



Universidad
Zaragoza

Trabajo Fin de Máster

Desarrollo de un sistema basado en algoritmos genéticos para la determinación de la señal de modulación en un láser VCSEL

Development of a genetic algorithm-based system and determination of a VCSEL's modulation signal

Autor/es

Manuel Chueca Lázaro

Director/es

David Izquierdo Núñez

José Antonio Altabás Navarro

Ponente: Juan Ignacio Garcés Gregorio

Escuela de Ingeniería y Arquitectura

2017



DECLARACIÓN DE AUTORÍA Y ORIGINALIDAD

(Este documento debe acompañar al Trabajo Fin de Grado (TFG)/Trabajo Fin de Máster (TFM) cuando sea depositado para su evaluación)

TRABAJOS DE FIN DE GRADO / FIN DE MÁSTER

D./D^a. MANUEL CHUECA CÁZARO

con nº de DNI 73022723-T en aplicación de lo dispuesto en el art.

14 (Derechos de autor) del Acuerdo de 11 de septiembre de 2014, del Consejo de Gobierno, por el que se aprueba el Reglamento de los TFG y TFM de la Universidad de Zaragoza,

Declaro que el presente Trabajo de Fin de (Grado/Máster)
MÁSTER, (Título del Trabajo)

"DESARROLLO DE UN SISTEMA BASADO EN ALGORITMOS GENÉTICOS PARA LA DETERMINACIÓN DE LA SEÑAL DE MODULACIÓN EN UN LASER VCSEL"

es de mi autoría y es original, no habiéndose utilizado fuente sin ser citada debidamente.

Zaragoza, 22 DE JUNIO DE 2017

Fdo: MANUEL CHUECA CÁZARO

Desarrollo de un sistema basado en algoritmos genéticos para la determinación de la señal de modulación en un láser VCSEL

Resumen

Se plantea el desarrollo de un sistema de aprendizaje automático basado en algoritmos genéticos para la obtención de pulsos de modulación óptimos para la modulación en fase en un VCSEL. Para ello se realiza una caracterización completa del VCSEL utilizado, obteniendo los parámetros que definen su respuesta en fase a partir de la señal de modulación. Posteriormente se genera un entorno de simulación mediante el cual se diseña el algoritmo genético que será finalmente utilizado, definiendo una función de coste teórica que evalúa la proximidad de cada pulso de modulación al resultado óptimo. Finalmente, el algoritmo genético diseñado mediante simulación se implementa en un entorno experimental, analizando la convergencia del sistema y presentando el pulso optimizado para una transmisión de 1 Gbps. El pulso resultante se utiliza para modular el VCSEL, realizando una comparativa entre dicho resultado y los obtenidos con anteriores pulsos de modulación utilizados en otros estudios del mismo campo.

Índice de contenidos

1. Introducción.....	7
1.1 Motivación.....	7
1.2 Objetivo del proyecto.....	8
1.3 Estructura de la memoria.....	8
2. Estado del arte.....	10
2.1 Evolución histórica de las comunicaciones ópticas.....	10
2.2 Láseres VCSEL.....	10
2.3 Técnicas de modulación en sistemas de comunicación ópticos.....	12
2.3.1 Modulación en amplitud.....	12
2.3.2 Modulación en fase.....	13
2.4 Aprendizaje automático mediante algoritmos genéticos.....	14
2.4.1 Población.....	15
2.4.2 Función de selección.....	16
2.4.3 Mutación y crossover.....	17
3. Caracterización del VCSEL.....	19
3.1. Montaje del escenario.....	19
3.2. Resultados.....	21

4. Desarrollo del algoritmo genético.....	24
4.1 Objetivo.....	24
4.2 Definición de la función de coste.....	25
4.3 Parametrización.....	28
4.4 Dimensionamiento del problema.....	29
4.5 Conformación de pulsos.....	30
5. Optimización del problema.....	33
5.1. Montaje del escenario.....	33
5.2 Resultados.....	35
5.3 Discusión de los resultados.....	45
6. Conclusiones.....	46
5.1 Análisis cualitativo.....	46
5.2 Líneas futuras.....	47
Referencias.....	49

Índice de figuras

Figura 2.1. Estructura de un VCSEL.....	11
Figura 2.2. Modulación ASK-OOK.....	13
Figura 2.3. Modulación BPSK.....	14
Figura 2.4. <i>Crossover</i> entre ambos padres, p1 y p2.....	18
Figura 3.1. <i>Bias-tee</i> y VCSEL utilizados durante el proyecto.....	19
Figura 3.2. Esquema del set-up experimental para la caracterización del VCSEL.....	21
Figura 3.3. Curva Potencia-Intensidad de la respuesta del VCSEL.....	22
Figura 3.4. Medida de factor $2p/m$ y recta de ajuste para una intensidad de bias de 8 mA (izquierda) y rectas de ajuste del valor $2p/m$ para diferentes intensidades de bias (derecha).....	23
Figura 4.1. Señal de modulación teórica (azul) y respuesta en potencia del VCSEL (rojo) en una transmisión de 1Gbps.....	25
Figura 4.2. Diferencia de potencia a minimizar entre bits consecutivos en la traza procedente de la respuesta en potencia del VCSEL en una transmisión a 1 Gbps.....	26
Figura 4.3. Convergencia del algoritmo genético a lo largo de las generaciones.....	28
Figura 4.4. Conformado final del pulso a partir de los valores optimizados. Bits transmitidos (arriba) y conformado de pulso tras aplicar los principios nombrados (abajo).....	31
Figura 5.1. Esquema del set-up experimental para la optimización de los pulsos mediante el algoritmo genético.....	34
Figura 5.2. Curva del BER de una modulación determinada mediante algoritmos genéticos para una tasa de transmisión de 1 Gbps.....	35
Figura 5.3. Valores de BER mínimo y medio de los individuos para cada una de las generaciones durante la convergencia del algoritmo genético.....	37
Figura 5.4. Valor de BER para cada uno de los individuos de la última generación disponible (izquierda). Análisis del proceso de convergencia mediante la representación del mejor valor, el peor valor y el valor medio de BER de los individuos para cada generación (derecha).....	38

Figura 5.5. Valores de las muestras de la señal de modulación para ambos bits correspondientes al mejor individuo optimizado por el algoritmo genético (izquierda) y comparativa de la señal de modulación generada y de la respuesta en potencia del VCSEL con la cadena de bits ‘01010011’ (derecha).....	38
Figura 5.6. Fase de la secuencia ‘01010110’ obtenida de manera simulada a partir de los parámetros de chirp y de la respuesta en potencia capturada en el DCA (azul) y experimental mediante el BOSA PHASE (rojo).....	39
Figura 5.7. Traza de la respuesta en potencia de la modulación obtenida desde el DCA (arriba) y cálculo de la respuesta en fase del VCSEL a partir de la misma y de los parámetros de chirp (abajo). En ambas se marcan los instantes de muestreo seleccionados.....	40
Figura 5.8. Constelación de símbolos obtenida experimentalmente a partir de la señal del BOSA.....	40
Figura 5.9. Diagrama de ojo (1 Gbps).....	41
Figura 5.10. Pulso de modulación optimizado en términos de BER y de potencia transmitida.....	42
Figura 5.11. Constelación de símbolos obtenida experimentalmente a partir de la señal del BOSA PHASE.....	43
Figura 5.13. Valores de BER para cada uno de los pulsos presentados anteriormente en una transmisión de 1 Gbps.....	44

1. Introducción

1.1. Motivación

El uso de fibra óptica como medio de transmisión ha cambiado por completo el concepto de transmisión guiada de información a larga distancia en las últimas décadas. Sin embargo, la complejidad de estos sistemas hace de ellos un elemento de estudio en constante evolución, por lo que se busca optimizar su rendimiento a través de nuevos métodos de emisión y recepción.

Pese a que actualmente las redes ópticas de acceso utilizan modulación en intensidad, en este proyecto se decide trabajar con modulación diferencial en fase buscando las posibilidades que un receptor coherente ofrece. Este receptor utiliza un oscilador local como medio para la obtención de la referencia de fase absoluta de la señal, así como para trasladar la información desde la frecuencia correspondiente a la portadora óptica hasta una frecuencia intermedia (IF). Este oscilador local actúa como un amplificador “libre de ruido” dentro del receptor coherente, por lo que se da una mejora significativa en la sensibilidad del sistema. Los sistemas coherentes en comunicaciones ópticas permiten una mejora de hasta 20 dB en la sensibilidad en los detectores y logran un mejor uso del ancho de banda, mejorando así la eficiencia. Además son capaces de detectar amplitud, frecuencia y fase de la señal de entrada, permitiendo tasas de transmisión más altas.

Las redes de acceso ópticas pasivas (PON) de tipo uDWDM (*ultra-dense wavelength division multiplexing*) basadas en detección coherente van a jugar un papel importante en el encuentro entre comunicaciones inalámbricas y ópticas en 5G, pero es necesario el desarrollo y la implementación de fuentes ópticas más económicas y eficientes en términos de coste como son los VCSEL [1]. Este tipo de láser es potencialmente el más barato que puede fabricarse, y la modulación en fase puede proporcionar la potencia óptica necesaria para desarrollar una red de este tipo viable. Además, los VCSEL han sido también utilizados a modo de osciladores locales para receptores heterodinos [1, 2]

El grupo de tecnologías fotónicas (GTF) de la Universidad de Zaragoza cuenta con una amplia experiencia en el estudio de sistemas ópticos. Resulta de interés introducir una técnica completamente nueva en este campo como es el aprendizaje automático a través de la utilización de algoritmos genéticos para optimizar la modulación en fase del láser, y con ella el ratio de error en recepción. De esta manera se busca

aportar una nueva herramienta complementaria y cuya versatilidad permitirá ser utilizada fácilmente para mejorar los resultados de futuros trabajos del grupo, dando pie a nuevos proyectos.

