distorsiones atribuibles a MI, perdiendo levemente la forma exponencial esperada. Tras evaluar distintos escenarios, se determinó que la potencia óptima de operación corresponde a 19.9 dBm, ya que ofrece un margen de seguridad frente a no linealidades y se alinea con los valores comúnmente reportados en el estado del arte. Aunque 23.9 dBm también entregaba resultados aceptables, se encontraba muy cercano al umbral de inestabilidad, por lo que se prefirió una opción más conservadora y estable.

2. Agotamiento de la bomba inducido por la señal de sondeo:

El segundo fenómeno abordado fue el agotamiento del pulso de bombeo, ocasionado por una potencia excesiva en la señal de sondeo. Este efecto se relaciona con la transferencia de energía desde la bomba hacia la sonda, proceso que se intensifica cuando la ganancia Brillouin del medio es elevada.

La Figura 19 muestra el espectro medido a 49 km para distintas potencias de sondeo.

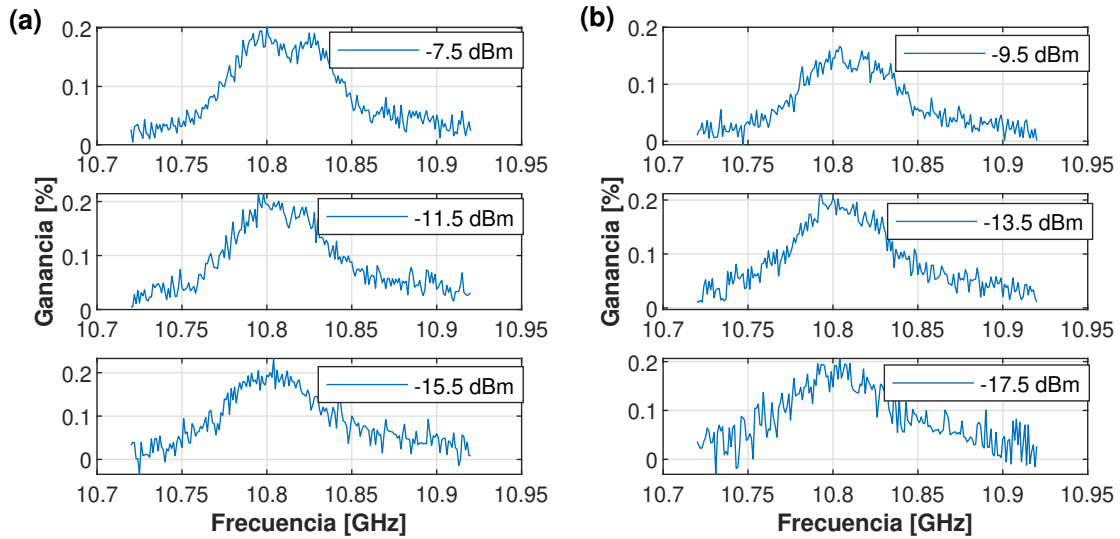


Figura 19: Espectros a 49 km a distintas potencias de sonda.

A modo de referencia, en fibras ópticas estándar se recomienda una potencia de sonda del orden de -7 dBm. No obstante, en este sistema, dicha potencia resultó inadecuada, manifestando claros signos de saturación incluso en niveles tan bajos como -13.5 dBm. Este comportamiento se explica por la alta ganancia Brillouin de la fibra utilizada, la cual alcanza valores del orden del 1.6% al inicio de la traza, el doble de lo habitual.

A partir del análisis espectral se concluyó que una potencia de -14.5 dBm representa un buen compromiso, ya que evita el agotamiento de la bomba y mantiene una relación señal/ruido aceptable. Al igual que en el caso del bombeo, se adoptó un margen de operación más conservador para asegurar estabilidad y reproducibilidad durante las mediciones.

3.2.2. Traza BOTDA

Con el sistema completamente optimizado, se procede al análisis final de las mediciones obtenidas. Estos resultados representan la culminación de las sucesivas etapas de ajuste de componentes, mitigación de no linealidades y refinamiento de parámetros operativos.

La Figura 20 muestra el mapa espectral 3D a lo largo de los 50 km de fibra bajo prueba, donde cada perfil corresponde a la traza del Brillouin Gain Spectrum (BGS) en una frecuencia específica. En total se escanearon 201 frecuencias, desde 10.72 GHz hasta 10.92 GHz, en pasos de 1 MHz. La conversión de la señal adquirida en el osciloscopio (en amplitud AC) a niveles de ganancia porcentuales fue realizada mediante una calibración basada en la potencia de la señal de sondeo.

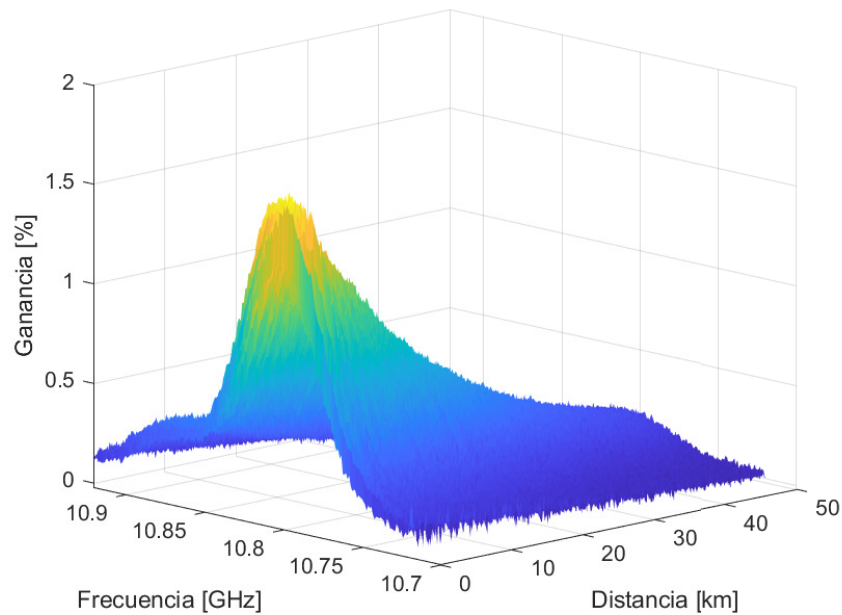


Figura 20: Mapa espectral 3D a lo largo de la fibra.

En este gráfico se aprecia con claridad el comportamiento exponencial decreciente de la ganancia Brillouin con la distancia. La zona crítica del análisis se sitúa hacia el extremo lejano de la fibra, en torno a los 50 km, ya que la calidad de la medición en este sector determina en gran medida la confiabilidad global del sistema. También se observa que las ganancias medidas superan el 1 %, lo cual evidencia que la fibra empleada posee una mayor ganancia Brillouin respecto a fibras estándar (usualmente cercanas a 0.8 %).

Otro aspecto destacable es la homogeneidad del conjunto de trazas obtenidas: no se presentan señales comprometidas por interferencias o artefactos de ruido. Esto marca una mejora considerable frente a las primeras pruebas del sistema, en las cuales se evidenciaban errores causados por ruido introducido por el amplificador de RF. La decisión de reemplazar dicho componente por un generador de RF de bajo ruido resultó ser fundamental para alcanzar estabilidad en las mediciones.

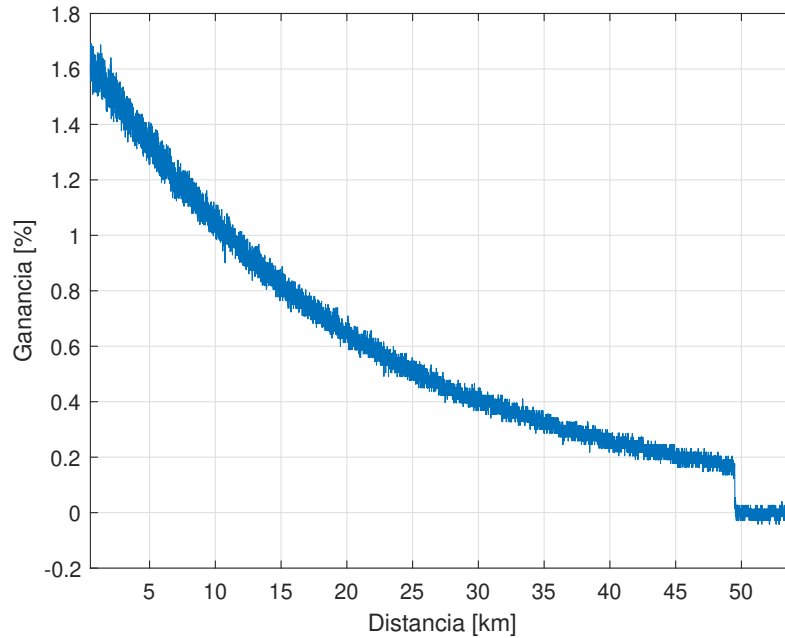


Figura 21: Traza BOTDA en 10.804 GHz, SNR 11.34 dB.

La Figura 21 muestra la traza correspondiente a la frecuencia de 10.804 GHz, que representa el punto de máxima ganancia a lo largo de la fibra. Se observa una caída exponencial bien definida, consistente con el modelo teórico de atenuación Brillouin. También se puede notar que la fibra bajo prueba no alcanza exactamente los 50 km, presentando una longitud efectiva ligeramente menor (aproximadamente 49.5 km).

Es importante destacar que la atenuación observada en la traza no sigue la dependencia común de 2α , que correspondería a la atenuación compuesta de ida y vuelta del pulso. En cambio, el comportamiento observado se alinea con una pendiente asociada a α , debido a que la energía retrodispersada es parcialmente compensada por la señal de sondeo que viaja en dirección opuesta. Esta dinámica mantiene un nivel de interacción más uniforme a lo largo de la fibra, generando un perfil de atenuación suavizado.

Finalmente, se confirma que la ganancia Brillouin inicial alcanza valores cercanos al 1.6 %, valor superior a los típicamente reportados para fibras convencionales. Esta característica sugiere que el sistema tiene potencial para ofrecer un mejor desempeño en aplicaciones de monitoreo a larga distancia, reforzando su utilidad en esquemas distribuidos de alta resolución.

3.2.3. Signal-to-Noise Ratio (SNR)

Una métrica fundamental en sensores distribuidos es la relación señal-ruido (*Signal-to-Noise Ratio*, SNR), que cuantifica la calidad de la señal respecto al ruido de fondo. En este sistema, se analiza la SNR como función de la distancia y del número de promediados aplicados en el osciloscopio, considerando cada punto de la traza como una medición estadísticamente independiente. Para este propósito, se realizaron cinco mediciones consecutivas por cada caso, permitiendo una evaluación confiable del promedio y la desviación estándar.

En la Figura 22 se presenta la evolución de la SNR a lo largo de la fibra para distintos niveles de promediado. Este se calcula a partir de la traza de máxima ganancia (T_p), obtenida a 10.804 GHz para el caso de 1024 promedios, según la siguiente relación:

$$SNR(z_i) = \frac{\text{mean}(T_p(z_i))}{\text{std}(T_p(z_i))}, \quad (3.2)$$

donde z_i representa cada punto espacial a lo largo de la fibra. Posteriormente, los valores son expresados en decibeles.

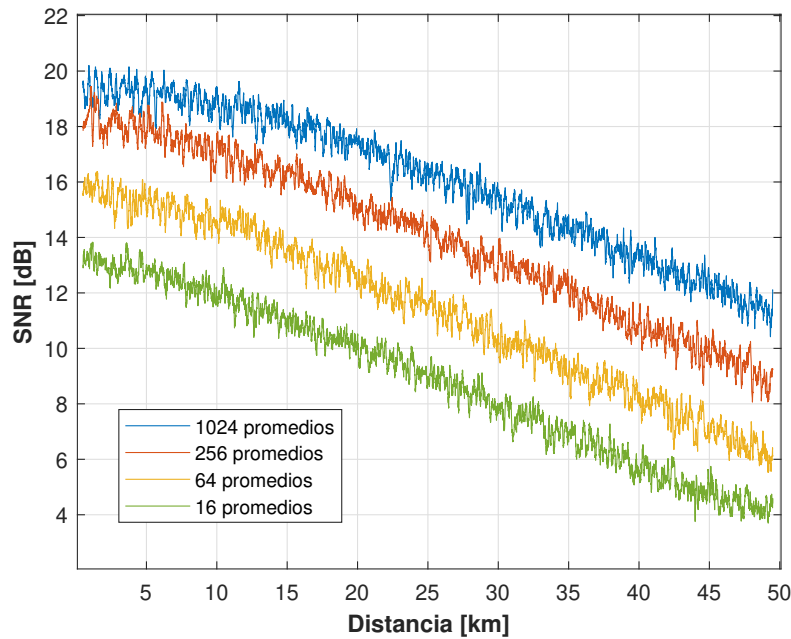


Figura 22: SNR vs distancia, para distintos niveles de promediado.

Se observa un comportamiento casi lineal de la SNR (en escala dB) en función de la distancia, evidenciando un decaimiento progresivo a medida que la señal se atenúa. Asimismo, la SNR decrece sistemáticamente al reducir el número de promedios, en coherencia con la relación teórica $SNR \propto \sqrt{N_{av}}$, donde N_{av} es el número de promediados.

Para profundizar en esta relación, se analizaron siete configuraciones distintas de promediado, cada una considerando ambas polarizaciones. En la Figura 23, se representa el valor final de la SNR para cada caso, mostrando una correspondencia lineal entre la SNR y el logaritmo del número de promedios:

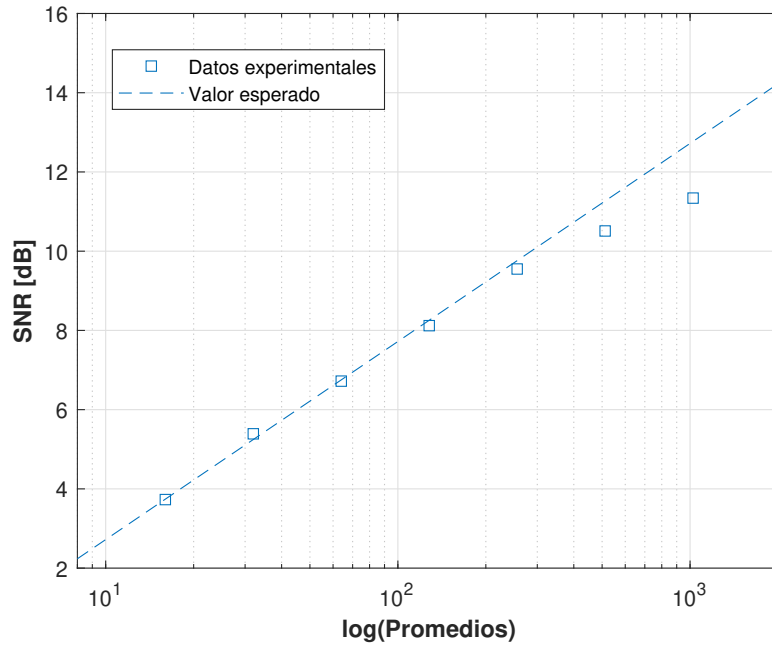


Figura 23: SNR final en función del número de promedios.

La tendencia general es consistente con el modelo teórico, aunque los últimos puntos muestran una leve desviación respecto del comportamiento esperado. Esta discrepancia puede atribuirse al efecto de cuantización del osciloscopio (OSC) en mediciones de muy alta relación señal/ruido, donde la resolución vertical limita la precisión en la estimación de la señal.

A continuación, se resumen los valores medidos de SNR para cada configuración de promediado:

Promedios	SNR [dB]
1024	11,34
512	10,51
256	9,55
128	8,12
64	6,72
32	5,39
16	3,73

Tabla 1: SNR medido para distintos niveles de promediado.

Estos resultados permiten establecer un balance entre calidad de medición y tiempo de adquisición, mostrando que el sistema mantiene una adecuada SNR incluso con un número de promedios moderado, lo cual es relevante para aplicaciones en tiempo real o con restricciones operativas.

3.2.4. Brillouin Gain Spectrum (BGS)

Una vez escaneadas todas las frecuencias, se reconstruye el *Brillouin Gain Spectrum* (BGS) para cada punto a lo largo de la fibra. Este espectro se aproxima a una curva tipo Lorentziana,

aunque no exactamente, debido a factores experimentales y de propagación. En la Figura 24 se comparan dos espectros medidos a 1 km de la fibra, con niveles de SNR significativamente distintos.