1.2. Objetivo

El objetivo del presente proyecto es la obtención de la respuesta óptima en fase de un VCSEL para una modulación diferencial DPSK. Para ello se plantea el desarrollo de un sistema de aprendizaje automático basado en la utilización de algoritmos genéticos, así como el completo estudio y caracterización de la respuesta de dicho láser. Este algoritmo genético determinará los pulsos de modulación óptimos, teniendo en cuenta los efectos no lineales de la respuesta de dicho VCSEL y adaptándose a ella, y será implementado en Matlab®.

La primera fase del trabajo consiste en una caracterización completa del VCSEL utilizado, obteniendo los parámetros que definen su respuesta en fase y verificando la posibilidad de realizar una modulación en fase sobre él. En segundo lugar y utilizando la caracterización previa, se define un modelo teórico para hallar la respuesta del VCSEL ante diferentes señales de modulación, generando así un entorno de simulación que permitirá el desarrollo y el dimensionamiento del algoritmo genético a utilizar. Finalmente se realizará la implementación de dicho algoritmo en el entorno experimental, buscando minimizar la tasa de error binario (BER) y optimizando así la respuesta en fase del láser.

Una vez obtenidos los pulsos óptimos de modulación, se pretende realizar una comparativa de los resultados previos a este proyecto y los resultados obtenidos en términos de BER, integrando esta nueva metodología en el entorno de trabajo del laboratorio.

1.3. Estructura de la memoria

La presente memoria se estructura en diferentes capítulos, tratando temáticas o etapas bien diferenciadas del proyecto que han sido desarrolladas de manera secuencial. El contenido de los capítulos se detalla a continuación:

- *Capítulo 1: Introducción.* Se definen tanto la motivación como el objetivo final del trabajo, y se realiza un desglose de la estructura de la memoria.
- *Capítulo 2: Estado del arte.* Se describe el contexto en el que el proyecto se ha llevado a cabo. Se describen las fuentes ópticas de interés para el proyecto y la

mecánica de un algoritmo genético diferenciando cada parámetro de diseño y asociándolo con el efecto que se desea asociar al algoritmo final.

- *Capítulo 3: Caracterización del VCSEL.* Se describe el proceso seguido para la caracterización del VCSEL y la obtención de los parámetros de chirp que posteriormente permitirán obtener su respuesta en fase a partir de la señal de modulación. Se muestra el montaje experimental utilizado y los cálculos llevados a cabo a partir de los datos obtenidos.
- *Capítulo 4: Desarrollo del algoritmo genético.* Se explica el desarrollo completo del sistema de aprendizaje automático utilizado, así como la definición de la función de coste y la justificación de las decisiones tomadas. Se utilizan los fundamentos teóricos del VCSEL para el diseño de la función de coste, la parametrización del algoritmo y el dimensionamiento del problema. El estudio de la convergencia del problema en este entorno de simulación determinará los parámetros del algoritmo genético utilizado en la fase experimental.
- *Capítulo 5: Optimización del problema.* Se lleva a un entorno experimental el algoritmo genético diseñado en el capítulo anterior. En él se trabaja con el valor de BER, obtenido a partir de la señal recibida en un receptor coherente y heterodino, y se ejecutan una serie de algoritmos genéticos con el fin de optimizar la modulación en fase del VCSEL.
- *Capítulo 6: Conclusiones.* Se realiza un análisis cualitativo de la totalidad del proyecto, así como un comentario acerca de las líneas futuras que se pueden desarrollar a partir de este estudio.
- *Anexo I: Optimización alternativa.* Se plantea un modelo experimental alternativo para la optimización del problema, presentando el concepto y describiendo los cambios a realizar en el escenario de medida.

2. Estado del arte

2.1. Evolución histórica de las comunicaciones ópticas

En la década de los 70, *Corning Glass Works* y *Bell Labs* encabezaron la investigación en láseres de semiconductor. Paralelamente, un equipo perteneciente a *Corning Glass Works* desarrolló una fibra óptica de vidrio cuyas pérdidas rondaban los 2 dB/km [3]. Fue el avance más significativo en la historia de este medio de transmisión ya que posibilitaba la transmisión a grandes distancias, y desde este momento hasta la actualidad su crecimiento ha sido exponencial. En 1975 ingenieros de *Laser Diode Labs Inc.* desarrollaron el primer láser de onda continua, posibilitando la transmisión de conversaciones telefónicas, y en 1987 la Universidad de Southampton introduce los amplificadores de fibra dopados con erbio (EDFA), reduciendo considerablemente el coste de las transmisiones a larga distancia.

Durante la última década del siglo XX nacen las PON, aunque no fue hasta 1998 cuando se lanzó el primer estándar basado en ATM (*Asynchronous Transfer Mode*) por parte de la ITU [4], trabajando con un ancho de banda de 622 Mbps de bajada y 155 Mbps de subida. A finales del año 2000, la EFMA (*Ethernet in the First Mile Alliance*) propuso el concepto de EPON (*Ethernet-PON*), con una tasa de transmisión de hasta 1 Gbps, basada en la encapsulación de la capa de enlace Ethernet. Las redes GPON son propuestas en 2002 por la organización FSAN, y definidas al año siguiente por los protocolos ITU G.984.1 y G.984.2 [5]. Desde 2010, el estándar XG-PON provee una velocidad de enlace de bajada de hasta 10 Gbps y de subida de hasta 2,5 Gbps utilizando técnicas de multiplexación.

Hoy en día la fibra óptica está a la cabeza en comunicaciones de alta velocidad, y se ha convertido en el medio más utilizado a la hora de trazar redes transoceánicas debido a su alta capacidad de transmisión y a su baja atenuación.

2.2. Láseres VCSEL

Los emisores de luz más utilizados para comunicaciones ópticas son los diodos, cuyas principales ventajas son pequeño tamaño, alta potencia óptica emitida y fácil modulación electro-óptica de su potencia de emisión [6]. Estas fuentes son fundamentalmente de dos tipos: LEDs (*light emitting diodes*), basados en la emisión

espontánea de luz, y diodos láser (*laser diodes*, LDs), basados en la emisión estimulada. Este segundo tipo de fuente es la utilizada en el presente proyecto.

El láser de semiconductor o diodo láser (LD) es un diodo que emite luz láser coherente, formado por un resonador. Existen diferentes tipos de LDs en términos de principio de funcionamiento como los DFB, en los cuales la cavidad resonante está definida con una red de Bragg a lo largo del medio con ganancia, o los VCSEL (*Vertical Cavity Surface Emitting Laser*), que emiten luz en la dirección perpendicular a la frontera de la heterounión. En este tipo de láseres, la cavidad se realiza mediante reflectores distribuidos de Bragg, entre los cuales se encuentra la región activa. Este LD es el utilizado en este proyecto, y sus características son detalladas a continuación.

El VCSEL es un tipo de láser de semiconductor característico por su alta eficiencia. Su bajo coste económico y su prolongado tiempo de vida hacen de él la mejor opción para un gran número de aplicaciones, desde en el campo de las comunicaciones dada su capacidad de modular altas frecuencias hasta en la fabricación de sensores, y es por ello que es el centro del presente estudio. Otras ventajas del VCSEL son su menor intensidad umbral y su amplio rango de longitudes de onda de trabajo [7, 8].

Al contrario que en otros diodos láser, en el VCSEL la emisión de luz se realiza en la dirección perpendicular a la frontera entre las capas de la heterounión, como se muestra en la figura 2.1.

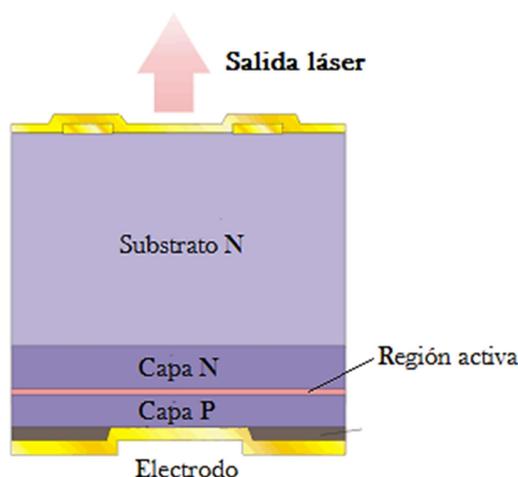


Figura 2.1. Estructura de un VCSEL.

Las longitudes de onda de emisión más comunes en un VCSEL están en el rango de 750-980 nm, obtenidas mediante sistemas basados en GaAs/AlGaAs [7]. Sin embargo, es posible alcanzar mayores longitudes de onda (1,3 μm , 1,55 μm o incluso por encima de los 2 μm). El VCSEL utilizado en este proyecto está basado en InAlGaAs/InP y emite en una longitud de onda nominal de 1539,61 nm.

Debido al corto tiempo de ida y vuelta del resonador, los VCSEL se pueden modular con frecuencias en el rango de los gigahercios, lo que hace de este tipo de fuentes unos transmisores muy útiles para sistemas de comunicación óptica como las redes PON de tipo uDWDM [9, 10]. Una de las características a tener en cuenta a la hora de realizar una modulación en intensidad en un VCSEL es el elevado chirp que éste presenta. No obstante, en este proyecto se trabaja con modulación en fase, aprovechando las ventajas de la detección coherente.