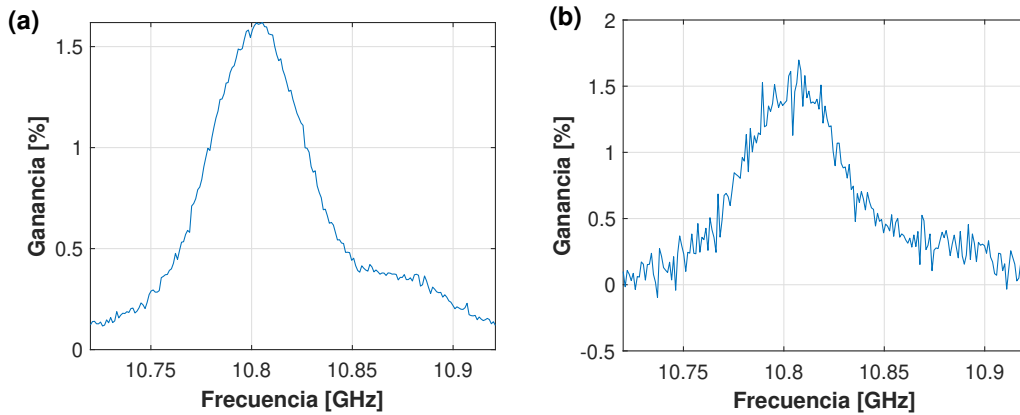


Figura 24: (a) BGS a 1 km de la fibra con 1024 promedios. (b) BGS a 1 km de la fibra con 16 promedios.

Se puede apreciar cómo, a medida que disminuye la SNR, el espectro se degrada en forma y definición, aunque el valor máximo de ganancia Brillouin se mantiene relativamente constante. Esto refleja que la ganancia del medio no se ve afectada directamente por el ruido, pero sí lo hace la capacidad del sistema para medirla con precisión.

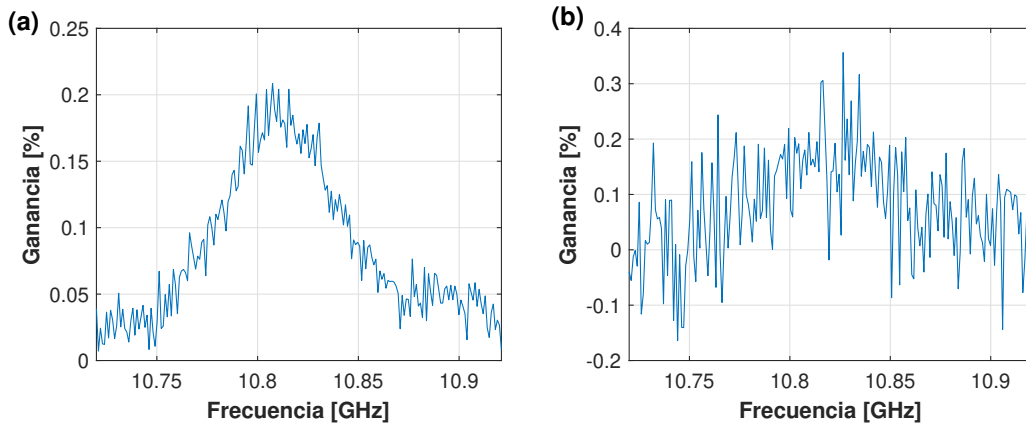


Figura 25: (a) BGS a 49 km de la fibra con 1024 promedios. (b) BGS a 49 km de la fibra con 16 promedios.

En la Figura 25, correspondiente al extremo final de la fibra, se observa una clara disminución de la ganancia Brillouin, que baja hasta aproximadamente 0.2%. Este comportamiento es coherente con la atenuación acumulada a lo largo de los 50 km de fibra, y subraya la importancia de evaluar la calidad espectral en los tramos finales: si la medición es confiable allí, también lo será en el resto de la fibra.

Al analizar la forma espectral a 49 km, se observa un ensanchamiento del BGS, alcanzando aproximadamente 70 MHz en comparación con los 60 MHz observados al inicio de la fibra. Este ensanchamiento se debe principalmente a efectos de modulación no lineal, como la *auto-modulación*

de fase (SPM), inducida por variaciones en la forma del pulso generado por el **SOA**. A medida que el pulso avanza, este efecto se acumula, afectando la nitidez del espectro.

Además, se detecta un leve peak a la derecha de el espectro, visible tanto en las Figuras 24 como 25. Esta segunda componente, de menor ganancia y frecuencia ligeramente superior, se atribuye a una onda acústica secundaria generada por la fibra utilizada (marca *Corning*). Esta característica particular fue tenida en cuenta en los análisis de reconstrucción por *Compressed Sensing* descritos en el Capítulo 4, dado su impacto en la fidelidad espectral.

3.2.5. Brillouin Frequency Shift (BFS)

La información relevante del sistema se obtiene a partir de la posición espectral en que se encuentra el BGS. Para estimar este valor, se emplea un ajuste parabólico que permite calcular la frecuencia en la que ocurre el máximo del espectro. Esta estimación se realiza punto a punto a lo largo de la fibra, generando así el perfil denominado *Brillouin Frequency Shift* (BFS).

La estimación de la BFS se realiza mediante el siguiente ajuste parabólico a la señal BGS:

$$y(x) = ax^2 + bx + c, \quad (3.3)$$

donde los coeficientes a , b y c se obtienen a través de un ajuste por mínimos cuadrados. La posición del máximo de esta parábola, correspondiente al BFS, se determina mediante:

$$\frac{dy}{dx} = 2av_B + b \Rightarrow v_B = -\frac{b}{2a}. \quad (3.4)$$

Para garantizar una estimación confiable del pico, el ajuste debe realizarse sobre un número suficiente de puntos centrados alrededor del máximo. Un valor típico adecuado es el correspondiente al ancho a media altura del espectro (FWHM), que en este caso es de aproximadamente 70 MHz [20].

Dado que la fibra no es perfectamente homogénea, el perfil BFS no es simétrico a lo largo de la fibra. Es decir, si se considera una fibra con extremos A y B, el perfil obtenido al inyectar el bombeo desde A difiere del obtenido al invertir los extremos. En la Figura 26 se presentan ambos perfiles.

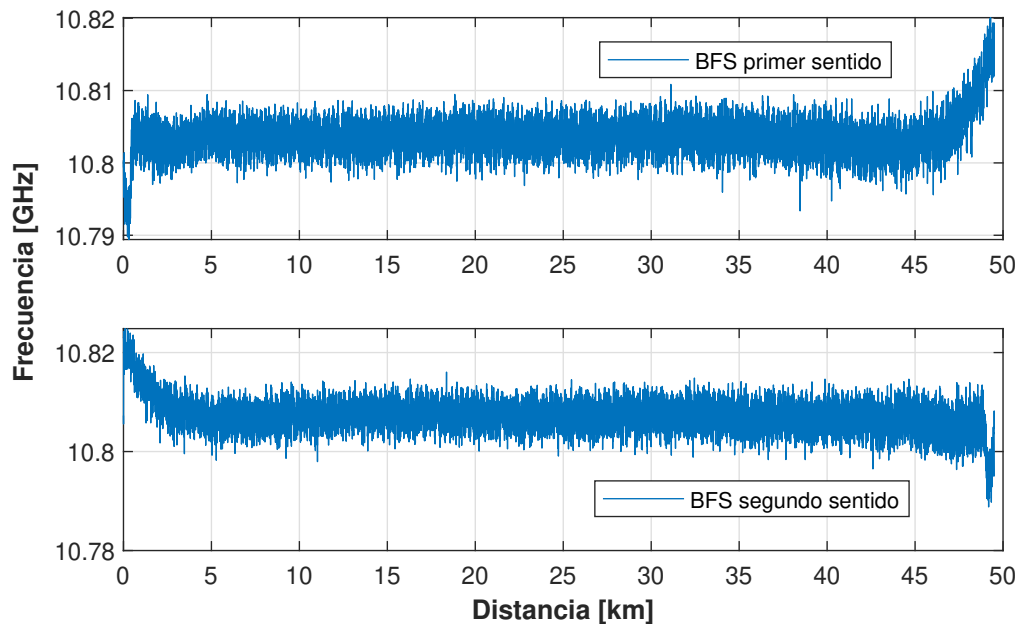


Figura 26: Perfil BFS vs Distancia para una señal de SNR 11.34 dB. Arriba: primer sentido de la fibra. Abajo: sentido contrario de la fibra.

En la Figura 26 se observa que, al medir en ambos sentidos, se mantiene la forma general del perfil, pero con una inversión espacial. En la medición superior, correspondiente al sentido $A \rightarrow B$, se aprecia un incremento de la BFS en los últimos kilómetros, alcanzando valores cercanos a los 10.82 GHz. Este comportamiento sugiere la presencia de corrimientos involuntarios introducidos durante el proceso de fabricación y/o embobinado de la fibra. Dado que estos desplazamientos no afectan significativamente las aplicaciones en telecomunicaciones, generalmente no son considerados ni corregidos durante la etapa de producción.

Al invertir el sentido de medición ($B \rightarrow A$), este corrimiento se manifiesta al inicio, lo cual refuerza la hipótesis de que se trata de una característica estructural intrínseca de la fibra, y no de un error de medición.

Por otro lado, el ancho del perfil BFS no está determinado únicamente por ruido, sino también por efectos de tensión mecánica (*strain*) generada por la curvatura de la fibra al ser enrollada. Este fenómeno induce variaciones periódicas de la BFS a lo largo del eje longitudinal. Este comportamiento se ilustra en la Figura 27.

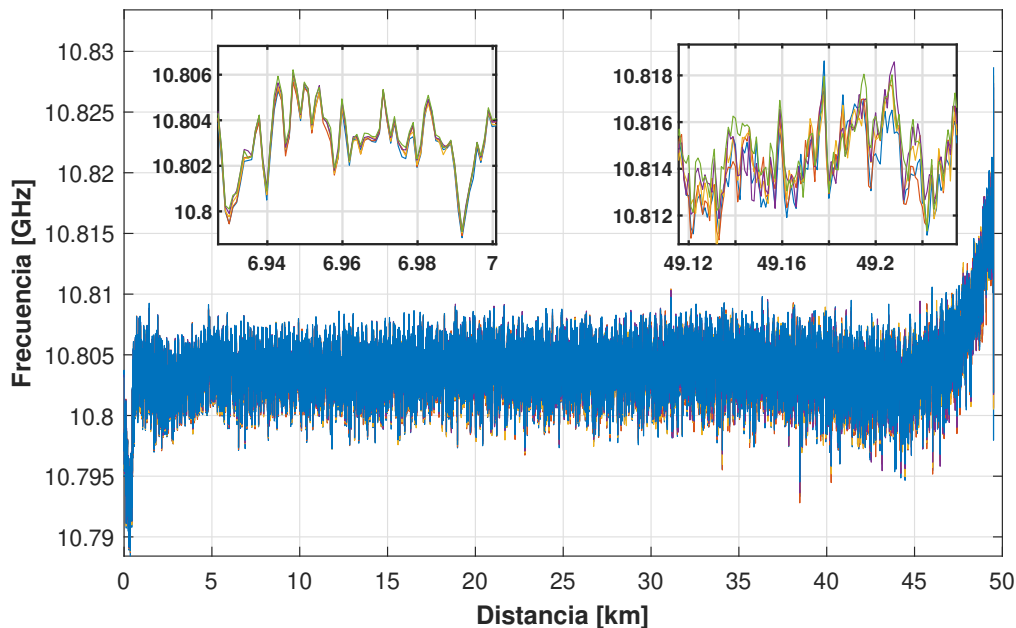


Figura 27: Perfil BFS vs Distancia para cinco realizaciones.

En la Figura 27, las cinco curvas representan mediciones independientes del perfil BFS. La subfigura izquierda muestra un acercamiento a los 7 km de fibra, donde se aprecia una oscilación regular, común a todas las realizaciones, lo que indica que no es producto del ruido sino una característica estructural.

En la subfigura derecha, centrada en los 49 km, se observa un mayor nivel de dispersión entre las realizaciones, lo cual se asocia a una mayor incertidumbre en la estimación de la BFS a mayores distancias, fenómeno que será analizado en la sección siguiente.

3.2.6. Incertidumbre (σ)

Para caracterizar la precisión del sistema de medición, sin verse afectada por desplazamientos sistemáticos del *Brillouin Frequency Shift* (BFS) inducidos por variaciones térmicas lentas, se define la incertidumbre como la desviación estándar centrada. Específicamente, a partir de cinco mediciones consecutivas de la BFS en cada punto espacial de la fibra, se calcula la desviación estándar una vez removido el valor medio local. Esta corrección permite aislar la dispersión estadística asociada al ruido de medición, descartando variaciones lentas de la BFS debidas a cambios ambientales durante la adquisición.

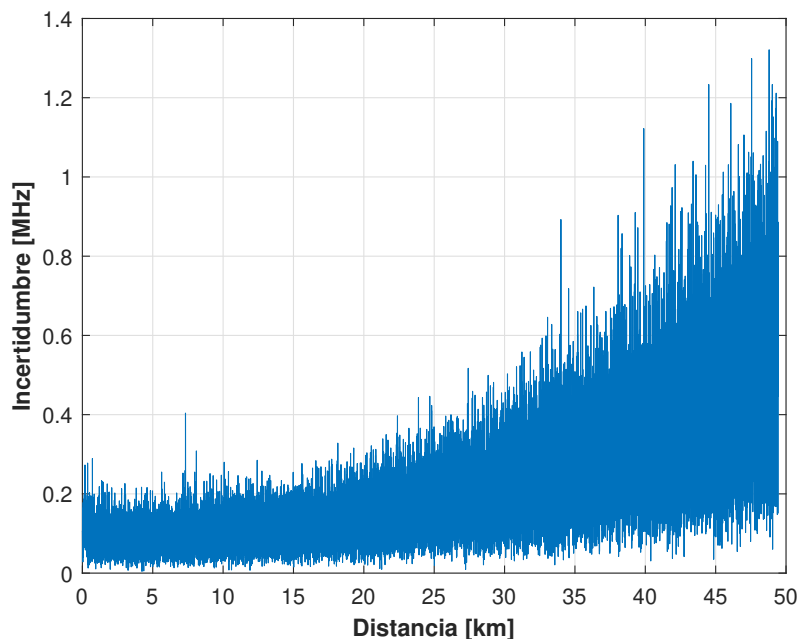


Figura 28: STD vs distancia para SNR 11.34 dB

En la Figura 28 se observa que la incertidumbre presenta un crecimiento progresivo a lo largo de la fibra, lo que concuerda con la atenuación exponencial de la SNR en función de la distancia. Este comportamiento es consistente con la dependencia teórica descrita en la ecuación 2.6, donde la incertidumbre está determinada tanto por el paso en frecuencia como por el valor local de la SNR. En particular, se aprecia que el valor medio de la incertidumbre en los últimos kilómetros se mantiene por debajo de 0,6 MHz, lo cual se considera dentro de los márgenes de sistemas BOTDA optimizados para distancias de hasta 50 km.

A partir de los siete conjuntos de mediciones, correspondientes a diferentes niveles de SNR y adquiridos con un paso espectral de 1 MHz, se generan subconjuntos adicionales mediante submuestreo digital del espectro, simulando pasos de 2, 3, 4 y 5 MHz. De este modo, es posible estudiar el comportamiento de la incertidumbre en función de dos variables clave: la SNR (manteniendo fijo el paso de frecuencia), y el paso de escaneo (manteniendo fija la SNR).

Estas curvas se obtienen aplicando el mismo procedimiento de ajuste parabólico descrito anteriormente, sobre cada subconjunto generado digitalmente. Esta estrategia permite evaluar de forma robusta el impacto combinado de las condiciones de escaneo y el nivel de ruido sobre la precisión espectral del sistema.

Para mejorar la visualización y el análisis comparativo entre curvas de incertidumbre, se decidió mostrar únicamente un subconjunto representativo de las mediciones. Esta selección permite distinguir claramente el efecto de la SNR o el paso en frecuencia sobre la forma de la curva, evitando la sobreposición visual que dificultaría su interpretación.