2.3. Técnicas de modulación en sistemas de comunicación ópticos

En comunicaciones ópticas, los sistemas se dividen en sistemas de intensidad modulada/detección directa (IM/DD) y en sistemas coherentes, que utilizan receptores del mismo tipo. Como se ha comentado con anterioridad, en un receptor coherente se hace uso de un oscilador local que detecta el cambio en la fase absoluta de la señal, permite trabajar en una frecuencia intermedia establecida y mejora en la sensibilidad del receptor.

En este apartado se detallan los diferentes tipos de sistemas coherentes, véase modulación en intensidad y en fase, haciendo hincapié en la técnica de modulación utilizada y en el comportamiento del láser VCSEL. Así como se habla de modulaciones en amplitud y fase, se denomina QAM (*Quadrature Amplitude Modulation*) la modulación de la señal portadora tanto en amplitud como en fase, pudiendo tener M estados de modulación (M-QAM). Una elección acertada de la modulación utilizada determinará la calidad final del sistema, por lo que un profundo conocimiento de la respuesta de los dispositivos utilizados tanto en fase como en amplitud permitirá llegar a una solución cercana a la óptima.

2.3.1. Modulación en intensidad

Una de las técnicas de modulación más usadas en comunicaciones ópticas es la modulación en intensidad (IM), que se basa en representar la información en intensidad o potencia óptica de una señal óptica. El modelo más simple de modulación ASK es OOK (*On-Off Keying*) donde se transmite una señal de determinada intensidad en el caso del bit '1', mientras que esta transmisión se suprime para el bit '0' como muestra la figura 2.2.

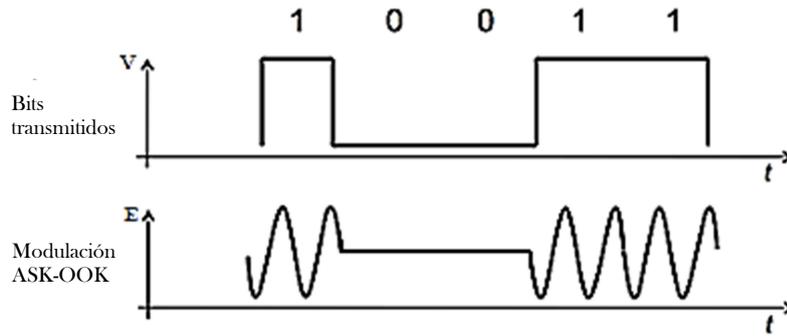


Figura 2.2. Modulación ASK-OOK.

En una modulación puramente de intensidad, los símbolos aparecerán sobre el eje real y positivo en la constelación de recepción. Estos símbolos estarán idealmente equiespaciados siendo de diferentes amplitudes dentro de un conjunto discreto. Este tipo de modulaciones pueden ser detectadas mediante detección directa o técnicas coherentes [11, 12]. Actualmente una de las modulaciones IM en auge en comunicaciones ópticas de corta distancia es PAM-4, donde se utilizan cuatro niveles de intensidad para la representación de cuatro símbolos.

2.3.2. Modulación en fase

En este tipo de modulación se detecta la fase de la señal transmitida y se obtienen a partir de ella los valores de los bits transmitidos. En este TFM se plantea como alternativa el uso de una modulación binaria BPSK (*Binary Phase Shift Keying*) y una detección diferencial (representada en la figura 2.3), donde los bits no se identifican mediante una fase absoluta sino a través del cambio de fase respecto al bit anterior. La detección diferencial posee ciertas ventajas respecto a la detección tradicional ya que la información reside en el cambio de fase y no en la fase por sí misma, por lo que la transmisión es más robusta ante rotación de fase a lo largo del canal. Por otra parte, los sistemas de detección diferenciales introducen alrededor de 3 dB de penalización en la sensibilidad.

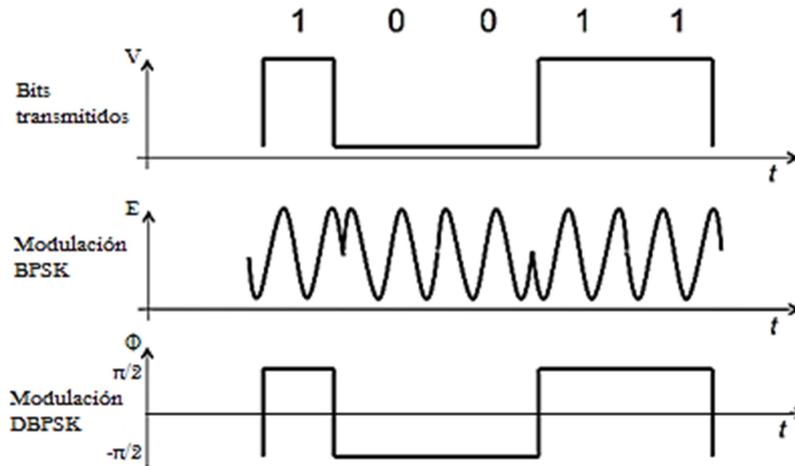


Figura 2.3. Modulación BPSK y DBPSK.

Utilizando una modulación PSK (*Phase Shift Keying*) se necesita un detector capaz de determinar la fase absoluta de la señal, la cual en ocasiones es difícil de identificar ya que el emisor, el receptor y el medio de propagación deben estar muy estables durante el proceso de medición [12]. Una de las mayores ventajas de los sistemas PSK respecto a los sistemas IM anteriormente presentados es la ganancia de 3 dB al modular la señal en fase en el caso de un sistema coherente.

En este proyecto se trabaja con el chirp del VCSEL generar la modulación de fase. El chirp es un fenómeno pronunciado en los láseres de este tipo, definido como el cambio instantáneo de la longitud de onda o frecuencia central y como respuesta a las variaciones de la potencia óptica, en el que se entrará a profundidad en el siguiente capítulo de la memoria.

2.4. Aprendizaje automático mediante algoritmos genéticos

Durante la última década, el aumento de la capacidad computacional de los equipos y el creciente interés en la optimización de problemas han provocado el auge de los sistemas de aprendizaje automático. Estos sistemas se basan en la automatización de procedimientos y en la generalización de comportamientos para buscar la solución óptima a un problema, partiendo de un conjunto de soluciones subóptimas o aleatorias que conforman la denominada población inicial. Un sistema de aprendizaje automático gira en torno al concepto de función de coste, capaz de ser evaluada para cada caso generado durante el proceso de aprendizaje y que devuelve el grado cuantificado de validez para cada solución propuesta.

Un algoritmo genético es un sistema de aprendizaje automático basado en iteraciones en las cuales el conjunto de soluciones subóptimas disponibles se modifica progresivamente hasta encontrar la convergencia hacia la solución óptima. Estas iteraciones son secuenciales y se denominan generaciones, y en ellas se tienen en cuenta los valores de la función de coste evaluada en las diferentes soluciones disponibles para dar lugar a un nuevo conjunto de soluciones, es decir, unos nuevos individuos que conformarán la siguiente población.

2.4.1. Población

El conjunto de valores de entrada en los que se evalúa la función de coste recibe el nombre de población. Cada uno de estos valores de entrada es denominado un individuo de dicha población. Tras la evaluación del conjunto entero de la población, se realiza una selección de los individuos más cercanos al óptimo (padres), y a partir de ellos se genera un nuevo conjunto de individuos (hijos) a través de diferentes técnicas de mutación y *crossover*, que conformarán una nueva población. Este proceso se repite un número determinado de veces, dando lugar a una serie de iteraciones en las que el mejor individuo de cada población es cada vez más cercano al óptimo. La función de coste será la encargada de determinar cómo de cerca está cada individuo del valor óptimo.

Mientras que los valores de las poblaciones generadas en cada iteración se determinan a partir de los individuos de la anterior, los valores de la primera generación deben ser definidos explícitamente. Existen tres maneras de definir la población que inicializará el algoritmo genético:

- **Población aleatoria**: Es la manera más directa de inicializar un algoritmo genético. Se generan tantos valores aleatorios como individuos compongan la población. En muchas ocasiones es el método más efectivo dado que no limita al algoritmo en ningún sentido y se expande el abanico de posibles convergencias.
- **Población cuasi-aleatoria**: Situación en la que la población inicial se compone de uno o varios individuos cuyos valores están definidos de antemano, siendo el resto de los individuos aleatorios. Es de esperar que en este la dirección de convergencia del algoritmo genético tienda a ser cercana a estos valores prefijados, estando condicionada desde el principio. Este método es útil si se dispone de una solución o soluciones válidas cercanas al valor óptimo y se desea realizar una optimización sobre ellas.
- **Población determinista**: Se trata del caso más opuesto a los anteriores, en el que cada individuo de la población inicial está completamente definido. El resultado de la convergencia del algoritmo genético en esta ocasión está muy condicionado y no distará en gran medida de la población inicial, por

lo que no es la elección adecuada para abordar un problema de optimización desde su primera etapa. No obstante, es un sistema útil si se desea inicializar con una población de una generación avanzada de un algoritmo genético, con el fin de continuar el estudio de la convergencia desde el punto en el que se dejó.

2.4.2. Función de selección

El criterio para definir los padres de cada población para dar lugar a la siguiente generación se establece mediante una función de selección. Se necesita de un criterio con un cierto grado de aleatoriedad, de manera que todos los individuos de la población sean susceptibles de ser padres y el algoritmo genético continúe buscando nuevas soluciones óptimas en sus generaciones a largo plazo. En caso de no realizar un proceso de selección con un grado de libertad, la convergencia de un algoritmo de este tipo seguiría una única dirección para una población inicial dada.

La elección de la función de selección marcará la varianza entre los diferentes individuos de la población, y será escogida dependiendo de las características del problema a optimizar [13]. Aunque es posible definir esta función específicamente para cada problema, existen un grupo de funciones más populares que responden a los diferentes principios de elección posibles. Estos métodos son:

- Elección estocástica: se asigna a cada individuo un valor proporcional a la calidad de la función de coste evaluada en dicho individuo y se muestrea el espacio probabilístico tantas veces como individuos posea la siguiente generación. Es uno de los métodos más estables en cuanto a convergencia del algoritmo genético y el elegido para el desarrollo de la optimización en este proyecto, ya que asegura en todo momento la presencia de individuos distantes del caso óptimo que garanticen la continuidad de la convergencia.
- Elección tipo ruleta: se crea un espacio probabilístico siguiendo el mismo principio que en el modelo de elección estocástica, pero se sustituye el muestreo uniforme a lo largo de dicho espacio por tantas elecciones aleatorias como nuevos individuos se quieran generar. En este caso es posible que en generaciones avanzadas, donde la mayor parte de los individuos hayan tomado una dirección de convergencia, se terminen perdiendo aquellos para los cuales la función de coste devuelve un valor menos óptimo.
- Elección mediante torneo: los individuos pertenecientes a la actual población se dividen en tantos subgrupos como individuos que vayan a conformar la población de la siguiente generación, y de entre ese subgrupo

se elige al individuo de mayor calidad. Esta técnica permite eliminar fácilmente los individuos divergentes y permitir una más rápida convergencia, pero sin embargo es esta característica la que hace de esta función de selección un método menos potente a la hora de buscar una solución óptima en generaciones avanzadas.

2.4.3. Mutación y crossover

Una vez se han determinado los padres para la siguiente generación, se definen los métodos para la creación de los nuevos individuos a partir de ellos. Estos métodos pueden ser de tipo mutación o bien de tipo *crossover*.

Se habla de mutación cuando se realizan alteraciones sobre los propios miembros de una población. Estos cambios no son tan pronunciados como para repercutir de manera significativa en la función de coste evaluada en dicho individuo, pero sirven para crear un mayor rango de exploración en el espacio de soluciones posibles. Por norma general los sistemas de mutación dependen en gran medida de la función de selección elegida y se aplican con el fin de generar variaciones en un algoritmo cerca de la convergencia en un valor subóptimo, de manera que éste es capaz de encontrar nuevas vías y seguir convergiendo hacia un valor óptimo. En este estudio no se hace uso de ningún sistema de mutación debido a que la función de selección escogida se comporta de manera estable a lo largo de las generaciones, tanto iniciales como finales, garantizando la variedad en los individuos dentro de cada población.

El modo en el que los hijos de la siguiente generación son creados a partir de los padres previamente elegidos se denomina *crossover*. El *crossover* determina de qué manera dos padres se combinan para dar lugar a un hijo, que recibirá información de ambos en mayor o menor medida [14]. Existen diferentes tipos de *crossover*, tanto adaptativos como constantes en el tiempo [15, 16] mediante los cuales los hijos se sitúan en el punto medio de los valores de ambos padres, más cercanos a uno o a otro según los factores de ponderación aplicados o, como en el algoritmo desarrollado en este proyecto, recibiendo directamente los valores de sendos padres y combinando dicha información en función de un factor prefijado. De esta manera se utiliza un *crossover* de tipo dispersión en el algoritmo genético propuesto consistente en la mezcla de los valores de ambos padres, y en el que el padre con mejor calidad tras ser evaluado en la función de coste predomina en la creación del hijo en un factor μ . Dado que las condiciones de convergencia no cambian durante el cálculo, el *crossover* utilizado no es adaptativo. Así, en el caso de que los padres elegidos para crear un nuevo hijo fuesen los vectores p_1 y p_2 y se trabajase con un factor μ de 0,8 (el cual es el utilizado en este proyecto), el hijo h creado sería el mostrado por la figura 2.4.

p₁	<i>a</i> ₁	<i>a</i> ₂	<i>a</i> ₃	<i>a</i> ₄	<i>a</i> ₅	<i>a</i> ₆	<i>a</i> ₇	<i>a</i> ₈	<i>a</i> ₉	<i>a</i> ₁₀	<i>a</i> ₁₁	<i>a</i> ₁₂
p₂	<i>b</i> ₁	<i>b</i> ₂	<i>b</i> ₃	<i>b</i> ₄	<i>b</i> ₅	<i>b</i> ₆	<i>b</i> ₇	<i>b</i> ₈	<i>b</i> ₉	<i>b</i> ₁₀	<i>b</i> ₁₁	<i>b</i> ₁₂
h	<i>a</i> ₁	<i>a</i> ₂	<i>b</i> ₃	<i>a</i> ₄	<i>a</i> ₅	<i>a</i> ₆	<i>b</i> ₇	<i>a</i> ₈	<i>a</i> ₉	<i>a</i> ₁₀	<i>a</i> ₁₁	<i>a</i> ₁₂

Figura 2.4. Crossover entre ambos padres, p1 y p2.

El factor μ tan solo marca el grado de contribución del padre con mayor proximidad a la solución óptima de manera que los índices de los valores del hijo correspondientes a cada padre se fijan aleatoriamente, dando lugar a un número de combinaciones que asegura la continuidad en la convergencia del algoritmo.

3. Caracterización del VCSEL

En este capítulo se realiza una caracterización del VCSEL utilizado para la posterior modulación en fase. El proceso de caracterización consta del montaje del escenario experimental en el que se llevan a cabo las medidas, del cálculo de los parámetros de chirp y del trazado de la curva potencia-intensidad (P/I) del láser.

3.1. Montaje del escenario

Se comienza describiendo el sistema experimental utilizado para la caracterización de la respuesta en fase del VCSEL. Esta caracterización consiste en el cálculo de los parámetros de chirp transitorio (α) y adiabático (κ) [17], a partir de los cuales se puede obtener el cambio de fase dada una potencia. El *bias-tee*, utilizado para fijar el punto de trabajo en DC correspondiente al *bias*, y el VCSEL se muestran en la figura 3.1.

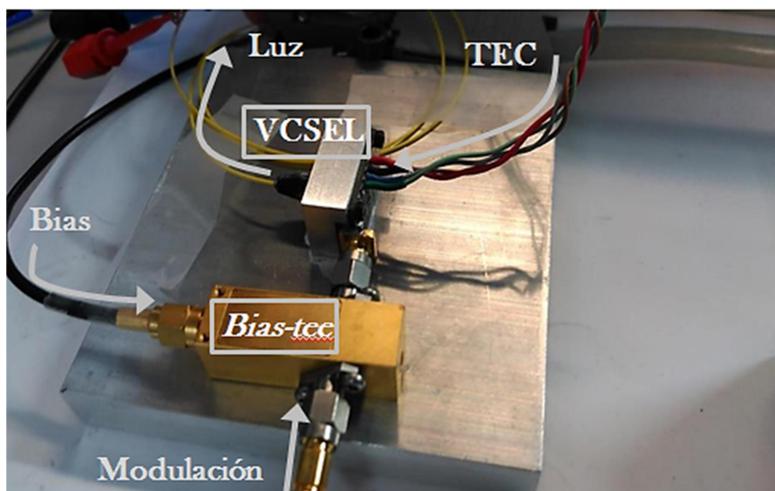


Figura 3.1. *Bias-tee* y VCSEL utilizados durante el proyecto.

El chirp en frecuencia puede ser expresado como [18]:

$$\Delta\nu(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d\phi(t)}{dt} = \frac{\alpha}{4\pi} \left(\frac{1}{P(t)} \frac{dP(t)}{dt} + \kappa P(t) \right)$$

donde $\Delta\nu(t)$ es el desplazamiento en la frecuencia óptica, $P(t)$ es la potencia óptica instantánea y $\phi(t)$ es la fase óptica instantánea. El chirp transitorio, cuyo parámetro se define como α , está relacionado con la variación de potencia emitida, mientras que el

chirp adiabático κ está relacionado con la potencia emitida instantánea. Se utiliza para esta caracterización el método FM/AM [19, 20], el cual permite obtener los parámetros del chirp adiabático y transitorio a partir del espectro óptico mediante las operaciones mostradas en el siguiente apartado. Ambos parámetros de chirp son únicos y constantes para cada VCSEL y en este proyecto se determinan utilizando el método FM/AM. De esta manera es posible determinar mediante simulación con suficiente precisión la respuesta en desplazamiento de frecuencia de un VCSEL y la fase a partir de su respuesta en potencia.

Para esta técnica se recurre al espectro óptico de la señal para medir el ratio de la modulación residual de fase respecto a la modulación en amplitud cuando el VCSEL se modula con una señal sinusoidal de frecuencia f , siendo la intensidad óptica de salida de la forma [21]:

$$I(t) = I_0(1 + \cos(2\pi ft))$$

El espectro óptico de esta señal se compone de un máximo correspondiente a la portadora, de potencia I_0 y medido con un medidor de potencia óptica, y de dos bandas laterales de primer orden cuya potencia media viene dada por [17, 19, 22]:

$$\bar{I}_{\pm 1} = I_0 \left(\frac{m}{4}\right)^2 \left[1 + \left(\frac{2p}{m}\right)^2\right] \quad m \ll 1, p \ll 1$$

donde m es el índice de modulación y p el factor de fase residual, que se relaciona con los parámetros buscados de chirp transitorio y adiabático por medio de [22]:

$$\frac{2p}{m} = \alpha \sqrt{\left[1 + \left(\frac{f_c}{f}\right)^2\right]} = \alpha \sqrt{1 + \left(\frac{\kappa}{2\pi f} I_0\right)^2}$$

donde f_c es la frecuencia de chirp y representa la frecuencia para la cual el chirp adiabático y el transitorio tienen la misma magnitud [23].