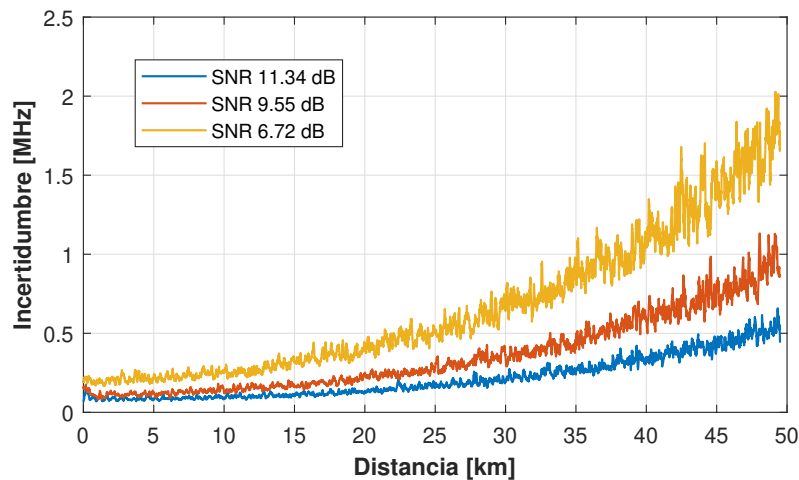


Figura 29: Incertidumbre con distintas SNR a paso de 1 MHz.

En la Figura 29 se observa el efecto directo del valor de SNR sobre la incertidumbre. Para mejorar la definición de las curvas, se aplicó un filtro de media móvil sobre las series de datos. Esta operación es válida dado que el ruido residual presente en las mediciones tiene media cercana a cero, por lo que el suavizado preserva la tendencia sistemática de la incertidumbre, facilitando su interpretación.

Gracias a este procesamiento, se distingue con claridad cómo una mayor SNR reduce significativamente la incertidumbre a lo largo de toda la fibra. Por ejemplo, la curva correspondiente a una SNR de 11,3 dB presenta una incertidumbre menor que 0,6 MHz incluso al final de la fibra, mientras que una SNR de 6,7 dB alcanza ese mismo nivel de incertidumbre apenas a la mitad del recorrido (25 km). Esto demuestra que una mejora de aproximadamente 6 dB en la SNR permite extender en al menos 25 km la zona con incertidumbre aceptable, lo cual es crítico para aplicaciones de largo alcance.

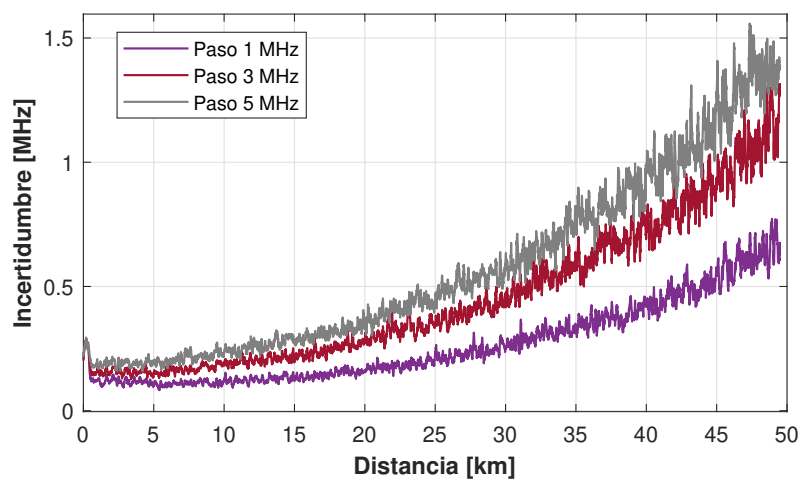


Figura 30: Incertidumbre con distintos pasos en frecuencia con SNR fija de 10.51 dB.

De forma análoga, en la Figura 30 se analiza el impacto del paso en frecuencia manteniendo fija

la SNR en 10,51 dB. Nuevamente, se grafican solo las curvas más representativas para favorecer la lectura. Se observa que todas las curvas comparten una evolución similar, confirmando que el aumento del paso incrementa sistemáticamente la incertidumbre. Esto refuerza la importancia de optimizar simultáneamente tanto la SNR como el paso de escaneo para asegurar un funcionamiento preciso del sensor BOTDA.

Para un análisis más exhaustivo, se consideraron las 35 combinaciones posibles entre 7 niveles de SNR y 5 pasos en frecuencia, focalizando el cálculo de la incertidumbre en los últimos 1000 puntos de la fibra (último kilómetro), donde la señal es más débil y se aplica el algoritmo de ajuste parabólico.

Entre las limitaciones del método de ajuste parabólico no se cuestiona la validez del modelo en sí, sino más bien su capacidad de representación estadística bajo ciertas condiciones. En particular, se identifican dos factores críticos: (i) el reducido número de mediciones disponibles (cinco por caso), lo que limita la robustez estadística del ajuste; y (ii) la sensibilidad al punto central utilizado para fijar el vértice de la parábola, el cual se encuentra discretizado sobre una malla de frecuencia fija y no puede elegirse de forma arbitraria. Esta discretización puede inducir errores sistemáticos cuando el ruido desplaza el centro del ajuste, afectando la estimación de la BFS. Sin embargo, ambos efectos tienden a cancelarse al aumentar el número de realizaciones, dado que la variabilidad introducida por el ruido discreto es de media cero, lo que permite estabilizar la estimación del parámetro central.

En la Tabla 2 se resumen los resultados experimentales del análisis, calculados mediante ajuste parabólico con una ventana fija de 70 MHz, coherente con el ancho medio del espectro BGS.

		STD exp. con fitting parabólico [MHz]				
		Paso en frecuencia				
		1 MHz	2 MHz	3 MHz	4 MHz	5 MHz
SNR	11,34 dB	0,553	0,735	0,914	1,051	1,086
	10,51 dB	0,669	0,927	1,2	1,364	1,431
	9,55 dB	0,914	1,227	1,391	1,656	1,752
	8,12 dB	1,158	1,597	2,036	2,189	2,449
	6,72 dB	1,713	2,269	2,834	3,058	3,258
	5,39 dB	2,128	3,73	3,41	4,236	4,626
	3,73 dB	2,877	4,634	5,243	6,245	6,552

Tabla 2: Incertidumbre experimental mediante ajuste parabólico

Como puede observarse, la incertidumbre aumenta consistentemente tanto al reducir la SNR como al incrementar el paso de muestreo, validando así la dependencia establecida en la ecuación 2.6.

Para contrastar estos resultados, en la Tabla 3 se presentan los valores teóricos calculados con la ecuación 2.6, utilizando las SNR reales medidas en el extremo de la fibra. Esta comparación permite evaluar la validez de la formulación teórica en condiciones reales de operación, ya que las SNR utilizadas no provienen del ajuste parabólico, sino del análisis estadístico directo de la señal.

		STD teórico con SNR exp. [MHz]				
		Paso en frecuencia				
		1 MHz	2 MHz	3 MHz	4 MHz	5 MHz
SNR	11,34 dB	0,532	0,753	0,922	1,064	1,19
	10,51 dB	0,644	0,911	1,116	1,289	1,441
	9,55 dB	0,804	1,137	1,392	1,607	1,797
	8,12 dB	1,117	1,58	1,935	2,234	2,498
	6,72 dB	1,542	2,181	2,671	3,084	3,448
	5,39 dB	2,094	2,962	3,628	4,189	4,683
	3,73 dB	3,07	4,341	5,317	6,139	6,864

Tabla 3: Incertidumbre teórica con SNR experimental

Finalmente, para facilitar la comparación visual entre resultados teóricos y experimentales, se presentan las Figuras 31 y 32, que muestran cortes representativos de ambas matrices. Estas evidencian un alto grado de concordancia, lo cual confirma que el sistema fue implementado en condiciones óptimas, con resultados que se alinean con las predicciones teóricas.

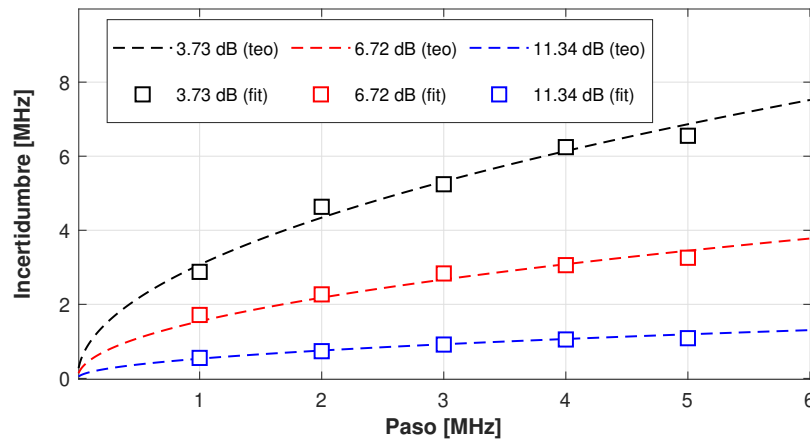


Figura 31: Incertidumbre a distintos pasos en frecuencia con 3 SNR.

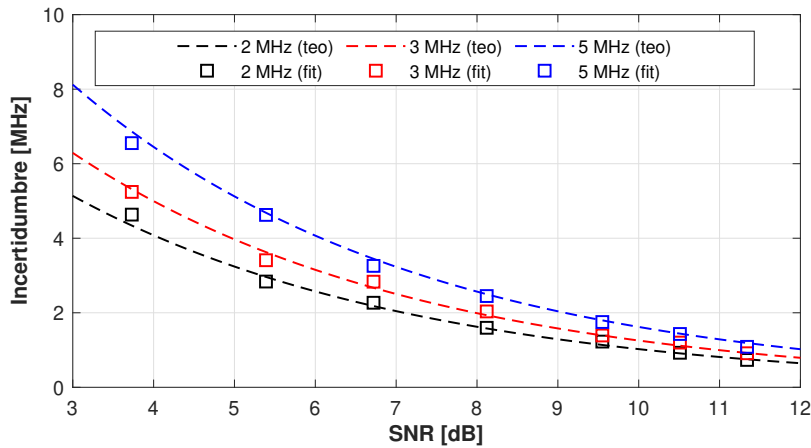


Figura 32: Incertidumbre a distintas SNR con 3 pasos en frecuencia distintos.

Este análisis constituye la base para justificar la exploración de métodos avanzados de reducción de muestras, como *Compressed Sensing*, cuyo objetivo será mantener la precisión espectral reduciendo significativamente el número de mediciones requeridas.

3.2.7. Perturbación térmica (Hotspot)

Para evaluar la sensibilidad del sistema BOTDA frente a variaciones localizadas de temperatura, se diseñó un experimento controlado mediante la introducción de un *hotspot* térmico al final de la fibra. Este se implementó sumergiendo los últimos 2 metros de la fibra en un baño termorregulado (más un offset de 2 metros a temperatura ambiente), correspondiente exactamente a la resolución espacial del sistema, con el objetivo de observar el desplazamiento del *Brillouin Frequency Shift* (BFS) frente a cambios de temperatura localizados.

En la configuración original del sistema, se utilizaba una tasa de muestreo de 100 MSa/s, lo que implicaba un muestreo de 1 m por punto. Bajo esta condición, el *hotspot* de 2 m estaría representado por solo dos puntos, resultando insuficiente para caracterizar de forma precisa su dinámica espacial. Por ello, se incrementó la tasa de muestreo del osciloscopio (**OSC**) a 6.4 GSa/s, logrando un total de 128 puntos en la zona de interés. Este aumento en muestreo espacial permitió una visualización detallada del comportamiento térmico.

No obstante, este cambio trajo consigo una reducción en la resolución vertical (número de bits del ADC), debido a limitaciones inherentes del **OSC** al operar a frecuencias tan altas. Para compensar la pérdida de relación señal/ruido (SNR) asociada a la cuantización vertical, se duplicó el número de promediados, pasando de 1024 a 2048, con el fin de mantener una buena precisión en las mediciones.

Se realizaron cinco mediciones para cada incremento de temperatura de 5°C, alcanzando un total de cinco niveles de delta térmico hasta 25°C. Para garantizar que la calidad de referencia no se viera afectada por ruido de medición, se adquirió la traza de referencia (delta de 0°C) con un total de 16384 promediados. De esta forma, el componente de ruido en los cálculos diferenciales se encuentra dominado por las trazas con delta térmico y no por la referencia, permitiendo una evaluación más precisa del desplazamiento térmico inducido.

Dado que cada adquisición tomaba aproximadamente 15 minutos, el conjunto completo de mediciones se realizó en el transcurso de dos días. Para mitigar el posible efecto de cambios ambientales entre sesiones, se adquirió una nueva referencia al inicio de cada jornada, asegurando así la compensación de variaciones de temperatura ambiente y su impacto sobre la BFS.

Con estas medidas, se logró obtener un conjunto de datos robusto para tres niveles de SNR distintos y cinco deltas térmicos, permitiendo evaluar la linealidad y precisión del sistema frente a perturbaciones locales.

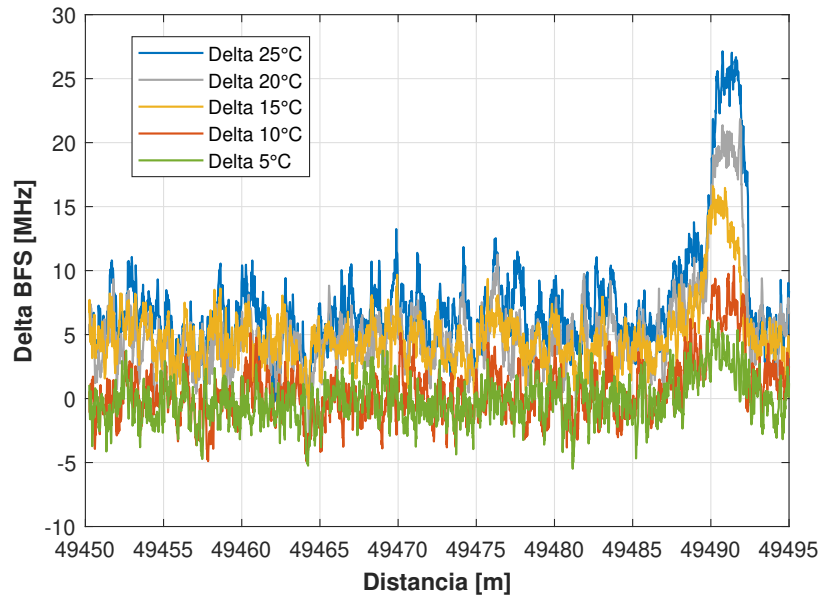


Figura 33: Deltas de BFS versus distancia para distintos aumentos de temperatura en la región del hotspot.

En la Figura 33 se muestra una representación espacial de los desplazamientos de la BFS inducidos por el *hotspot*. Aunque solo se presenta una realización por delta térmico, el análisis fue realizado sobre múltiples repeticiones para cada caso. Para reflejar esta información agregada, se muestra en la Figura 34 el valor promedio de la BFS en la zona del *hotspot*, considerando varias realizaciones (tres para la SNR alta y cinco para las más bajas).

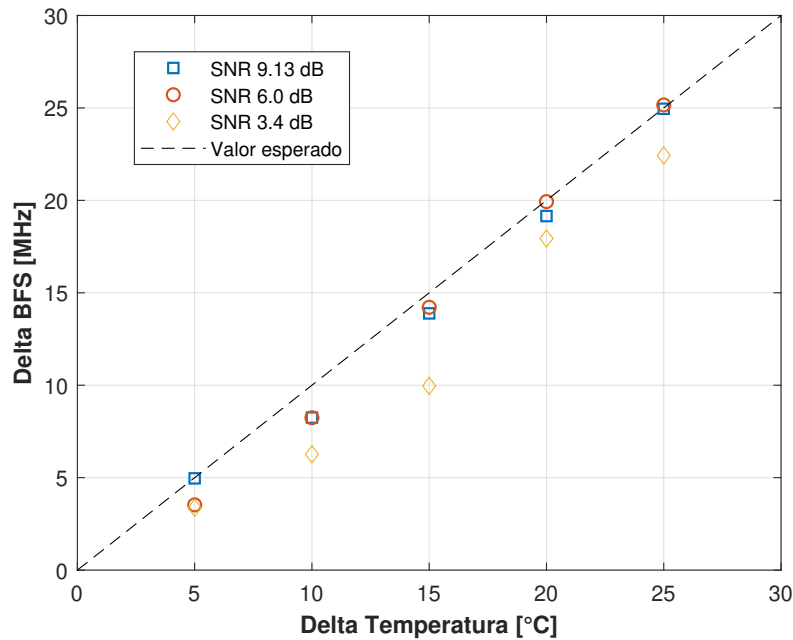


Figura 34: Delta de BFS como función de la temperatura, comparando distintos niveles de SNR.