Se recurre a un *set-up* en el que el espectro óptico es capturado mediante un BOSA, como muestra el esquema de la figura 3.2.

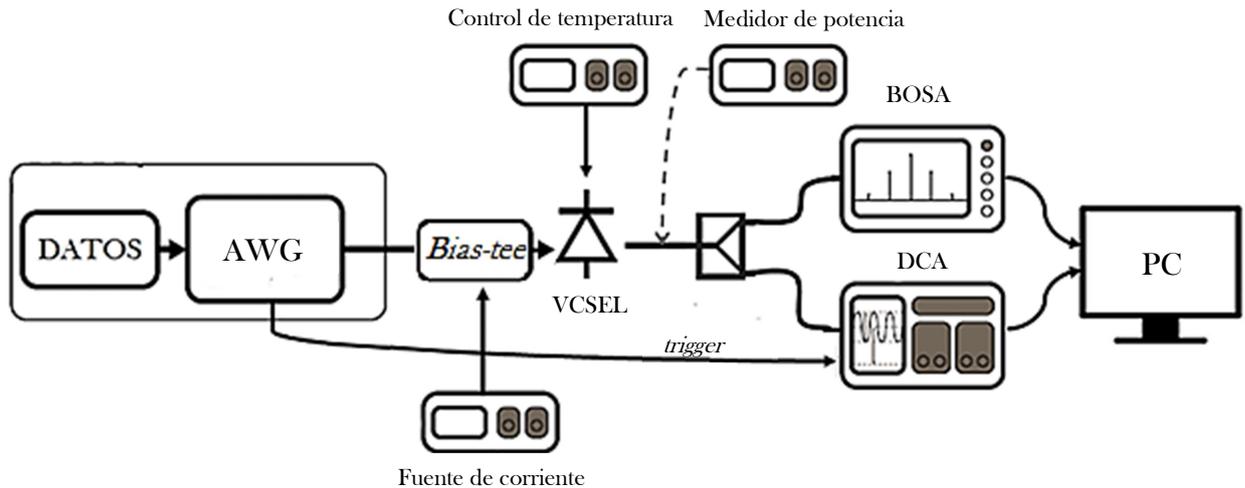


Figura 3.2. Esquema del *set-up* experimental para la caracterización del VCSEL.

En el montaje utilizado para la caracterización de la respuesta en fase del VCSEL se utiliza el método FM/AM, en el que una serie de señales sinusoidales son generadas mediante un AWG (*Arbitrary Waveform Generator, Keysight M9502A*) controlado por un ordenador. El VCSEL es estimulado con estas señales y llega a un divisor óptico, siendo su espectro óptico capturado a través de un BOSA y su respuesta en potencia a través de un DCA (*Digital Communication Analyzer, Agilent infiniium 86100B*), que envían los datos a un ordenador de control para su procesamiento. Se realiza un barrido de la frecuencia de la señal sinusoidal para varias intensidades de *bias*, como a continuación se explicará, así como se controla la temperatura del VCSEL externamente, siendo fijada en 25°C. Además, se añade un medidor de potencia óptica (*Ando AQ2140*) que será utilizado tanto en el método FM/AM como para caracterizar las respuesta P/I del VCSEL.

3.2. Resultados

Como primera parte en el proceso de caracterización del VCSEL, se obtiene la curva que relaciona la potencia óptica generada con la intensidad de *bias*. El escenario utilizado es el representado en la figura 3.2, utilizando el medidor de potencia óptica y sin necesidad de capturar información desde el DCA y el BOSA. Los resultados obtenidos se muestran en la figura 3.3, donde se observa la biestabilidad en potencia emitida del VCSEL.

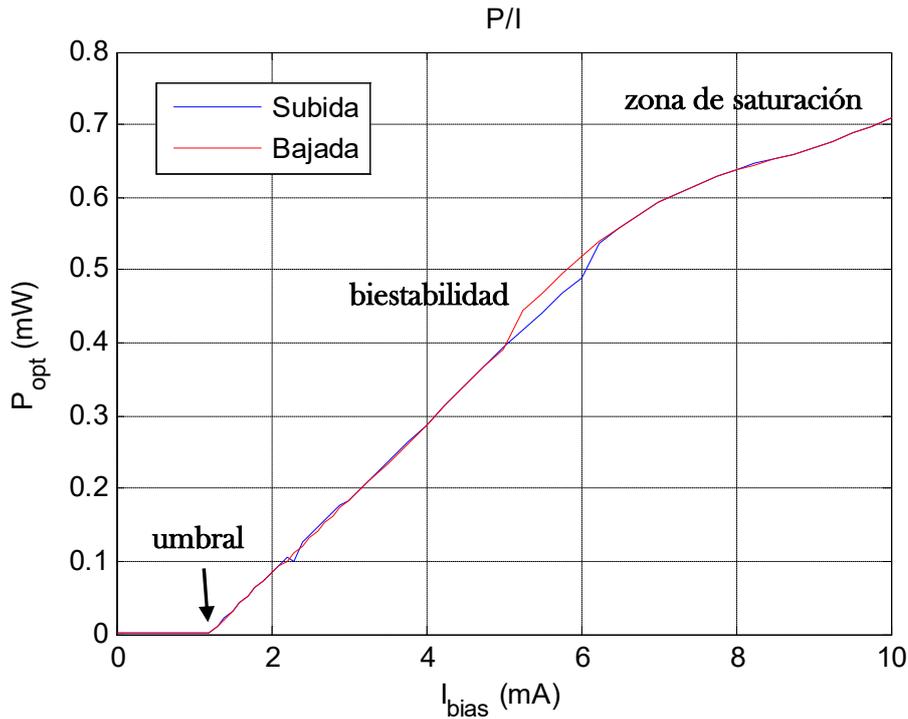


Figura 3.3. Curva Potencia-Intensidad de la respuesta del VCSEL.

En la figura 3.3 se observa el ciclo de histéresis producido por la biestabilidad óptica activa de la cavidad resonante en el dominio de la potencia, relacionada con las intensidades ópticas introducidas que modifican el índice de refracción del medio [24]. Así mismo se observa la intensidad umbral, a partir de la cual el VCSEL empieza a emitir potencia, y la zona de saturación, producida por la disminución de la densidad de portadores por emisión estimulada en la señal óptica y el aumento simultáneo del índice de refracción.

Midiendo la potencia de las bandas laterales del espectro óptico y el valor de m de la potencia óptica instantánea, se pueden obtener sendos parámetros para caracterizar la respuesta en fase del VCSEL. A continuación se presentan los resultados de la caracterización de la respuesta en fase mediante la técnica FM/AM.

Para cada valor de intensidad de *bias* estudiado se obtienen una serie de valores correspondientes al cálculo del factor $2p/m$, definido como

$$\frac{2p}{m} = \alpha \sqrt{1 + \left(\frac{\kappa}{2\pi f} I_0\right)^2}$$

Estos valores son el resultado de modular el VCSEL con señales sinusoidales en un rango de frecuencia de hasta 3,5 GHz, y se utilizan para obtener una recta ajustada por el método polinomial lineal, como se muestra en la figura 3.4. Aplicando este método para diferentes condiciones de *bias* se obtienen las curvas correspondientes mostradas a

continuación, obteniendo de esta manera el mismo número de valores α y κ , cuyos valores promedio serán los utilizados finalmente.

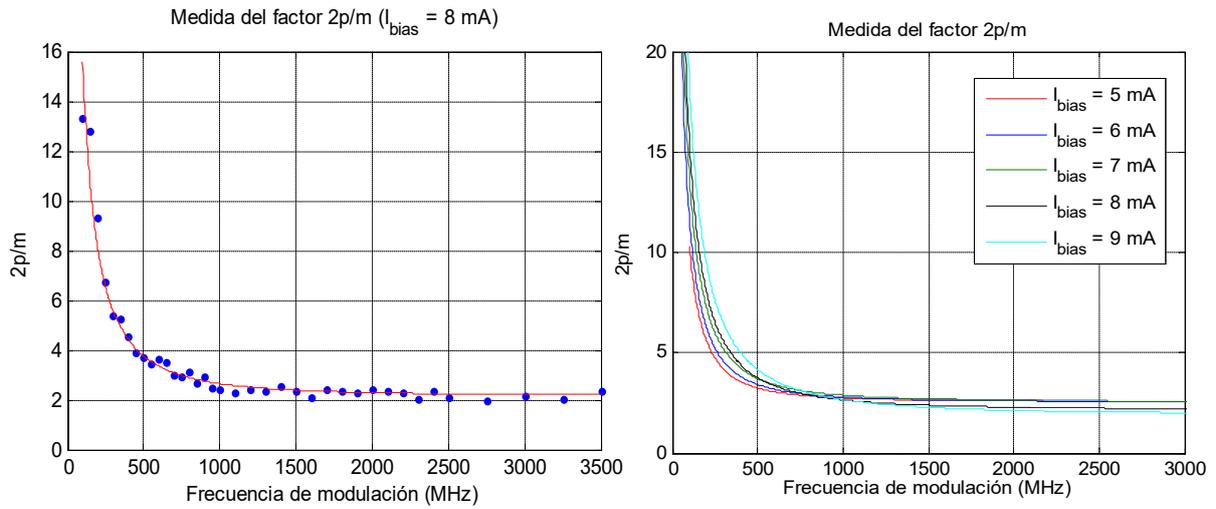


Figura 3.4. Medida de factor 2p/m y recta de ajuste para una intensidad de bias de 8 mA (izquierda) y rectas de ajuste del valor 2p/m para diferentes intensidades de bias (derecha).

Promediando los resultados obtenidos tras despejar los factores de chirp transitorio y adiabático, se obtiene:

$$\alpha = 2,43 \pm 0,0507 \quad \kappa = 4,98 \pm 0,7611 \text{ GHz/mW}$$

4. Desarrollo del algoritmo genético

En este capítulo se describe el sistema de aprendizaje automático utilizado. Para ello se plantea un entorno de simulación donde la respuesta en fase del VCSEL se determina mediante los parámetros de chirp previamente obtenidos en la caracterización, determinándola a partir de la respuesta en potencia del láser capturada mediante un DCA. La duración del cálculo se ve condicionada por el tiempo de captura de las trazas de potencia.

Así mismo se define una función de coste que evalúe la calidad de cada modulación obtenida, de manera que se minimice en los mejores pulsos de modulación. Se han estudiado diversos sistemas de este tipo buscando la metodología que mejor se adaptase a la resolución del problema abordado, como son los enjambres de partículas [25, 26, 27] y los algoritmos genéticos [28, 29], siendo elegidos estos últimos dado que su modelo de convergencia favorece el método de trabajo utilizado.

4.1. Objetivo

En primer lugar se describe el objetivo que se pretende alcanzar mediante este sistema de aprendizaje automático. Como se ha visto en capítulos anteriores, es posible determinar la variación del chirp en un VCSEL a partir de su potencia emitida, y por lo tanto también su fase. Sin embargo la respuesta en potencia producida por el VCSEL no es lineal con la señal de modulación que éste recibe, introduciendo ciertos efectos no lineales que hacen de su potencia de salida una señal para la que no se dispone de un modelo teórico, y por consiguiente, también de la variación de su chirp y de la fase de la señal. Con el uso de un algoritmo genético se evita realizar un modelo que caracterice la respuesta en potencia del VCSEL a partir de la señal de modulación de entrada, solución que sería dependiente de cada dispositivo.

La figura 4.1 muestra una señal de excitación introducida en el VCSEL basada en un conformado de pulso de tipo exponencial junto a la respuesta en potencia que el mismo VCSEL genera a partir de ésta en una transmisión a 1 Gbps.

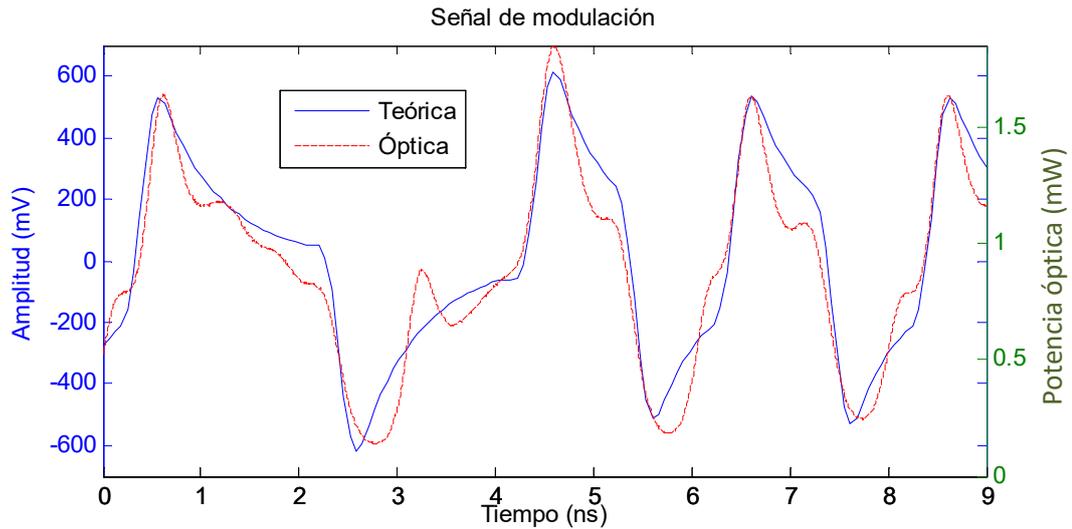


Figura 4.1. Señal de modulación teórica (azul) y respuesta en potencia del VCSEL (rojo) en una transmisión de 1Gbps.

Se opta por recurrir a la inclusión de un sistema de aprendizaje automático basado en algoritmos genéticos para la determinación de los pulsos de la modulación, buscando un conformado de pulso óptimo mejore la respuesta del VCSEL en una modulación PSK [17].

4.2. Definición de la función de coste

La función de coste es la encargada de evaluar a cada individuo de la población y determinar la cercanía de éste respecto del óptimo, por lo que una definición acertada de esta función será lo que permita lograr unos mejores resultados del problema. Se plantea una función de coste capaz de evaluar los valores del conformado de pulso para la modulación.

En la función de coste propuesta se ponderan tres parámetros de la fase y el chirp producidos por el pulso a evaluar: la distancia de la fase generada respecto a un cambio de fase de π radianes, la diferencia de potencia entre los bits en los instantes de muestreo y la energía transmitida por los pulsos de modulación.

- Distancia de fase: se cuantifica la pureza resultante en fase modulando una secuencia conocida de bits con los pulsos de modulación a evaluar y obteniendo la diferencia entre dicha fase y un supuesto ideal, donde existe una diferencia π radianes en las transiciones entre bits. Tomando la variación de fase entre dos instantes consecutivos de muestreo, se obtiene:

$$\begin{aligned} \Delta\phi'_i &= |\Delta\phi_i - \pi| & , & & \text{bit}(i) \neq \text{bit}(i-1) \\ \Delta\phi'_i &= |\Delta\phi_i| & , & & \text{bit}(i) = \text{bit}(i-1) \end{aligned}$$

De manera que la distancia de fase se minimiza para valores próximos a π en caso de transiciones entre bits diferentes, y para valores nulos en caso de bits consecutivos iguales. Al realizar una detección diferencial no se buscan valores absolutos de fase sino cambios en la misma, por lo que resultará de interés la presencia de saltos de π radianes cuando exista un cambio de valor de bit.

- Diferencia de potencia: se busca minimizar la diferencia en la señal de potencia evaluada en los instantes en los que se muestrea el bit, dado que ocasionará una modulación residual en amplitud que provoca inestabilidades en el sistema. Una diferencia pronunciada de potencia no afecta a la fase pero ocasionará que los símbolos se desplacen hacia la parte externa del círculo unidad en la constelación en recepción. Para ello se estudia la respuesta en potencia del VCSEL en un intervalo de dos bits diferentes ('01' o '10') buscando minimizar la diferencia entre el máximo y el mínimo, como se muestra en la figura 4.2. Minimizar este valor acercará el pulso conformador a la situación ideal en la que para sendos bits la señal está desfasada un valor de π pero la potencia es la misma, por lo que los símbolos se mantendrán enfrentados en la constelación del receptor pero sobre el círculo unidad.

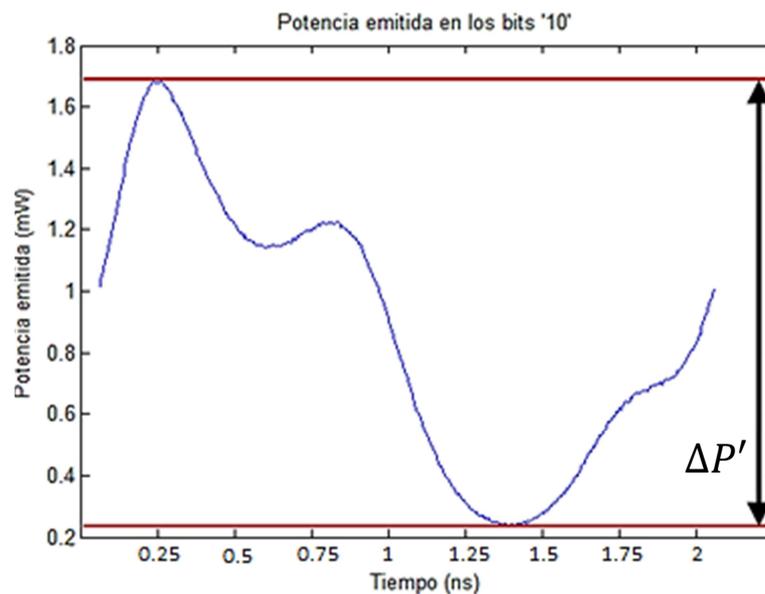


Figura 4.2. Diferencia de potencia a minimizar entre bits consecutivos en la traza procedente de la respuesta en potencia del VCSEL en una transmisión a 1 Gbps.

- Energía transmitida: en el caso de que la energía transmitida para el bit '1' y el bit '0' difiera, quedará una cantidad de energía residual acumulada a lo largo de la transmisión que provocará la rotación progresiva de la constelación en recepción. Pese a que este hecho no tiene un gran impacto en el sistema final ya que se utiliza detección diferencial en recepción y la fase absoluta de cada símbolo no es tan relevante como su diferencia respecto a la fase del símbolo anterior, es conveniente controlarlo y evitar que acabe generando un problema por una excesiva rotación.