En la Figura 34 se observa un comportamiento marcadamente lineal entre el aumento de temperatura y el desplazamiento de la BFS, incluso bajo distintos niveles de SNR. Esta linealidad es consistente con el comportamiento teórico del coeficiente de temperatura del efecto Brillouin de $1 \text{ MHz}/\text{C}$.

No obstante, también se aprecia que la dispersión de los valores medidos aumenta a medida que disminuye la SNR, lo cual es coherente con el análisis previo de incertidumbre. A menor SNR, el ruido de medición introduce un mayor margen de error en la estimación de la BFS, afectando la precisión del sensor ante pequeños gradientes térmicos. Aun así, incluso bajo condiciones de baja SNR, el sistema mantiene la tendencia esperada, lo que refuerza su confiabilidad y capacidad de detección frente a perturbaciones térmicas localizadas.

Este experimento confirma la sensibilidad del sistema ante variaciones puntuales de temperatura, así como su robustez frente a condiciones experimentales adversas, constituyendo una validación adicional del correcto desempeño del sensor BOTDA en escenarios prácticos.

4. Implementación de *Compressed Sensing*

En esta sección se analiza la implementación de un sistema de reconstrucción basado en *Compressed Sensing* (CS) aplicado a señales BOTDA. Si bien existen múltiples publicaciones que abordan esta técnica en contextos generales, su aplicación en sensores distribuidos ha ganado atención reciente, especialmente por su potencial para reducir el tiempo de adquisición y el volumen de datos sin comprometer la resolución espectral. En particular, varios trabajos han explorado el uso de CS para reconstruir el espectro Brillouin a partir de un número reducido de frecuencias de interrogación [43, 44, 45, 46], demostrando mejoras tanto en velocidad como en robustez frente al ruido.

A pesar de estos avances, muchas de estas contribuciones omiten detalles específicos sobre la implementación práctica de los algoritmos, tales como la elección del diccionario, los parámetros de esparsidad, o los efectos del muestreo no uniforme en entornos experimentales reales. Por esta razón, el desarrollo presentado en esta tesis se apoya tanto en literatura especializada sobre sistemas BOTDA como en fuentes generales de CS, incluyendo libros y artículos de referencia [30, 31, 29].

El objetivo principal del uso de esta técnica es reducir el número de frecuencias necesarias para reconstruir el espectro Brillouin, manteniendo una alta fidelidad en la estimación del *Brillouin Frequency Shift*. A diferencia de otros enfoques que evalúan la técnica en comparación con métodos de submuestreo clásico (por ejemplo, mediante ajuste parabólico), en este trabajo se adopta un enfoque directo: los resultados obtenidos mediante CS se comparan con los del sistema BOTDA completo, como se discutió en la sección anterior.

Una de las herramientas clave empleadas en esta implementación es el algoritmo **K-SVD** [30, 31] para el aprendizaje del diccionario, y el algoritmo **OMP** (*Orthogonal Matching Pursuit*) [29] para la reconstrucción de señales. Ambos algoritmos se utilizaron mediante una implementación en MATLAB de código abierto desarrollada por Ron Rubinstein (Technion, Israel) [31].

4.1. Configuración del sistema CS

4.1.1. Parámetros de entrenamiento de diccionario

El entrenamiento del diccionario está a cargo del algoritmo **K-SVD** [31], el cual requiere como entrada un conjunto de señales que representen adecuadamente el dominio de interés, organizadas en la matriz $X \in \mathbb{R}^{n \times p}$, donde n es la cantidad de puntos por señal y p es el número total de señales en el conjunto de entrenamiento.

El algoritmo busca aprender una matriz diccionario $D \in \mathbb{R}^{n \times M}$ cuyos vectores columna (o *átomos*) permitan representar cada señal como una combinación lineal dispersa. Para ello, se resuelve el siguiente problema de optimización:

$$\begin{aligned} \min_{D, \Gamma} \quad & \|X - D\Gamma\|_F^2 \\ \text{sujeto a} \quad & \|\gamma_i\|_0 \leq k, \quad \forall i = 1, \dots, p, \end{aligned} \tag{4.1}$$

donde $\Gamma = [\gamma_1, \dots, \gamma_p] \in \mathbb{R}^{M \times p}$ es la matriz de coeficientes *sparse* asociada a las señales, y k es el número máximo de componentes no nulos permitidos en cada columna γ_i . Esta restricción controla el nivel de esparsidad y, por ende, el grado de compresión alcanzado.

Los parámetros principales a configurar para el entrenamiento son los siguientes:

- **Esparsidad máxima (k):** Número máximo de coeficientes no nulos en cada representación esparsa γ_i . Determina cuán comprimida es la representación.
- **Tamaño del diccionario (M):** Número total de átomos (columnas) de D . Para garantizar una representación rica, se requiere que $M \geq k$. Un valor mayor de M permite capturar una mayor variedad de patrones, aunque a costa de mayor complejidad computacional.
- **Número máximo de iteraciones (I):** Cantidad de ciclos de actualización de D y Γ . Un número insuficiente puede dificultar la convergencia, mientras que un exceso puede ser computacionalmente innecesario.

Es importante enfatizar que k debe ser estrictamente menor que M , ya que el principio de CS radica en representar señales de dimensión n mediante combinaciones esparsas en un espacio de dimensión $M \gg k$, a través de un diccionario redundante.

Durante cada iteración del algoritmo, se alterna entre dos pasos:

1. **Codificación esparsa:** Con el diccionario D fijo, se estima cada columna γ_i resolviendo un problema de selección de k componentes activos (por ejemplo, con OMP [29]).
2. **Actualización del diccionario:** Con Γ fijo, se ajusta cada columna de D mediante descomposición en valores singulares (SVD) sobre el residuo de reconstrucción.

Este esquema iterativo permite construir un diccionario adaptado a las características del conjunto de entrenamiento, mejorando sustancialmente la calidad de representación en comparación con bases analíticas estándar como Fourier o wavelets [40].

La formulación considera una restricción de esparsidad que se aplica *a cada señal individualmente*, es decir, *columna por columna de la matriz de entrenamiento X* . Esta propiedad es clave en el contexto de reconstrucción de espectros BOTDA, ya que permite que cada traza espectral se codifique con un subconjunto reducido de átomos, capturando su estructura con alta eficiencia.

4.1.2. Reconstrucción mediante OMP

Una vez entrenado el diccionario $D \in \mathbb{R}^{n \times M}$, se procede a la reconstrucción de señales submuestreadas a partir de las mediciones comprimidas $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^m$, utilizando el algoritmo **Orthogonal Matching Pursuit** (OMP) [29]. Este algoritmo permite recuperar la representación *sparse* $\hat{\gamma} \in \mathbb{R}^M$ que mejor explica las mediciones en el dominio del diccionario:

$$\begin{aligned} \hat{\gamma} = \arg \min_{\gamma} \quad & \|\mathbf{y} - \Theta\gamma\|_2^2 \\ \text{sujeto a} \quad & \|\gamma\|_0 \leq K, \end{aligned} \tag{4.2}$$

donde $\Theta = \Phi D$ es la matriz de sensado compuesta, y K es el número máximo de coeficientes no nulos permitido en la representación.

El algoritmo OMP selecciona de forma iterativa los átomos (columnas) del diccionario D que presentan mayor correlación con el residuo actual, actualizando en cada paso los coeficientes mediante proyección ortogonal. Este procedimiento continúa hasta alcanzar el nivel de esparsidad deseado o una tolerancia de error predeterminada.

Una vez obtenido el vector *sparse* $\hat{\gamma}$, la señal reconstruida en el dominio original se obtiene como:

$$\hat{x} = D\hat{\gamma}.$$

Gracias a su simplicidad y eficiencia computacional, OMP se ha convertido en una herramienta estándar en sistemas prácticos de reconstrucción CS, incluyendo aplicaciones en sensores BOTDA [43, 44].

4.1.3. Tipos de muestreo

Una de las variables clave a evaluar en la implementación de *Compressed Sensing* (CS) es la estrategia de muestreo del espectro Brillouin. En particular, se comparan dos esquemas distintos de submuestreo: muestreo uniforme y muestreo aleatorio.

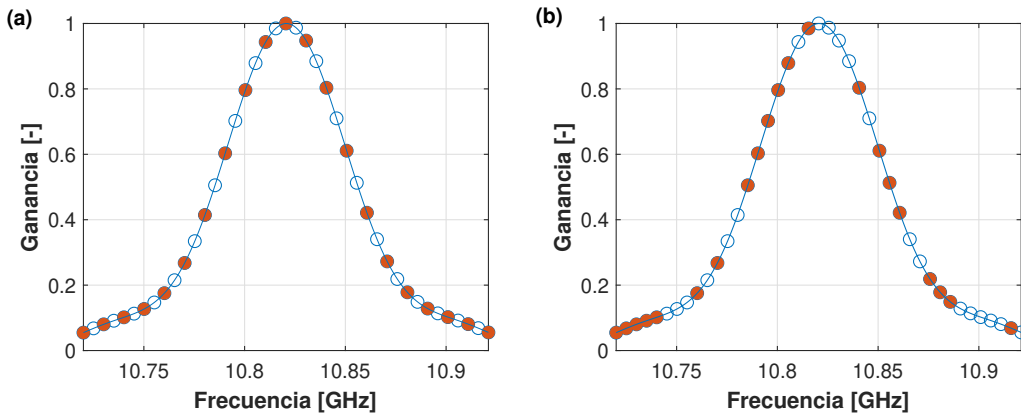


Figura 35: (a) Muestreo uniforme. (b) Muestreo aleatorio.

La Figura 36 ilustra ambos enfoques. En el caso (a), el muestreo es uniforme, lo que equivale a realizar adquisiciones con pasos de frecuencia regulares (por ejemplo, 1 MHz, 2 MHz, etc.). Este método simplifica la implementación, ya que las frecuencias están equiespaciadas y el patrón de muestreo es determinista. En el gráfico, las frecuencias muestreadas se representan en color rojo, siguiendo una secuencia ordenada.

En el caso (b), el muestreo es aleatorio, es decir, las frecuencias seleccionadas no siguen un patrón uniforme, sino que son distribuidas de manera pseudoaleatoria. A pesar de su naturaleza aleatoria, el conjunto de frecuencias se mantiene fijo una vez definido, permitiendo la adquisición repetida sobre la misma base. Este tipo de muestreo busca mejorar la calidad de reconstrucción en sistemas CS al introducir incoherencia estructural entre el dominio de medición y el dominio *sparse*, favoreciendo la recuperación precisa de la señal original con menos mediciones.

4.1.4. Tipos de muestreo

Una de las variables clave en la implementación de *Compressed Sensing* (CS) sobre señales BOTDA es el esquema de muestreo del espectro Brillouin. En este trabajo, se comparan dos enfoques principales: *muestreo uniforme* y *muestreo aleatorio*.

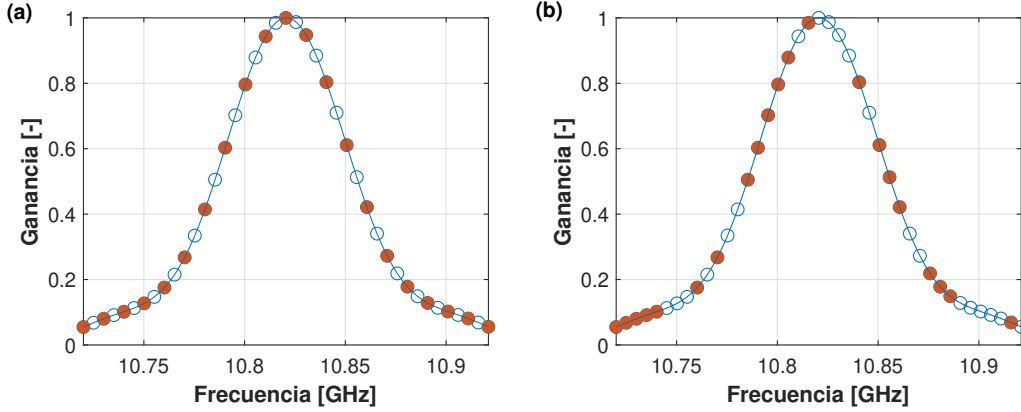


Figura 36: (a) Muestreo uniforme. (b) Muestreo aleatorio.

La Figura 36 ilustra ambos esquemas. En el caso (a), el muestreo es uniforme, lo que implica seleccionar frecuencias equiespaciadas sobre el espectro (por ejemplo, 1 MHz, 2 MHz, 3 MHz, etc.). Este método es simple de implementar y permite una adquisición determinista y repetible, aunque puede generar correlaciones no deseadas con ciertas bases esparsas.

En contraste, el caso (b) corresponde al muestreo aleatorio, donde las frecuencias son seleccionadas de forma pseudoaleatoria dentro del rango espectral definido. Aunque el patrón de muestreo no es periódico, se mantiene fijo para todas las adquisiciones, permitiendo coherencia experimental. Esta aleatoriedad introduce incoherencia entre el dominio de adquisición y el dominio esparso, una propiedad fundamental en CS que favorece la preservación de la información y mejora las garantías teóricas de reconstrucción [14, 13].

Desde el punto de vista práctico, el muestreo aleatorio permite reducir el número total de adquisiciones sin degradar significativamente la calidad de la reconstrucción, siempre que se respeten las condiciones impuestas por la *Restricted Isometry Property* (RIP) o, en su defecto, que el sistema de medición $\Theta = \Phi D$ presente suficiente diversidad estructural.

Ambos esquemas de muestreo serán evaluados experimentalmente en las siguientes secciones, permitiendo cuantificar su impacto sobre la fidelidad de reconstrucción y la estimación del parámetro BFS.

4.1.5. Esquema de implementación de CS

Para una evaluación coherente y trazable del sistema *Compressed Sensing* (CS), se plantea la configuración general mostrada en la Figura 37.

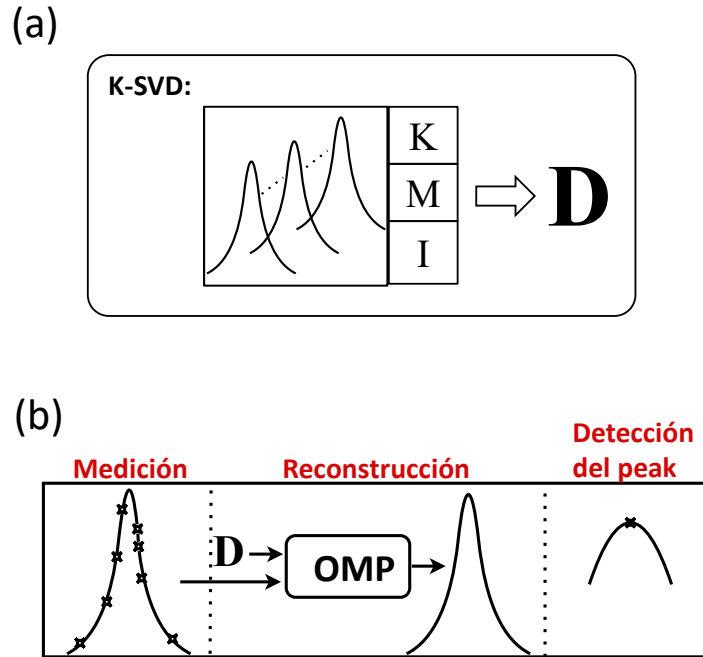


Figura 37: (a) Entrenamiento del diccionario D . (b) Esquema de reconstrucción y obtención de la BFS.

En la Figura 37(a) se ilustra el proceso de entrenamiento del diccionario. A partir de un conjunto de espectros simulados —generados con desplazamientos en frecuencia y condiciones de ruido similares a las reales— se determinan los parámetros óptimos K , M e I del algoritmo K-SVD, obteniendo así un diccionario D representativo del comportamiento típico del sistema BOTDA.

Una vez entrenado el diccionario, se emplea en el esquema de reconstrucción representado en la Figura 37(b). En esta etapa, una señal real submuestreada —según un patrón uniforme o aleatorio— es procesada mediante el algoritmo OMP, utilizando D como base para generar una versión reconstruida del espectro original.

Posteriormente, sobre este espectro reconstruido, se aplica el mismo procedimiento de detección de frecuencia de Brillouin (BFS) que en el sistema BOTDA convencional, basado en ajuste parabólico. Esta elección permite realizar una comparación justa entre ambos enfoques, ya que se mantiene constante el procedimiento de extracción de la BFS. De este modo, se evalúa específicamente el impacto de la etapa de reconstrucción sobre la incertidumbre final del sistema, evitando introducir diferencias derivadas de cuantización, discretización o ajustes no equivalentes.

Si mediante CS se logra mantener o reducir la incertidumbre de la BFS utilizando un menor número de mediciones, se considera que este esquema presenta ventajas claras respecto al enfoque tradicional.

4.1.6. Representación BGS mejorada

Como se evidenció en secciones anteriores, el Brillouin Gain Spectrum (BGS) medido en la práctica difiere de una curva Lorentziana ideal. Esta diferencia se debe a la presencia de múltiples modos acústicos en la fibra, que generan una estructura espectral más compleja y asimétrica. Por

lo tanto, para que el entrenamiento del diccionario sea efectivo, es fundamental que el conjunto de datos simulado refleje de forma precisa esta complejidad espectral.

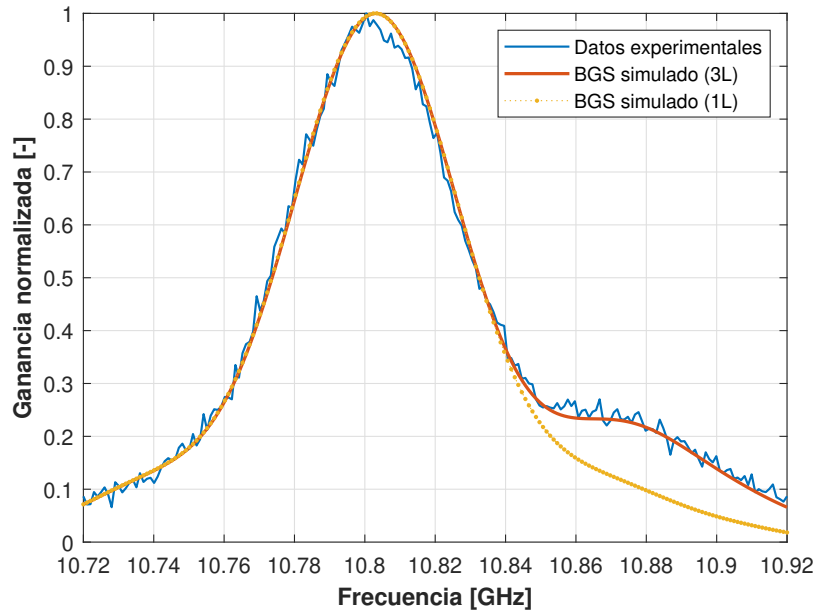


Figura 38: Comparación entre BGS real, simulado con una onda acústica (1L) y simulado con tres ondas acústicas (3L).

En la Figura 38 se comparan tres representaciones del BGS:

- El espectro medido experimentalmente (línea azul).
- Una simulación basada en una única Lorentziana (etiquetada como **1L**).
- Una simulación más compleja basada en la suma de tres Lorentzianas desplazadas en frecuencia (etiquetada como **3L**).

Para generar estas simulaciones, se trabajó en el dominio de frecuencia, considerando la convolución entre el espectro del pulso óptico (20 ns) y curvas Lorentzianas con distintos parámetros. En el caso de 1L, se utilizó una única Lorentziana con un ancho a media altura de 70 MHz, sintonizada para aproximar el BGS medido. Esta opción es simple pero limitada en cuanto a fidelidad espectral.

En cambio, la versión 3L fue obtenida ajustando una combinación de tres curvas Lorentzianas con diferentes frecuencias centrales y amplitudes relativas sobre el BGS real. Este ajuste buscó capturar la asimetría y el aplanamiento del pico característicos de los modos acústicos múltiples. Luego, a partir de los parámetros de este ajuste, se generó un conjunto simulado de BGS sintéticos, manteniendo la forma compuesta. Esta estrategia asegura que el dataset de entrenamiento capture mejor las variaciones espectrales reales presentes en la fibra.

Aunque simulaciones adicionales mostraron que la curva 1L puede aproximar razonablemente el comportamiento general, se optó por usar la representación 3L en todo el sistema de entrenamiento del diccionario. Esto permite una reconstrucción más robusta y evita que el algoritmo

K-SVD aprenda representaciones sobre-simplificadas que podrían introducir sesgos en la etapa de recuperación de la BFS.

4.2. Validación del algoritmo

Una vez establecido el marco conceptual y técnico para la implementación de *Compressed Sensing* (CS), se procede a una validación sistemática del rendimiento del algoritmo frente a diversas configuraciones de parámetros. La primera etapa de evaluación se basa en la incertidumbre de medición del *Brillouin Frequency Shift*, siguiendo la misma métrica empleada en el sistema convencional con ajuste parabólico.

Sin embargo, se detectaron limitaciones en el uso exclusivo de la desviación estándar como métrica de rendimiento, especialmente en casos donde el algoritmo de reconstrucción mostraba comportamientos no lineales. Por esta razón, se incorporó un nuevo indicador complementario: el *Root Mean Square Error* (RMSE) aplicado al corrimiento espectral, permitiendo así una evaluación más robusta del sistema CS.

Una vez definido un criterio confiable de evaluación, se lleva a cabo un proceso iterativo de optimización de parámetros K , M e I , con el fin de encontrar la configuración que minimice la incertidumbre y el error de reconstrucción, y que eventualmente supere el desempeño del sistema clásico.

4.2.1. Optimización de parámetros

El diccionario \mathbf{D} es generado a partir de un conjunto de señales simuladas que representan el espectro BGS de la fibra óptica bajo estudio. Dado que la fibra utilizada en este experimento presenta una estructura no convencional —con más de una onda acústica dominante—, se optó por una simulación del BGS más realista, basada en la suma de tres funciones Lorentzianas, como se discutió en la sección anterior.

Una vez generada esta representación mejorada, se construye una matriz de entrenamiento de dimensiones 200×800 , donde:

- Las 200 filas representan el número de muestras espectrales, es decir, las frecuencias.
- Las 800 columnas corresponden a distintos corrimientos espectrales, desde -40 MHz a $+40$ MHz, en pasos de 0.1 MHz.

El siguiente pseudocódigo describe el proceso de generación del **dataset**:

Algoritmo 1: Generación del **dataset** con tres ondas acústicas

```

Input:  $A_P \leftarrow 20$  ns ;                               /* Ancho del pulso */
Output: Dataset  $\leftarrow BGS_{200 \times 800}$ 
 $x \leftarrow \text{Rect}(A_P)$ ;                               /* Función pulso (MATLAB) */
 $g_1, g_2, g_3 \leftarrow$  Ganancias Brillouin;
 $\alpha, \beta \leftarrow$  Corrimientos relativos de las ondas acústicas;
 $\Omega \leftarrow 2\pi f$ ;
for  $f \leftarrow -40$  MHz to  $+40$  MHz do
     $x_{psd} \leftarrow \text{PSD}(x)$ ;                          /* Densidad espectral (normalizada) */
     $l_3 \leftarrow \frac{g_1^2}{g_1^2 + \Omega^2} + \frac{g_2^2}{g_2^2 + (\Omega - \alpha)^2} + \frac{g_3^2}{g_3^2 + (\Omega - \beta)^2}$ ;
     $BGS_f \leftarrow x_{psd} * l_3$ ;                          /* Convolución */
end

```

Cabe destacar que las características del **dataset** —como el rango y la resolución de los corrimientos espectrales utilizados para generar las columnas— fueron definidas siguiendo la propuesta metodológica de [47]. En particular, se mantuvo su configuración de referencia ya que, en pruebas preliminares, no se observaron mejoras significativas al modificar dichos valores. Esta decisión se refiere exclusivamente a la generación del dataset de entrenamiento y no debe confundirse con los hiperparámetros K , M e I del algoritmo K-SVD, los cuales se optimizan por separado.

A partir del **dataset** generado, se procede a entrenar el diccionario \mathbf{D} mediante el algoritmo K-SVD, ajustando los parámetros K , M e I para minimizar la incertidumbre en la estimación de la BFS al final de la fibra. El procedimiento consiste en aplicar el esquema de reconstrucción (Fig. 37), obtener el perfil BFS reconstruido y calcular su desviación estándar sobre los últimos 1000 puntos espaciales (último km).

No obstante, se identificó que en ciertos casos el algoritmo de reconstrucción pierde sensibilidad frente a pequeños corrimientos, tendiendo a centrar la señal reconstruida en la frecuencia media del espectro. Esta falta de sensibilidad, si no es detectada, puede inducir una incertidumbre artificialmente baja, sin reflejar un buen desempeño del sistema.

Para mitigar este efecto, se calcula el *Root Mean Square Error* (RMSE) del corrimiento espectral, definido como:

$$RMSE_z = \text{rms} [(BFS_{\text{shift}} - BFS_{\text{ref}}) - \Delta_{\text{Digital}}]_z \quad (4.3)$$

donde BFS_{shift} es el perfil reconstruido con un corrimiento digital aplicado, BFS_{ref} es la señal sin corrimiento, y Δ_{Digital} es el desplazamiento espectral impuesto. Este cálculo se realiza sobre los últimos 1000 puntos de la fibra, coincidiendo con la región donde también se evalúa la incertidumbre.

Para explorar el comportamiento de los parámetros K y M , se parte del caso base donde $K = M$ y se incrementan ambos simultáneamente, manteniendo fijo el número de iteraciones $I = 7$. Se trabaja inicialmente con un muestreo uniforme (sin submuestreo), para acotar el número de variables durante la optimización inicial.

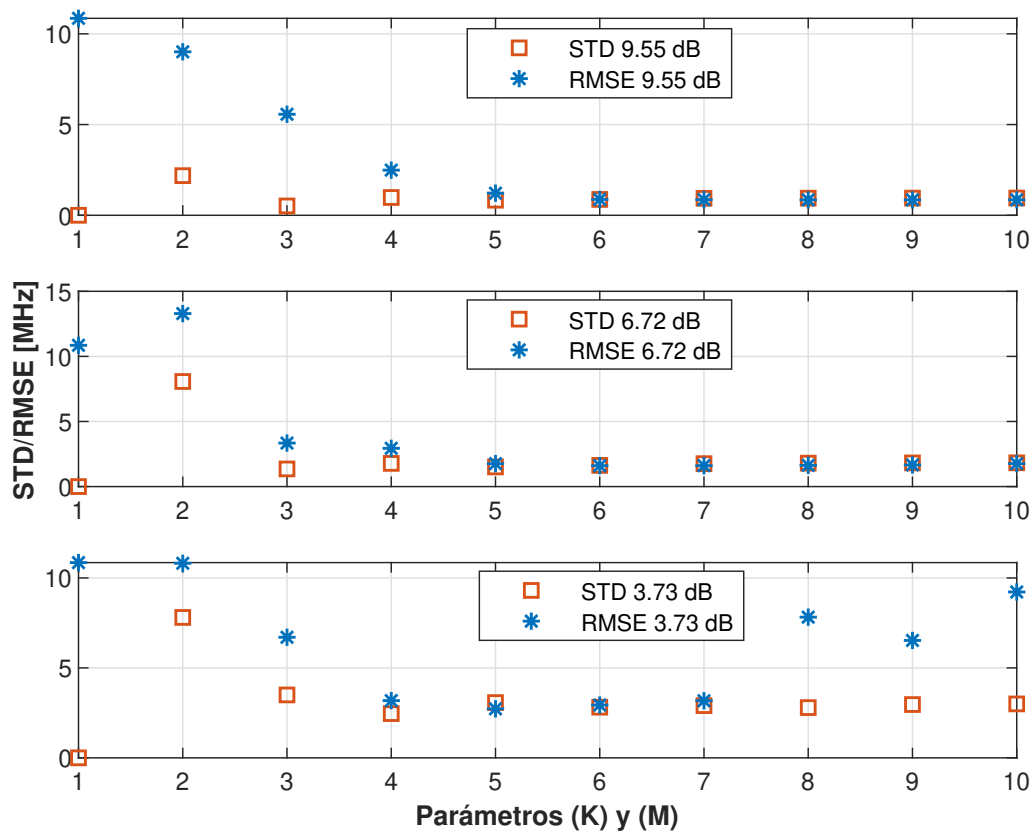


Figura 39: STD y RMSE para distintos valores de K y M, a diferentes SNR.

En la Figura 39 se observa que, para los primeros valores de $K = M$, existe una discrepancia notable entre la incertidumbre (STD) y el error RMSE. Esto revela que algunos valores bajos de STD corresponden a reconstrucciones deficientes, como lo confirma el aumento simultáneo del RMSE. Por tanto, la minimización aislada de la STD no garantiza una correcta reconstrucción de la BFS.

A medida que K y M aumentan, ambos indicadores tienden a estabilizarse. Sin embargo, se identifican mínimos locales del RMSE que permiten determinar una configuración óptima por cada SNR. Por ejemplo, para una SNR de 3.73 dB, el mínimo de RMSE ocurre en $K = M = 6$, sugiriendo que esta configuración entrega una reconstrucción precisa sin sobredimensionar el modelo.

Una vez fijados los valores óptimos de K y M para cada caso, se explora la influencia del número de iteraciones I , siguiendo el mismo criterio.

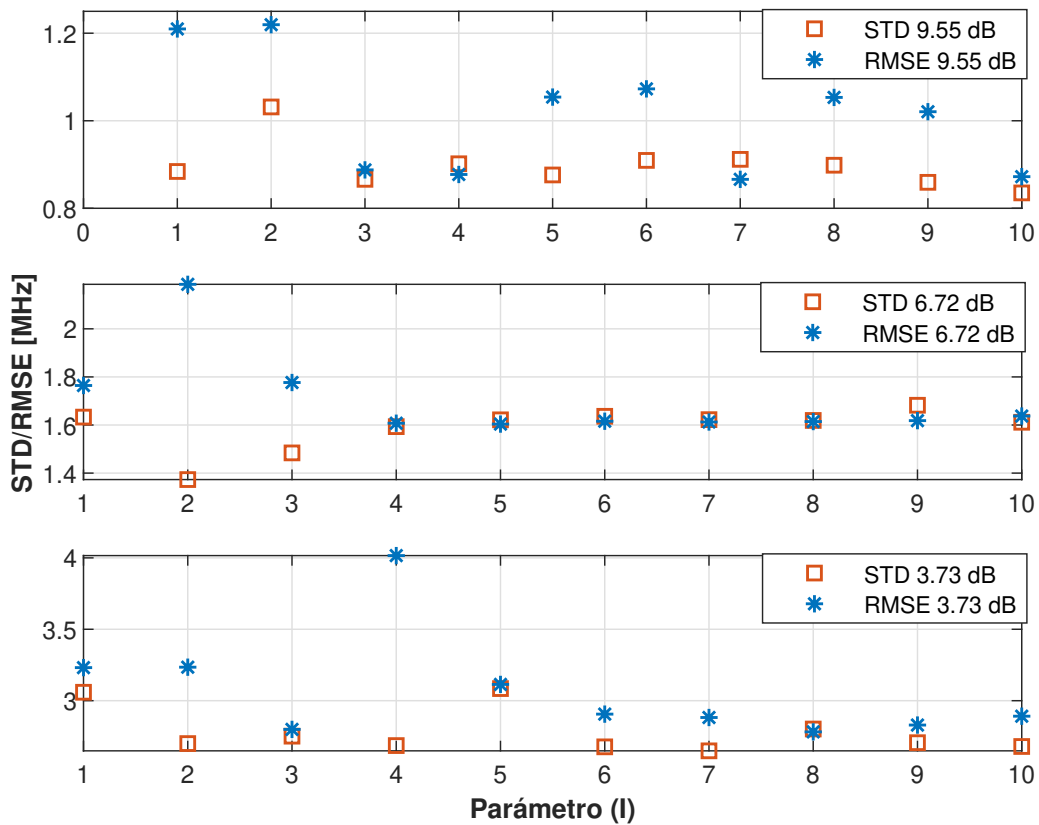


Figura 40: STD y RMSE para distintos valores de I , a diferentes SNR.

La Figura 40 muestra que el número de iteraciones no sigue una tendencia monótona, y que un mayor número de iteraciones no necesariamente implica mejor desempeño. Por ello, se determinó empíricamente la mejor configuración de I en cada caso, seleccionando aquella que entrega el menor RMSE sin deteriorar la STD.