Una vez listados los factores a tener en cuenta en la función de coste y la manera en la que incluirlos en ésta, es necesario establecer unos valores de ponderado para igualarlos en orden de magnitud. Se opta por multiplicar cada factor por un valor independiente y constante con el fin de asignar la relevancia deseada a cada uno de ellos dentro de la función de coste dejándola de la forma:

$$J = \beta \cdot \Delta\phi'(\text{rad}) + \gamma \cdot \Delta P'(\text{mW}) + \delta \cdot E'(\text{mJ})$$

donde $\Delta\phi'$, $\Delta P'$ y E' son las diferencias de fase respecto a la ideal, de potencia y la energía una vez igualadas en cuanto a orden de magnitud. Los factores β , γ y δ son factores de ponderación variables según el tipo de modulación que se busque conseguir y el efecto que se desee mitigar. Estos valores buscan asignar una cierta importancia a cada componente de la función de coste, siendo $\beta + \gamma + \delta = 1$, con la misión de determinar la validez de un pulso de modulación de manera realista. Tras estudiar la penalización de cada uno de estos factores al resultado final de la modulación y la importancia de cada elemento de la función de coste en la calidad de la función obtenida, se fijan como valores estándar los factores de ponderación $\beta = 0,2$, $\gamma = 0,5$ y $\delta = 0,3$, priorizando así la diferencia en la fase de los símbolos.

En el siguiente capítulo se aborda la optimización del problema en un entorno experimental, donde la anterior función de coste definida se reemplaza por el resultado de la medida de BER de forma directa o se combinan generando una nueva función de coste a mitad de camino entre la definición teórica y el resultado experimental, asociando el mínimo valor obtenido con la modulación óptima. Sin embargo cabe destacar la importancia de la definición de esta función de coste teórica utilizada en simulación, ya que va a ser orientativa en el dimensionamiento del problema. Se opta por el desarrollo de este entorno de simulación para definir un algoritmo genético cuyos parámetros se adecuen a la convergencia de los pulsos de modulación, para su posterior implementación experimental.

4.3. Parametrización

El algoritmo genético desarrollado es una solución con un importante potencial para un caso de optimización de pulsos. Se han elegido parámetros que garanticen la convergencia de la solución buscada a corto y a largo plazo, explotando así al máximo el potencial de cada conjunto de individuos.

Se hace uso de una función de selección estocástica. Como ya previamente se ha definido, este método de selección distribuye a todos los individuos en el espacio de elección con una probabilidad proporcional a su resultado en la función de coste. Posteriormente se muestrea este espacio equiespaciadamente tomando como padres de la siguiente generación los individuos a los que pertenezca cada punto de muestreo, de manera que mientras que los mejores individuos tengan asegurada su predominancia, siempre existan individuos peores en cada población que permitan al algoritmo encontrar soluciones más cercanas al óptimo en generaciones posteriores.

Se ha elegido este sistema de selección debido al tiempo de computación estimado para cada algoritmo genético, ya que la elección de otras funciones de selección aceleraría el proceso pero lo limitaría en cuanto a alcance final. Se han llevado a cabo medidas experimentales con duración de 24 y 48 horas, por lo que la elección de una función que prime mantener vivo el algoritmo a cambio de no obtener resultados a corto plazo se torna esencial para el proceso. La figura 4.3 muestra el proceso de convergencia de un algoritmo genético compuesto por 70 generaciones a lo largo de todas ellas.

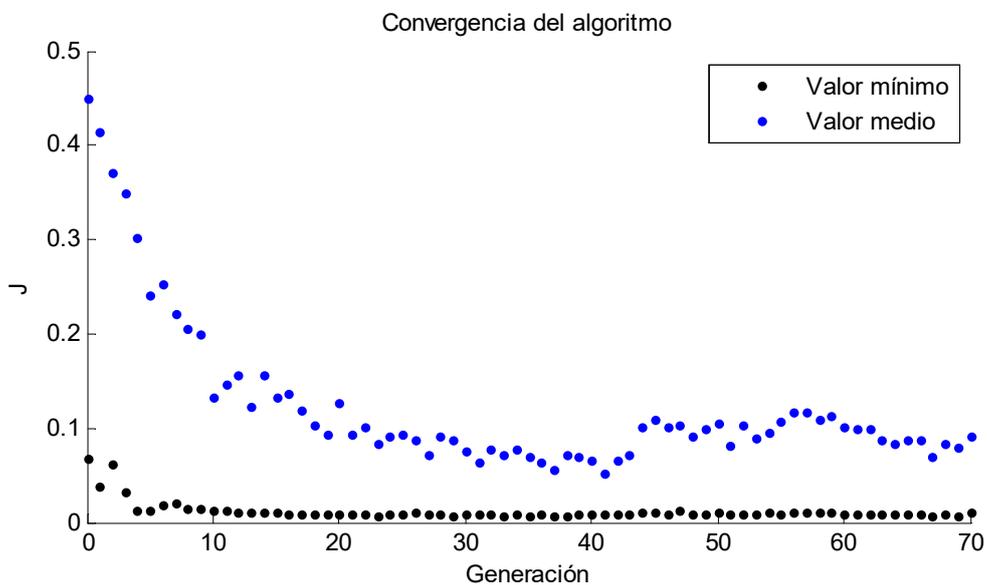


Figura 4.3. Convergencia del algoritmo genético a lo largo de las generaciones.

Se observa una convergencia del valor óptimo de cada generación, mientras que el valor medio de los individuos se mantiene en valores relativamente altos con el transcurso

de las generaciones, evitando así la convergencia del conjunto completo de la población y conservando alternativas para la mejora de la solución óptima a largo plazo.

En cuanto al tipo de *crossover*, se utiliza un modelo dispersivo con un factor de dispersión $\mu=0,8$. Con este elevado valor de *crossover* se busca una convergencia lenta pero estable, y limitando en la medida de lo posible el factor de azar que un algoritmo genético implementa intrínsecamente. Usando este factor de dispersión cada hijo es la copia del mejor de sus padres exceptuando dos valores recibidos del otro. En este proyecto se han trabajado modulaciones en las que cada símbolo es representado por 12 valores, cota superior a la que una transmisión de 1 Gbps permite llegar con la tasa de muestreo del AWG utilizado (12 GSa/s), comprendidos entre -1 y 1 y definidos por el algoritmo genético, que determinará en total los 24 valores correspondientes a los dos bits. La precisión de estos valores es también fijada por el AWG, que limita a 12 bits la resolución de los valores de entrada.

Se ha decidido no hacer uso de ningún sistema de mutación ya que se entiende que el espacio de convergencia del modelo de sistema de aprendizaje utilizado es lo suficientemente holgado como para no ser necesaria una modificación de la población para seguir adelante. Una convergencia más restringida en un entorno donde el margen de mejora sea mínimo, generalmente un entorno teórico, implicaría una función de mutación específica. Sin embargo, el lanzamiento de algoritmos genéticos en entornos de simulación utilizando la función de coste anteriormente presentada indica que el impacto de las funciones de mutación, ya sea de tipo gaussiano o de diseño específico para el problema [30], no sea significativo como para repercutir en el resultado final, ya que el estancamiento de la convergencia no ha sido un problema durante el desarrollo del proyecto.

4.4. Dimensionamiento del problema

Una de las decisiones más importantes a la hora del diseño de un algoritmo genético es el dimensionamiento de éste. El dimensionamiento del problema implica tomar las decisiones correspondientes al número de individuos de la población y al número de generaciones evaluadas, que serán directamente dependientes del tiempo de computación que cada individuo tarda en ser evaluado y de las limitaciones que imponga el hardware utilizado [31]. El estudio y la determinación de un dimensionamiento adecuado del problema durante la etapa de simulación permitirá implementar un algoritmo eficiente en la posterior etapa experimental, como se mostrará a continuación.

Como anteriormente se ha comentado, en los algoritmos genéticos en los que se captura la respuesta en potencia del VCSEL para ser evaluada por la función de coste y devolver un valor de calidad de cada individuo, la duración del cálculo se ve condicionada por el tiempo de captura de las trazas de potencia. La traza que ofrece el equipo de medida utilizado, un DCA, cuenta con un nivel de ruido tal que resulta

necesario promediar al menos 16 trazas para obtener un resultado lo suficientemente limpio y fiable para someterlo a la función de coste. Este proceso, junto con el resto del tiempo de computación, hace que cada individuo necesite entre 15 y 20 segundos para ser evaluado, factor determinante en el dimensionamiento del problema.

Por otra parte, si utilizamos puramente el cálculo de BER como función de coste y promediamos el resultado de 10 transmisiones de un PRBS (*Pseudo Random Bit Sequence*) lo suficientemente largo como para que el valor obtenido de tasa de error en el bit sea fiable, la duración de la evaluación de cada individuo vuelve a ser cercana a los 15 segundos.

Es por ello que se toman como válidos tamaños de la población de entre 50 y 100 individuos, que se desarrollan a lo largo de entre 50 y 100 generaciones. Aumentar el número de individuos en detrimento de las generaciones supondría contar con un mayor potencial para encontrar una solución óptima [32, 33], pero al mismo tiempo decrementar las opciones de explotación de éste y por lo tanto llegar a una peor solución final. En el caso contrario, aumentando las generaciones y disminuyendo los individuos se lograría un proceso más exhaustivo de búsqueda de una solución óptima a partir de los individuos disponibles, pero una menor esperanza de llegar a la solución óptima dados los pocos individuos con los que se parte. El límite temporal para el desarrollo de algoritmos genéticos durante el proyecto ha sido fijado en 48 horas, ya que no se han desarrollado algoritmos de duración superior a ésta.

4.5. Conformación de pulsos

Se utiliza una transmisión de tipo NRZ (*Non Return to Zero*) con codificación diferencial, estableciéndose un sistema de conformado de pulsos compatible con la solución aportada por el algoritmo genético en términos de muestras por pulso de modulación. Se desea generar un cambio de fase de π radianes cuando se quiera modular una transición, y conservarla en caso contrario.