Además, se confirmó que mantener $M = K$ es suficiente para una representación eficiente de la señal en el dominio *sparse*. Aumentar el tamaño del diccionario más allá de K no produjo mejoras significativas, por lo que se privilegió la configuración mínima viable para reducir complejidad computacional.

		Parámetros K-SVD		
		K	M	I
SNR	11,34 dB	7	7	7
	10,51 dB	6	6	7
	9,55 dB	6	6	10
	8,12 dB	6	6	7
	6,72 dB	6	6	8
	5,39 dB	6	6	7
	3,73 dB	5	5	8

Tabla 4: Parámetros óptimos del diccionario para distintas SNR

Una vez determinado el diccionario óptimo para cada SNR, se procede a optimizar el patrón de muestreo aleatorio utilizado en la reconstrucción CS-aleatoria. Aunque las frecuencias son seleccionadas de forma pseudoaleatoria, el patrón resultante se mantiene fijo durante la reconstrucción. Por lo tanto, su configuración influye directamente en la calidad de los resultados obtenidos.

En particular, ciertos patrones pueden concentrar excesivamente las muestras en una región del espectro, reduciendo la capacidad del sistema para reconstruir adecuadamente toda la señal. Para mitigar este problema, se recurre a un proceso de optimización iterativa del patrón de muestreo, en el cual se generan múltiples configuraciones aleatorias y se selecciona aquella que minimiza el error cuadrático medio (RMSE) de reconstrucción.

El **Algoritmo 2** describe este procedimiento. Dado un diccionario D previamente optimizado y una tasa de muestreo t_c , se generan N patrones aleatorios distintos, se reconstruye la señal correspondiente a cada uno y se calcula el RMSE asociado. El patrón que arroje el menor RMSE se considera como óptimo (f_{op}) y se utiliza como configuración fija para los análisis posteriores.

Algoritmo 2: Optimización del posicionamiento aleatorio

```

Input:  $D \leftarrow D_{op}$  ; /* Diccionario optimizado */
 $t_c \leftarrow$  Tasa de muestreo
Output:  $f_{op}$  ; /* Frecuencias óptimas */
for  $i \leftarrow 1$  to  $N$  do
     $f_{BGS} \leftarrow \text{randi}(t_c, 200)$ ; /* Generar  $200 \cdot t_c$  frecuencias aleatorias */
     $x \leftarrow \text{CS\_reconstruction}(f_{BGS}, D)$ ;
     $y \leftarrow \text{RMSE}(x)$ ;
    if  $y \leq \text{RMSE}_{min}$  then
         $f_{op} \leftarrow f_{BGS}$ ; /* Guardar mejor patrón */
    end
end

```

Esta iteración se ejecuta para los 28 casos correspondientes a submuestreos distintos al paso uniforme de 1 MHz. Para cada uno se realizan al menos 100 iteraciones, seleccionando el patrón aleatorio que entrega el menor RMSE como patrón fijo de reconstrucción para el análisis posterior.

4.3. Comparación de resultados

Una vez optimizados los diccionarios y definidos los patrones de muestreo, se procede a la evaluación comparativa de los tres sistemas considerados: (i) reconstrucción clásica mediante ajuste parabólico, (ii) reconstrucción basada en *Compressed Sensing* con muestreo uniforme, y (iii) reconstrucción basada en *Compressed Sensing* con muestreo aleatorio.

4.3.1. Incertidumbre

El indicador principal utilizado para evaluar el rendimiento es la incertidumbre (STD), medida como la desviación estándar del perfil BFS en el último kilómetro de la fibra. Esta métrica fue ampliamente validada en capítulos anteriores y permite comparar de forma directa la precisión espectral alcanzada por cada sistema.

Una primera aproximación consiste en graficar la incertidumbre como función de la distancia a lo largo de la fibra, como se muestra en la Figura 41.

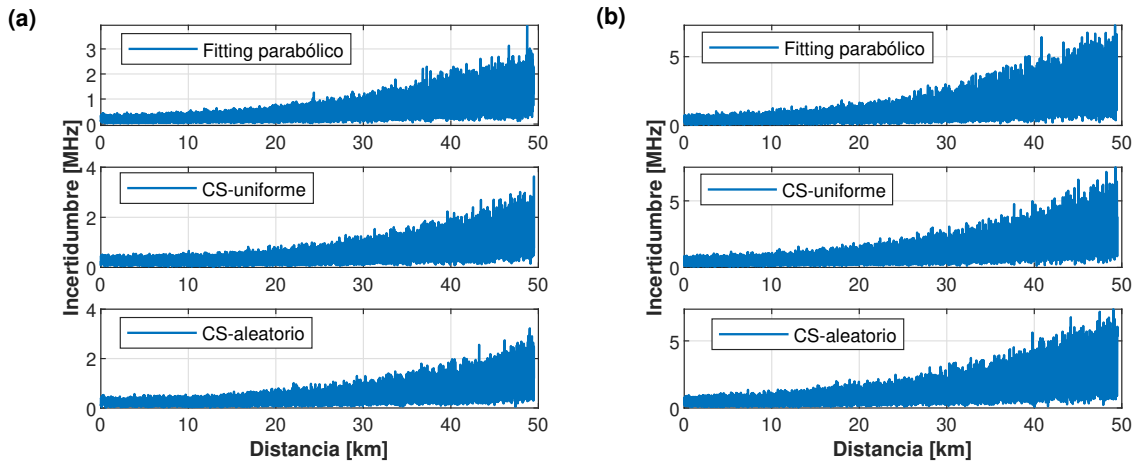


Figura 41: Incertidumbre versus distancia para dos casos de ejemplo: (a) SNR = 10.51 dB (a 50 km de distancia), con 25 % de muestreo; (b) SNR = 5.39 dB (a 50 km de distancia), con 50 % de muestreo. Superior: Fitting parabólico clásico. Medio: CS con muestreo uniforme. Inferior: CS con muestreo aleatorio.

En la Figura 41(a) se observa el comportamiento de la incertidumbre en el caso de una SNR de 10.51 dB (a 50 km de distancia) y un muestreo del 25 % (equivalente a un paso de 4 MHz). Las tres curvas presentan formas similares y oscilan dentro de rangos comparables; no se observa una mejora estadísticamente significativa entre los métodos comparados.

La Figura 41(b), correspondiente a una SNR de 5.39 dB (a 50 km de distancia) y 50 % de compresión, y muestra un resultado análogo: todas las variantes —clásica, CS-uniforme y CS-aleatorio entregan incertidumbres estadísticamente equivalentes, tanto en forma como en magnitud.

Para cuantificar estos resultados, se presenta en las Tablas 6 y 7 la incertidumbre promedio en el último kilómetro de fibra para los 35 casos de estudio, correspondientes a combinaciones de siete SNR distintas (obtenida en el último km de la fibra) y cinco tasas de muestreo. Se comparan con la incertidumbre de caso estándar de la sección anterior en Tabla 5.

		Incertidumbre - Fitting parabólico [MHz]				
		Paso en frecuencia				
		1 MHz	2 MHz	3 MHz	4 MHz	5 MHz
SNR	11.34 dB	0.553	0.735	0.914	1.051	1.086
	10.51 dB	0.669	0.927	1.200	1.364	1.431
	9.55 dB	0.914	1.227	1.391	1.656	1.752
	8.12 dB	1.158	1.597	2.036	2.189	2.449
	6.72 dB	1.713	2.269	2.834	3.058	3.258
	5.39 dB	2.128	3.730	3.410	4.236	4.626
	3.73 dB	2.877	4.634	5.243	6.245	6.552

Tabla 5: Incertidumbre para fitting parabólico

		Incertidumbre - CS uniforme [MHz]				
		Paso en frecuencia				
		1 MHz	2 MHz	3 MHz	4 MHz	5 MHz
SNR	11.34 dB	0.558	0.749	0.877	1.038	1.187
	10.51 dB	0.671	0.919	1.169	1.339	1.631
	9.55 dB	0.946	1.258	1.496	1.738	1.978
	8.12 dB	1.324	1.750	2.122	2.353	2.836
	6.72 dB	1.695	2.388	2.852	3.081	3.392
	5.39 dB	2.075	2.922	3.490	4.258	4.647
	3.73 dB	2.847	3.987	5.412	6.055	7.195

Tabla 6: Incertidumbre para CS con muestreo uniforme

		Incertidumbre - CS aleatorio [MHz]				
		Tasa de muestreo				
		100 %	50 %	33.3 %	25 %	20 %
SNR	11.34 dB	0.558	0.653	0.841	0.939	1.006
	10.51 dB	0.671	0.817	0.969	1.090	1.280
	9.55 dB	0.946	1.146	1.388	1.489	1.675
	8.12 dB	1.324	1.621	1.879	2.095	2.431
	6.72 dB	1.695	2.220	2.571	2.976	3.277
	5.39 dB	2.075	2.785	3.556	3.988	4.589
	3.73 dB	2.847	3.998	4.870	4.939	5.949

Tabla 7: Incertidumbre para CS con muestreo aleatorio

En las Tablas 5–7 se observa un patrón sistemático y coherente: (i) la incertidumbre (STD) *augmenta* al incrementar el paso en frecuencia (es decir, al reducir la tasa de muestreo), y (ii) la incertidumbre *augmenta* al disminuir la relación señal–ruido (SNR). Ambas tendencias son consistentes con la predicción teórica establecida en la Ecuación 2.6, lo que valida tanto la implementación del sistema como el procedimiento de estimación en el método clásico de ajuste parabólico.

Un aspecto particularmente relevante es que este mismo comportamiento —originalmente derivado para el esquema BOTDA estándar— se observa también en los métodos basados en *Compressed Sensing*. Esto resulta notable, ya que, en principio, un enfoque CS no necesariamente debería reproducir la misma dependencia funcional entre incertidumbre, muestreo y SNR que un método clásico. Sin embargo, los resultados muestran que ambos esquemas (CS-uniforme y CS-aleatorio) no solo conservan la misma tendencia general, sino que cuantitativamente siguen de cerca la predicción teórica del modelo parabólico.

Esta correspondencia experimental confirma que, bajo condiciones de comparación equivalentes, los algoritmos de reconstrucción basados en CS no alteran el límite fundamental de precisión impuesto por el modelo de incertidumbre clásico, sino que reproducen su comportamiento estadístico dentro del margen esperado.

Bajo igualdad de número de muestras y del estimador de la BFS, los tres métodos (clásico, CS-uniforme y CS-aleatorio) presentan **incertidumbres estadísticamente indistinguibles** en todo el rango de SNR y tasas de muestreo evaluadas. Cuando se aprecia una leve ventaja del CS-aleatorio sobre el CS-uniforme, esta se atribuye al mejor cumplimiento de la *Restricted Isometry Property* (RIP) por parte del muestreo aleatorio (ver Sección 2.5.2), que mitiga correlaciones periódicas y pequeños sesgos sistemáticos. Sin embargo, dichas diferencias son *marginales* y se atenúan al aumentar el número de muestras.

Para facilitar la interpretación, en la Figura 42 se muestran cortes representativos de las matrices anteriores (STD vs. paso espectral para SNR fijas), y en la Figura 43 se grafica la STD vs. SNR para tres tasas de muestreo.

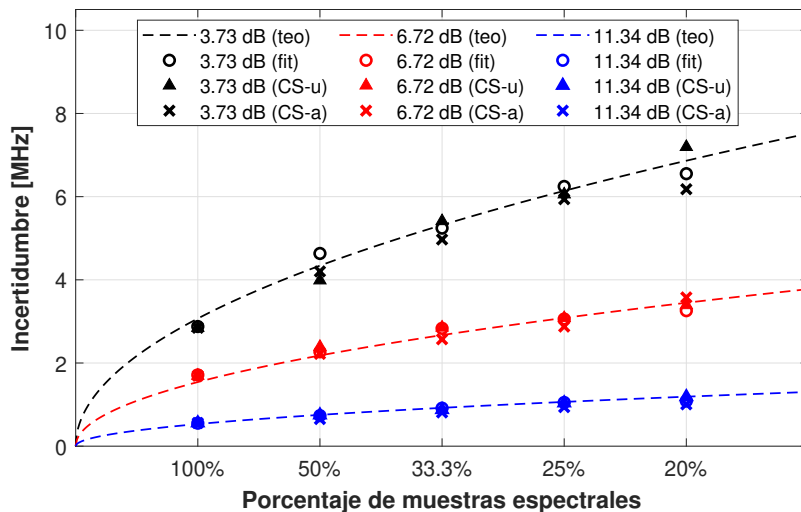


Figura 42: Incertidumbre en función del paso en frecuencia para SNR = 3.73, 6.72 y 11.34 dB.

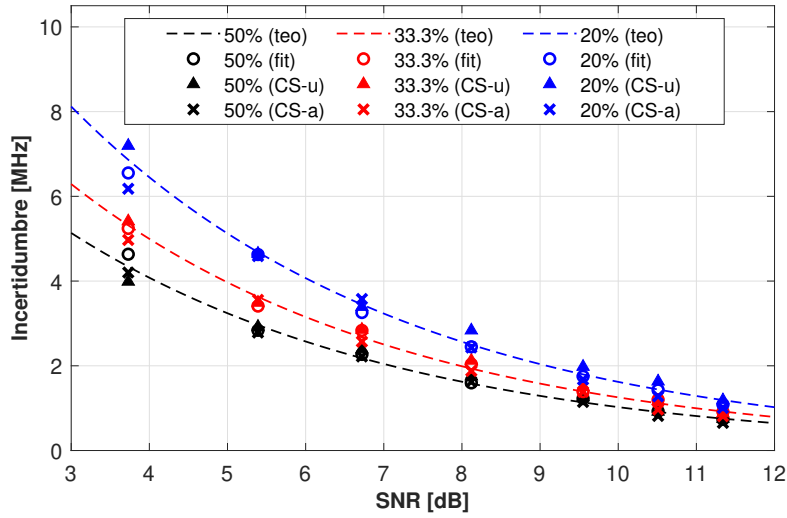


Figura 43: Incertidumbre en función de la SNR para tres tasas de muestreo: 50 %, 33.3 % y 20 %.

En ambos casos, las curvas de los tres métodos siguen la tendencia teórica; en particular, ninguna curva de CS cae de forma sistemática *por debajo* de la referencia teórica, condición necesaria para evidenciar una ganancia efectiva.

El análisis evidencia que, a igualdad de número de muestras y con el mismo estimador de la BFS, el uso de CS (uniforme o aleatorio) *no reduce* la incertidumbre respecto del método clásico. En términos de información, una adquisición con N muestras en BOTDA estándar contiene, para la estimación de la BFS, *la misma cantidad de información útil* que una adquisición con las mismas N muestras seleccionadas mediante CS. Por tanto, en las condiciones evaluadas, CS no aporta una ganancia efectiva ni en precisión ni en tiempo de adquisición.

Para reforzar esta conclusión, la siguiente subsección presenta el análisis de *correlación de Pearson* entre las matrices de STD obtenidas con el método clásico y con CS, mostrando concordancia alta en todo el dominio de tasas de muestreo y SNR.

4.3.2. Correlación entre matrices

Para cuantificar la similitud entre los resultados de cada método, se calcula el coeficiente de correlación de Pearson entre las matrices de incertidumbre, Tablas 3, 5, 6 y 7 . Este se define como:

$$\rho_{X,Y} = \frac{\text{Cov}(X,Y)}{\sqrt{\text{Var}(X) \text{Var}(Y)}} \quad (4.4)$$

Este coeficiente toma valores entre -1 y 1 , indicando qué tan alineadas están dos variables. Sin embargo, no es sensible a cambios en la escala o el desplazamiento, por lo que debe interpretarse con precaución y complementarse con los análisis visuales anteriores.

	Teo	FP	CS-u	CS-a
Teo	1	0.9942	0.9961	0.9930
FP	0.9942	1	0.9890	0.9877
CS-u	0.9961	0.9890	1	0.9899
CS-a	0.9930	0.9877	0.9899	1

Tabla 8: Coeficiente de correlación de Pearson entre matrices de incertidumbre

Los valores de la Tabla 8 indican una altísima correlación entre las cuatro matrices comparadas. En particular, el CS-uniforme alcanza un coeficiente de 0.996 respecto a la matriz teórica, mientras que el fitting parabólico y el CS-aleatorio se sitúan en torno a 0.994 y 0.993, respectivamente. Estos resultados confirman que los tres métodos siguen de forma consistente la predicción teórica, sin evidenciar ventajas significativas entre ellos.

Conclusión comparativa

Los resultados obtenidos permiten concluir que el uso de *Compressed Sensing* —ya sea con muestreo uniforme o aleatorio— no mejora el rendimiento del sistema BOTDA respecto al enfoque clásico. Aunque CS presenta ventajas teóricas en escenarios con señales *sparse*, en este caso concreto su desempeño es equivalente al ajuste parabólico, tanto en precisión como en robustez. Por tanto, su implementación no se justifica desde un punto de vista práctico en este tipo de sistema.

4.3.3. Perturbación térmica (*Hotspot*)

Si bien el análisis de incertidumbre entrega una base sólida para evaluar el rendimiento de los métodos propuestos, también resulta fundamental validar su comportamiento ante perturbaciones reales. En esta sección se analiza la respuesta del sistema frente a un *hotspot* térmico, comparando las variantes CS-uniforme y CS-aleatorio, ambas bajo tasas de compresión representativas. Además, se evalúa la efectividad del indicador RMSE propuesto anteriormente, pero ahora utilizando datos experimentales.

Para todas las pruebas se empleó una señal con $\text{SNR} = 9.13$ dB, seleccionada por ofrecer un nivel bajo de ruido que facilita el análisis de precisión del RMSE. La Figura 44 muestra el espectro reconstruido en un punto fijo de la fibra sometido a un incremento controlado de temperatura mediante un baño termorregulado.

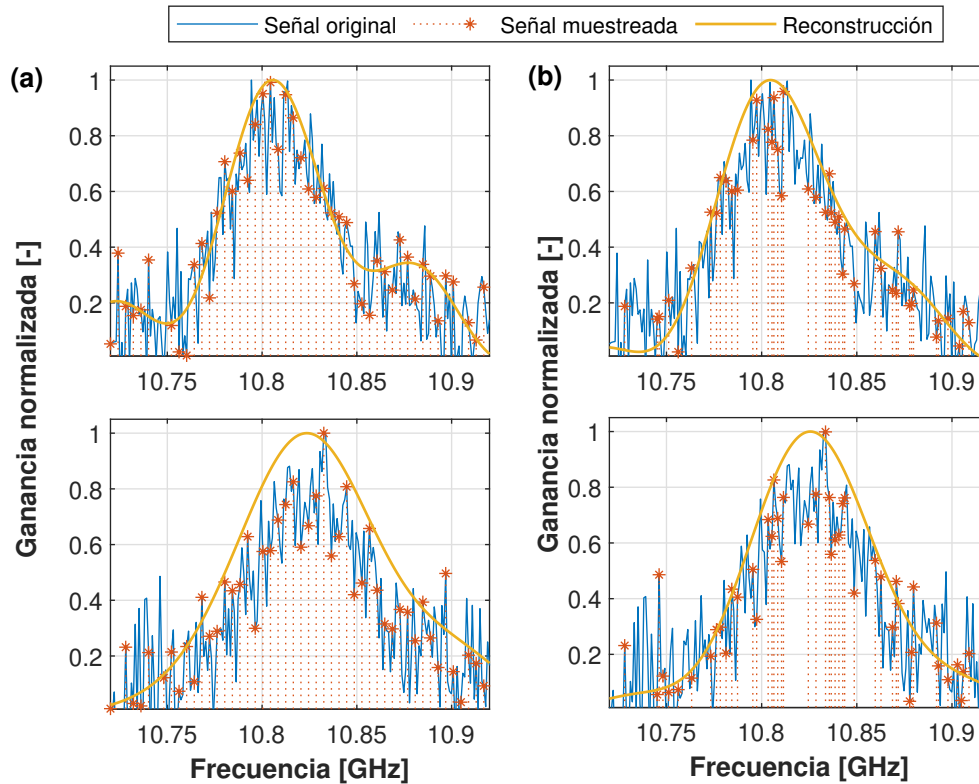


Figura 44: Reconstrucción del espectro. (a) CS-uniforme: Espectro reconstruido para deltas térmicas de 5°C (arriba) y 25°C (abajo) con 25% de muestreo. (b) CS-aleatorio: mismo análisis con distribución aleatoria de frecuencias.

En la Figura 44 se observa que, en ambos casos, el espectro es reconstruido correctamente con una compresión del 25% (equivalente a un paso de 4 MHz). En la Figura 44(a), el muestreo es uniforme y las frecuencias utilizadas aparecen distribuidas equiespaciadamente, permitiendo visualizar claramente el desplazamiento hacia la derecha del espectro inferior, correspondiente a una diferencia térmica de 20°C. En la Figura 44(b), se emplea un patrón de muestreo aleatorio fijo, y se aprecia que las mismas frecuencias se mantienen en ambas reconstrucciones, validando el uso consistente del esquema aleatorio.

Una vez verificada la reconstrucción espectral, se obtiene el perfil BFS a lo largo de la fibra para distintos deltas de temperatura:

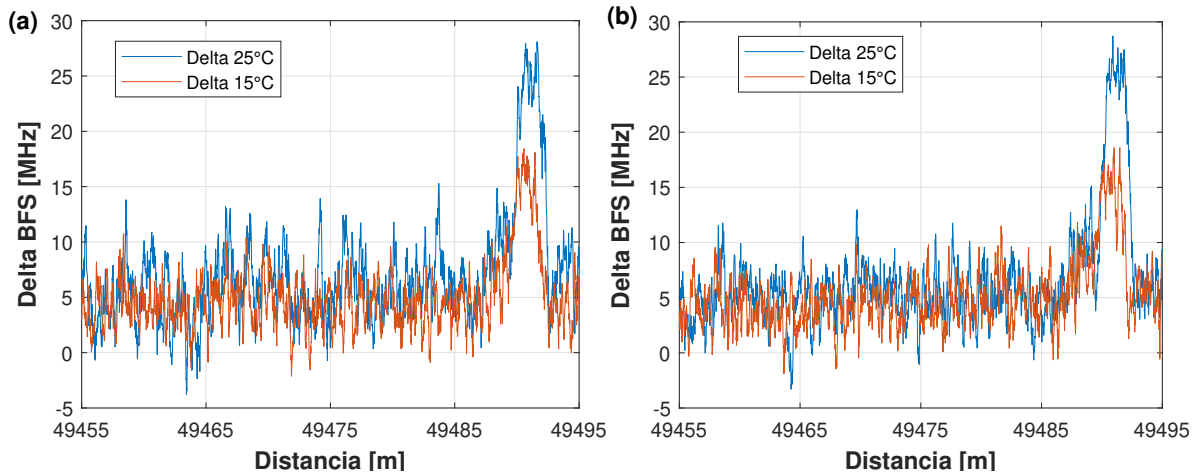


Figura 45: Perfil BFS reconstruido a partir de diferentes deltas térmicos con compresión del 25 %. (a) CS-uniforme. (b) CS-aleatorio.

La Figura 45 muestra que ambos métodos permiten detectar correctamente el *hotspot* generado al final de la fibra. Además, el largo espacial de la perturbación (2 m) coincide con la resolución espacial del sensor, lo que demuestra que la reconstrucción no introduce distorsiones en el perfil de la BFS.

Para mejorar la evaluación y reducir el efecto de ruido aleatorio, se promedia el valor de la BFS máximo obtenido en el *hotspot* para cada delta térmico:

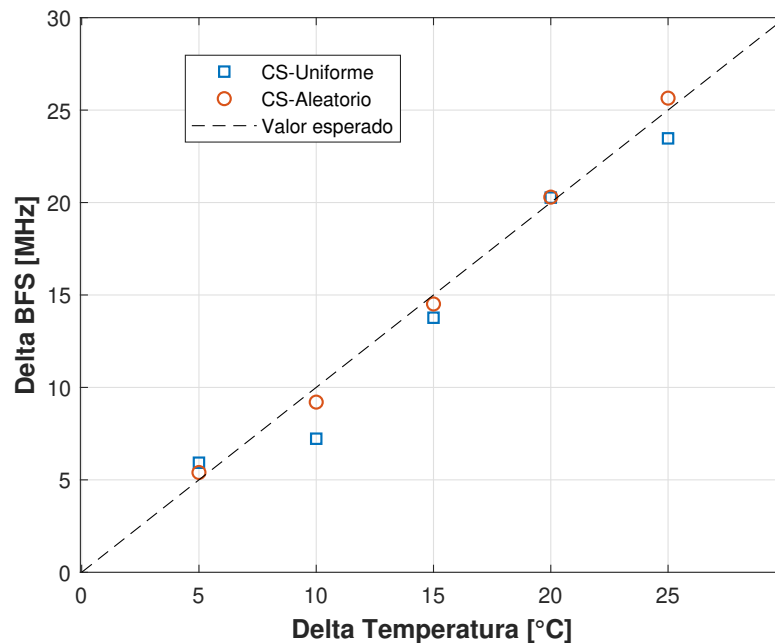


Figura 46: Desplazamiento BFS en función de la temperatura para CS-uniforme y CS-aleatorio con 25 % de muestreo.

En la Figura 46 se observa un comportamiento lineal entre el delta térmico y el desplazamiento

BFS, tanto para el caso CS-uniforme como CS-aleatorio. Esto confirma que ambos métodos mantienen su precisión incluso bajo condiciones de compresión. Este resultado está en línea con los niveles de incertidumbre observados en las Tablas 6 y 7, donde para 25 % de muestreo, la incertidumbre se sitúa en torno a 1.6 MHz, lo que implica errores contenidos dentro de $2-3 \sigma$, rango considerado aceptable.

Una validación adicional del sistema consiste en verificar la eficacia del indicador RMSE propuesto en la Sección 4.3, ahora aplicado a casos experimentales. La metodología consiste en:

- Para el caso **simulado**: se desplaza digitalmente el espectro medido y se evalúa el RMSE entre este desplazamiento y BFS reconstruida usando CS-uniforme y CS-aleatorio.
- Para el caso **experimental**: se compara la BFS reconstruida de cada delta térmico con el valor de referencia, y se calcula el RMSE entre el corrimiento estimado y el corrimiento real inducido por el baño termorregulado.

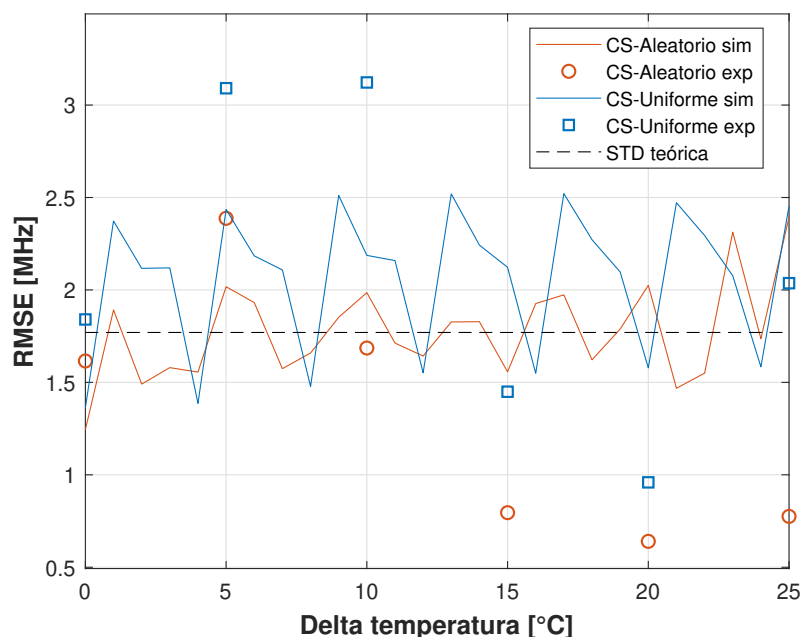


Figura 47: Comparación entre RMSE experimental y simulado para CS-uniforme y CS-aleatorio.

La Figura 47 muestra una alta correspondencia entre los valores experimentales y los simulados, validando la eficacia del indicador RMSE como herramienta de evaluación. Además, se observa que los valores convergen hacia la incertidumbre teórica estimada a partir de la SNR y el paso de frecuencia, lo que sugiere que el RMSE es sensible y fiable como métrica de error en presencia de perturbaciones reales.

Un aspecto adicional a considerar es que los valores experimentales obtenidos con CS-aleatorio tienden a presentar una incertidumbre ligeramente menor que los correspondientes al caso CS-uniforme. Esta diferencia no responde necesariamente a una mejora sustancial en la cantidad de

información capturada, sino a una propiedad inherente del muestreo aleatorio: su mejor cumplimiento de la propiedad de isometría restringida (RIP), discutida en el marco teórico. En particular, la aleatoriedad del patrón rompe las correlaciones estructurales del diccionario y evita errores sistemáticos asociados a una selección periódica de frecuencias, como ocurre en el muestreo uniforme. Esta propiedad favorece una reconstrucción más estable y con menor sesgo, especialmente en regímenes de compresión alta, donde pequeñas deficiencias en el posicionamiento de las muestras pueden degradar significativamente la calidad de estimación.

En conjunto, los resultados de esta sección demuestran que el sistema CS —tanto en su versión uniforme como aleatoria— es capaz de detectar con fidelidad perturbaciones térmicas localizadas, y que el indicador RMSE se comporta como una métrica robusta para evaluar errores de reconstrucción espectral. A pesar de esto, como se mostró en secciones anteriores, los niveles de precisión alcanzados no superan a los del método clásico, reforzando la conclusión general de que el uso de CS no entrega una ventaja efectiva en este tipo de sistemas BOTDA.

4.3.4. Figura de mérito (FoM)

Una herramienta útil para comparar sistemas BOTDA con diferentes configuraciones de muestreo y procesamiento es el uso de una figura de mérito (FoM, por sus siglas en inglés). Esta figura permite integrar varios parámetros del sistema —como la SNR, el número de trazas promedio, la resolución espacial y la incertidumbre espectral— en una única expresión adimensional que facilita una comparación justa entre distintas metodologías.

Basándonos en la formulación propuesta en [20] y resumida en la Ecuación 4.5, la FoM se puede expresar como:

$$FoM = (\alpha L_{eff})^2 \exp[(2 + f_l)\alpha L] \frac{\sqrt{\delta \Delta\nu_B}}{\Delta z \sqrt{N_{tr} N_{AV}} \sigma_\nu}, \quad (4.5)$$

donde α representa la atenuación de la fibra, L es la longitud de la fibra, Δz la resolución espacial, f_l un factor asociado al tipo de configuración de medición (0 para configuración estándar, 1 para sistemas que solo la mitad de la longitud total se utiliza para el sensado), δ el número de puntos espectrales por medición, $\Delta\nu_B$ el ancho espectral Brillouin, σ_ν la incertidumbre BFS, N_{tr} el número de trazas por frecuencia y N_{AV} el número de promediados.

Para evaluar esta métrica en nuestro sistema, se generó la Figura 48 con los resultados obtenidos para los tres esquemas analizados: fitting parabólico clásico (FP), CS con muestreo uniforme (CS-u) y CS con muestreo aleatorio (CS-a), usando las configuraciones óptimas determinadas previamente para cada uno.

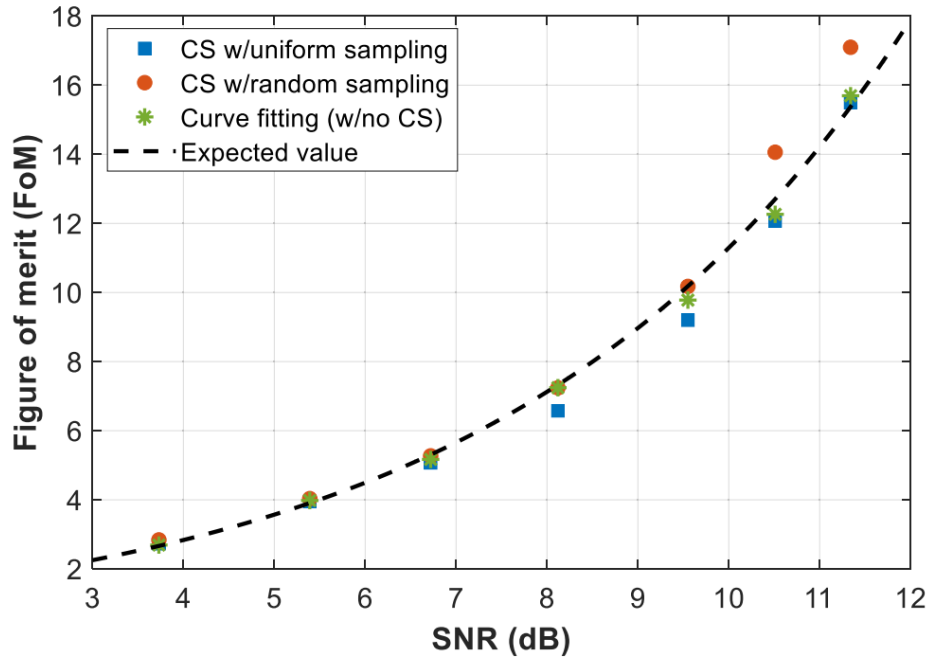


Figura 48: Figura de mérito (FoM) como función de la SNR para tres configuraciones de medición: Fitting parabólico clásico, CS-uniforme y CS-aleatorio.

Tal como se observa en la Figura 48, los tres métodos presentan una evolución prácticamente idéntica de la FoM respecto de la SNR, lo cual respalda cuantitativamente los resultados experimentales mediante una métrica adimensional objetiva. La diferencia entre curvas es mínima, e incluso en algunos casos, el fitting parabólico clásico supera levemente en rendimiento al CS, pese a no requerir reconstrucción ni entrenamiento de diccionarios.

Este resultado respalda de manera complementaria los hallazgos presentados en las secciones anteriores: la incertidumbre espectral, el comportamiento frente al hotspot y el RMSE muestran que el CS no mejora el rendimiento global del sistema BOTDA. Por tanto, incluso desde una perspectiva de FoM, la implementación de CS puede considerarse innecesaria para configuraciones donde ya se cuenta con un fitting parabólico bien optimizado.

5. Conclusiones

5.1. Acerca del trabajo

Este trabajo consistió en la implementación experimental y validación de un sensor BOTDA sobre una fibra de 50 km, evaluando su desempeño bajo diferentes esquemas de reconstrucción espectral, incluyendo técnicas basadas en *Compressed Sensing* (CS). A continuación, se sintetizan los principales hallazgos:

- Se demostró que la incorporación de técnicas de *Compressed Sensing* no mejora significativamente el rendimiento del sistema BOTDA, mostrando resultados estadísticamente equivalentes a los obtenidos mediante submuestreo convencional y ajuste parabólico clásico.
- Esta equivalencia se explica principalmente porque tanto el enfoque estándar como el basado en CS emplean estrategias de mínimos cuadrados para la estimación de la frecuencia Brillouin, con la diferencia de que el método clásico opera directamente sobre los datos medidos, mientras que el CS lo hace en un dominio *sparse*.
- Se observó experimentalmente que el aumento de la potencia del pulso induce efectos no lineales indeseados en la ganancia de Brillouin, especialmente en condiciones de alta energía. Estos efectos fueron mitigados mediante un cuidadoso ajuste de los parámetros del sistema.
- Se identificó y caracterizó el agotamiento de la bomba como una fuente relevante de distorsión, cuya magnitud depende directamente de la ganancia Brillouin de la fibra. Este efecto puede controlarse mediante una optimización adecuada de la potencia de sondeo.
- Se desarrolló una representación simulada del BGS más realista, basada en la combinación de múltiples componentes lorentzianas. Esta mejora permitió modelar de forma más precisa la superposición de modos acústicos presentes en la fibra utilizada.
- Se evidenció que, en ciertos escenarios, el uso exclusivo de la desviación estándar como métrica de incertidumbre puede ser engañoso. Por ello, se propuso y validó una métrica alternativa basada en el *RMSE* frente a un corrimiento espectral simulado, la cual resultó más robusta para evaluar la sensibilidad espectral efectiva del sistema.
- Finalmente, se observó que el uso combinado de los algoritmos K-SVD y OMP, si bien no mejora la precisión en la estimación de la BFS, cumple un rol eficaz como herramienta de *denoising*, preservando la información de la BFS sin introducir sesgos significativos.

En síntesis, se concluye que, bajo condiciones controladas y con métodos clásicos bien optimizados, la implementación de técnicas de *Compressed Sensing* no aporta ventajas significativas en sistemas BOTDA. El rendimiento alcanzado mediante estrategias convencionales continúa siendo competitivo, incluso frente a enfoques más complejos.

5.2. Líneas futuras de estudio

Este trabajo abre diversas posibilidades de investigación futura, tanto en el ámbito de los sensores distribuidos como en el análisis de algoritmos avanzados de reconstrucción espectral. Se destacan las siguientes líneas:

- Evaluar teórica y experimentalmente el rendimiento de distintos algoritmos de estimación de la BFS, incluyendo ajuste parabólico, OMP y otros enfoques basados en CS, en función de su proximidad a la cota de Cramér-Rao.
- Esta cota representa la varianza mínima teórica alcanzable por un estimador insesgado de la BFS, y constituye un límite fundamental con el cual cualquier método de estimación puede ser comparado. Si un algoritmo presenta una incertidumbre considerablemente superior a esta cota, se considera ineficiente; si aparenta superarla, probablemente incurre en sesgo.
- A partir de esta comparación, se podrá establecer si el uso de *Compressed Sensing* justifica su complejidad computacional en aplicaciones BOTDA, o si su desempeño está restringido por los mismos principios estadísticos que limitan a los métodos clásicos.
- Explorar variantes más sofisticadas de CS, tales como enfoques bayesianos, *dictionary learning* adaptativo, o la integración con redes neuronales profundas, con el fin de identificar regiones del espacio de parámetros donde el rendimiento se aproxime al límite teórico.
- Ampliar el estudio hacia otros tipos de sensores distribuidos, tanto ópticos como no ópticos, donde la estructura de la señal permita una compresión espectral o espacial eficiente, sin comprometer la fidelidad de la información.

En conjunto, estas líneas buscan no solo profundizar en la comprensión teórica de los límites de estimación en sensores distribuidos, sino también ofrecer criterios más sólidos para discernir cuándo es pertinente implementar técnicas avanzadas de reconstrucción y cuándo resulta preferible mantener esquemas clásicos bien calibrados.

6. Referencias

Referencias

- [1] Marcelo A Soto. Distributed brillouin sensing: Time-domain techniques. *Handbook of Optical Fibers*, pages 1–91, 2018.
- [2] Alexandre Fellay. Extreme temperature sensing using brillouin scattering in optical fibers. Technical report, EPFL, 2003.
- [3] Massimo Facchini. Distributed optical fiber sensors based on brillouin scattering. Technical report, EPFL, 2002.
- [4] Wenhai Li, Xiaoyi Bao, Yun Li, and Liang Chen. Differential pulse-width pair botda for high spatial resolution sensing. *Optics express*, 16(26):21616–21625, 2008.
- [5] K Kishida and CH Li. Pulse pre-pump-botda technology for new generation of distributed strain measuring system. In *Structural health monitoring and intelligent infrastructure*, volume 1, pages 471–477. Taylor & Francis London, UK, 2006.
- [6] Tom Sperber, Avishay Eyal, Moshe Tur, and Luc Thévenaz. High spatial resolution distributed sensing in optical fibers by brillouin gain-profile tracing. *Optics express*, 18(8):8671–8679, 2010.
- [7] Yongkang Dong, Liang Chen, and Xiaoyi Bao. Extending the sensing range of brillouin optical time-domain analysis combining frequency-division multiplexing and in-line edfas. *Journal of Lightwave Technology*, 30(8):1161–1167, 2011.
- [8] Marcelo A Soto, Gabriele Bolognini, Fabrizio Di Pasquale, and Luc Thévenaz. Simplex-coded botda fiber sensor with 1 m spatial resolution over a 50 km range. *Optics letters*, 35(2):259–261, 2010.
- [9] Félix Rodríguez-Barrios, Sonia Martín-López, Ana Carrasco-Sanz, Pedro Corredera, Juan Diego Ania-Castañón, Luc Thévenaz, and Miguel González-Herráez. Distributed brillouin fiber sensor assisted by first-order raman amplification. *Journal of lightwave technology*, 28(15):2162–2172, 2010.
- [10] Yair Peled, Avi Motil, and Moshe Tur. Fast brillouin optical time domain analysis for dynamic sensing. *Optics express*, 20(8):8584–8591, 2012.
- [11] Yair Peled, Avi Motil, Lior Yaron, and Moshe Tur. Slope-assisted fast distributed sensing in optical fibers with arbitrary brillouin profile. *Optics express*, 19(21):19845–19854, 2011.
- [12] Asher Voskoboinik, Omer F Yilmaz, Alan W Willner, and Moshe Tur. Sweep-free distributed brillouin time-domain analyzer (sf-botda). *Optics express*, 19(26):B842–B847, 2011.
- [13] David L Donoho. Compressed sensing. *IEEE Transactions on information theory*, 52(4):1289–1306, 2006.

- [14] Emmanuel J Candès and Michael B Wakin. An introduction to compressive sampling. *IEEE signal processing magazine*, 25(2):21–30, 2008.
- [15] Michael Elad. *Sparse and redundant representations: from theory to applications in signal and image processing*, volume 2. Springer, 2010.
- [16] Herman Z Cummins and Robert W Gammon. Rayleigh and brillouin scattering in liquids: the landau—placzek ratio. *The Journal of Chemical Physics*, 44(7):2785–2796, 1966.
- [17] Tsuneo Horiguchi, Kaoru Shimizu, Toshio Kurashima, Mitsuhiro Tateda, and Yahei Koyamada. Development of a distributed sensing technique using brillouin scattering. *Journal of lightwave technology*, 13(7):1296–1302, 1995.
- [18] Robert W Boyd, Alexander L Gaeta, and Enno Giese. Nonlinear optics. In *Springer Handbook of Atomic, Molecular, and Optical Physics*, pages 1097–1110. Springer, 2008.
- [19] Govind P Agrawal. Nonlinear fiber optics. In *Nonlinear Science at the Dawn of the 21st Century*, pages 195–211. Springer, 2000.
- [20] Marcelo A Soto and Luc Thévenaz. Modeling and evaluating the performance of brillouin distributed optical fiber sensors. *Optics express*, 21(25):31347–31366, 2013.
- [21] Luc Thévenaz, Stella Foaleng Mafang, and Jie Lin. Effect of pulse depletion in a brillouin optical time-domain analysis system. *Optics express*, 21(12):14017–14035, 2013.
- [22] Kaoru Shimizu, Tsuneo Horiguchi, Yahei Koyamada, and Toshio Kurashima. Coherent self-heterodyne detection of spontaneously brillouin-scattered light waves in a single-mode fiber. *Optics letters*, 18(3):185–187, 1993.
- [23] Sally M Maughan, Huai H Kee, and Trevor P Newson. Simultaneous distributed fibre temperature and strain sensor using microwave coherent detection of spontaneous brillouin backscatter. *Measurement Science and Technology*, 12(7):834, 2001.
- [24] Marc Nikles, Luc Thevenaz, and Philippe A Robert. Brillouin gain spectrum characterization in single-mode optical fibers. *Journal of Lightwave Technology*, 15(10):1842–1851, 1997.
- [25] Mehdi Alem, Marcelo A Soto, and Luc Thévenaz. Analytical model and experimental verification of the critical power for modulation instability in optical fibers. *Optics express*, 23(23):29514–29532, 2015.
- [26] Marcelo A Soto and Luc Thévenaz. Towards 1’000’000 resolved points in a distributed optical fibre sensor. In *23rd International Conference on Optical Fibre Sensors*, volume 9157, pages 1546–1549. SPIE, 2014.
- [27] Alejandro Dominguez-Lopez, Zhisheng Yang, Marcelo A Soto, Xabier Angulo-Vinuesa, Sonia Martin-Lopez, Luc Thevenaz, and Miguel Gonzalez-Herraez. Novel scanning method for distortion-free botda measurements. *Optics express*, 24(10):10188–10204, 2016.
- [28] Simon Foucart and Holger Rauhut. *A Mathematical Introduction to Compressive Sensing*. Springer, 2013.

- [29] Joel A Tropp and Anna C Gilbert. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit. *IEEE Transactions on information theory*, 53(12):4655–4666, 2007.
- [30] Michal Aharon, Michael Elad, and Alfred Bruckstein. K-svd: An algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation. *IEEE Transactions on signal processing*, 54(11):4311–4322, 2006.
- [31] Ron Rubinstein, Michael Zibulevsky, and Michael Elad. Efficient implementation of the k-svd algorithm using batch orthogonal matching pursuit. Technical report, Citeseer, 2008.
- [32] Da-Peng Zhou, Wei Peng, Liang Chen, and Xiaoyi Bao. Brillouin optical time-domain analysis via compressed sensing. *Optics letters*, 43(22):5496–5499, 2018.
- [33] Hua Zheng, Yaxi Yan, Zhiyong Zhao, Tao Zhu, Jingdong Zhang, Nan Guo, and Chao Lu. Accelerated fast botda assisted by compressed sensing and image denoising. *IEEE Sensors Journal*, 21(22):25723–25729, 2021.
- [34] Qi Chu, Benzhang Wang, Henan Wang, Dexin Ba, and Yongkang Dong. Fast brillouin optical time-domain analysis using frequency-agile and compressed sensing. *Optics Letters*, 45(15):4365–4368, 2020.
- [35] Da-Peng Zhou, Wankun Ning, Dayong Shu, Wei Peng, Liang Chen, and Xiaoyi Bao. Performance enhancement of brillouin sensing systems based on compressive sampling. *OSA Continuum*, 3(11):3116–3124, 2020.
- [36] Yuguo Yao, Yuangang Lu, and Yosuke Mizuno. Proposal of compressed sensing-assisted brillouin optical correlation-domain reflectometry for effective repetition rate enhancement. *Applied Physics Express*, 16(3):032005, 2023.
- [37] Zhenyu Xiao, Xueguang Yuan, Shengyao Xu, Zhengyang Li, Yongqing Huang, et al. Frequency response enhancement of ϕ -otdr using interval-sweeping pulse equivalent sampling based on compressed sensing. *Journal of Lightwave Technology*, 41(2):768–776, 2022.
- [38] Shuai Qu, Zhaojun Liu, Yanping Xu, Zhenhua Cong, Dapeng Zhou, Shang Wang, Zhao Li, Heng Wang, and Zengguang Qin. Phase sensitive optical time domain reflectometry based on compressive sensing. *Journal of Lightwave Technology*, 37(23):5766–5772, 2019.
- [39] Shuai Qu, Zengguang Qin, Yanping Xu, Zhaojun Liu, Zhenhua Cong, Heng Wang, and Zhao Li. Distributed sparse signal sensing based on compressive sensing ofdr. *Optics Letters*, 45(12):3288–3291, 2020.
- [40] Ivana Tošić and Pascal Frossard. Dictionary learning. *IEEE Signal Processing Magazine*, 28(2):27–38, 2011.
- [41] Hongxiu Tan, Hao Wu, Li Shen, Can Zhao, Kangjie Li, Maoqi Zhang, Songnian Fu, and Ming Tang. Sparse representation of brillouin spectrum using dictionary learning. *Optics Express*, 28(12):18160–18171, 2020.
- [42] S. K. Sahoo and A. Makur. Signal recovery from random measurements via extended orthogonal matching pursuit. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 63(10):2572–2581, 2015.

- [43] Y. Wang, T. Zhu, Z. He, and K. Hotate. Brillouin optical time-domain analysis based on compressed sensing. *Optics Letters*, 41(8):1805–1808, 2016.
- [44] Z. Xu, C. Zhang, Y. Zhang, and L. Qian. Spatial resolution enhancement in botda using orthogonal matching pursuit. *IEEE Photonics Technology Letters*, 29(10):837–840, 2017.
- [45] T. Tao, T. Zhu, Y. Liu, and Z. He. High-speed brillouin optical time-domain analyzer based on compressed sensing and distributed data acquisition. *Optics Express*, 27(3):2406–2415, 2019.
- [46] M. Mardani and A. Mafi. Botda sensing using compressed sampling and sparse reconstruction. *Journal of Lightwave Technology*, 34(13):3140–3146, 2016.
- [47] Yong Dong, Ya-Nan Yang, Abul Kalam Azad, Zengsen Yang, Kuanglu Yu, and Shuang Zhao. Compressed sensing based on k-svd for brillouin optical fiber distributed sensors. *IEEE Sensors Journal*, 22(16):16414–16421, 2022.