Transmitir valores nulos para bits iguales y consecutivos con el fin de conservar la fase puede generar un desfase indeseado debido al cambio brusco entre el último valor del pulso del bit anterior y los valores nulos siguiente, por lo que este método debe ser modificado por un sistema que permita conservar la fase. A continuación se explican las dos ideas en las que se apoya el conformado de los pulsos a partir de los valores calculados mediante el algoritmo genético:

- En primer lugar se limitan los rangos de los valores de muestras por bit calculados en el algoritmo genético, tanto para el bit '0' como para el bit '1'. En el bit '0' éstos serán negativos, tomando valores en el rango $[-1, 0]$. Así mismo, en el caso del bit '1' tomarán valores en el rango $[0, 1]$. Teniendo en cuenta la problemática de los bits consecutivos presentada

anteriormente, se incluye la excepción de que el rango del último valor del bit '1' tome un máximo de 0,4, mientras que el mínimo del último valor del bit '0' se situará en -0,4. De esta manera, en caso de repetición de un mismo bit, la transición hasta el valor nulo será menos pronunciada y el cambio residual de fase, menos significativo.

- Cuando se obtienen los valores de las muestras correspondientes a los dos bits, se conforman los pulsos. Si existe una transición entre dos bits diferentes, se aplican los valores calculados para su conformado. Si por el contrario se transmite un bit igual que el anterior, se sustituye la forma del pulso de este segundo bit por un decaimiento exponencial de $\tau = 1,44$ desde el último valor del bit anterior hasta cero, estableciendo así una transición suave hasta el nulo y minimizando la fase residual. Se utiliza esta constante de tiempo buscando que para cada muestra en el bit de decaimiento el valor sea la mitad que el anterior, generando así una transición suave hacia el estado nulo y evitando efectos de desplazamiento de la fase. A partir del segundo bit repetido, el cambio en la fase será nulo y el sistema será estable para todos los bits iguales consecutivos que lleguen.

En la figura 4.4 se representa de forma gráfica el conformado de la señal para el caso de un pulso optimizado mediante algoritmo genético. Se muestran los bits a transmitir y el equivalente transmitido siguiendo el patrón de conformado de pulso descrito anteriormente, aplicando el decaimiento exponencial hacia el valor nulo en el caso de los bits consecutivos para minimizar el valor de fase residual.

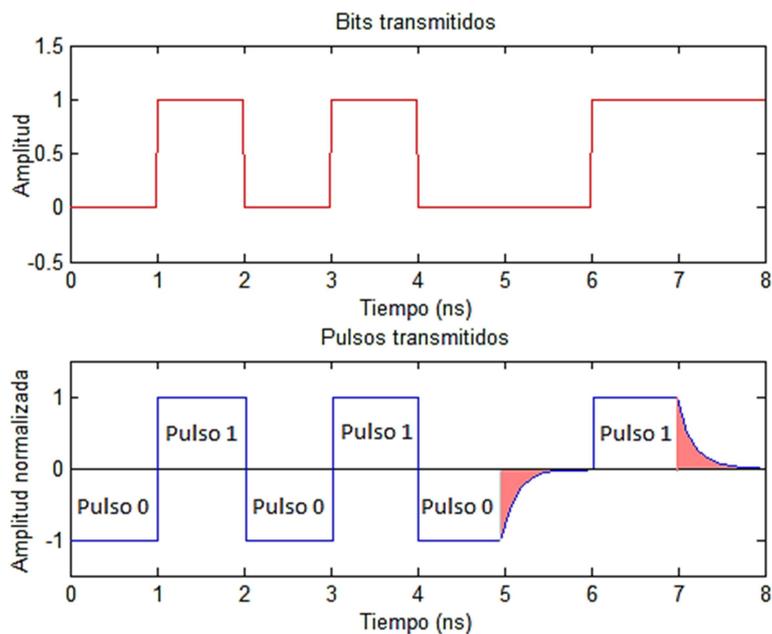


Figura 4.4. Conformado final del pulso a partir de los valores optimizados. Bits transmitidos (arriba) y conformado de pulso tras aplicar los principios nombrados (abajo).

Como se aprecia en las figuras anteriores, el hecho de que el valor absoluto de la última muestra del pulso que define cada bit sea inferior a 0,4 hace de las transiciones un proceso suave de tendencia a cero reflejándose en resultados favorables en fase, los cuales se presentan en el siguiente capítulo. El valor del resto de las muestras calculadas por el algoritmo genético se sitúa en el rango $\{-1, 1\}$ y se normaliza a la amplitud máxima del pulso de modulación, fijada en el AWG y que está en el orden de las décimas de voltio.

5. Optimización del problema

En este capítulo se aborda el proceso de optimización de los pulsos de modulación, para el cual se hace uso del sistema de aprendizaje automático basado en el algoritmo genético definido de manera teórica en el capítulo previo. Esta optimización trasladada a un entorno experimental el algoritmo definido mediante las simulaciones previas, sustituyendo ahora la función de coste por la medida de BER.

5.1. Montaje del escenario

En este apartado se describe el montaje experimental utilizado en el proceso de optimización de la modulación. La base de dicho proceso es la generación de una primera población aleatoria de individuos, siendo cada individuo un modelo distinto de pulso de modulación, y a partir de ella generar las posteriores generaciones mediante los procesos de selección y *crossover* anteriormente mencionados. Cada uno de los individuos de cada población será sometido a la función de coste, fijada como la medida de BER, por lo que para cada individuo será necesario realizar la modulación específica en el VCSEL y calcular el BER. Este valor de BER será devuelto al ordenador donde resida el algoritmo genético, que lo guardará como resultado de la función de coste evaluada en el actual individuo y repetirá el proceso para el siguiente individuo. El valor de potencia óptica recibida debe ser por tanto constante durante todo el algoritmo, ya que no serían comparables los valores de BER para los individuos con diferentes potencias ópticas en recepción, y es uno de los parámetros de libre elección con los que se trabaja.

En este caso el montaje experimental incluye un receptor heterodino, que será el encargado de realizar una detección diferencial y coherente y enviar la señal eléctrica a un osciloscopio, desde el que se obtendrá la traza final a procesar. El escenario en el que se lleva a cabo el proceso de optimización es el mostrado en la figura 5.1.

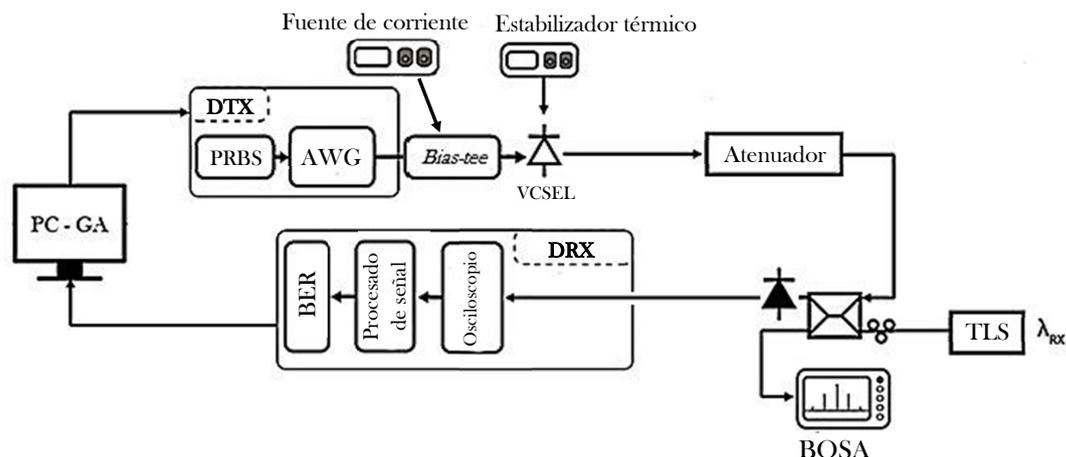


Figura 5.1. Esquema del *set-up* experimental para la optimización de los pulsos mediante el algoritmo genético.

En primer lugar se genera un PRBS (*Pseudo Random Bit Sequence*) de 128 bits, que se repite un número determinado de veces para contar con un flujo de datos lo suficientemente grande para su análisis. Dado que se utiliza una modulación binaria de tipo BPSK, no se necesita un PRBS más largo para determinar el BER de una manera fiable. A esta secuencia de PRBS encadenados se le aplica el conformado de pulso visto en el capítulo anterior a partir de la solución determinada por el algoritmo genético.

Como se observa en el esquema presentado, los pulsos de modulación son calculados en un ordenador y generados a través de un AWG para modular el VCSEL, cuya temperatura se controla externamente mediante un estabilizador térmico y se fija 25°C. En este caso la intensidad de *bias* en el VCSEL se mantiene fija a un valor de 8 mA durante todo el proceso. La señal del VCSEL pasa por un atenuador óptico variable (*HP 8156*), que fijará el punto de trabajo del algoritmo genético en términos de potencia recibida.

Se utiliza un sistema de recepción coherente por heterodinaje, por lo que es necesario el uso de un segundo láser transmitiendo en la frecuencia adecuada. La longitud de onda de emisión del VCSEL varía ligeramente tras ser modulado, por lo que se recurre a un láser sintonizable TLS (*Tunable Laser Source*) cuya longitud de onda se ajustará en cada caso para que la separación respecto a la emitida por el VCSEL sea fija, trabajando así en el receptor con una frecuencia intermedia de 2 GHz. Se utiliza un acoplador 2x2 para combinar la señal con la del oscilador local (LO), así como un controlador de polarización a la entrada de LO para ajustar la de ambos y maximizar así la señal en recepción.

La señal es capturada en esta frecuencia intermedia mediante un osciloscopio, que envía las trazas al ordenador donde el algoritmo se computa para ser procesadas y obtener el BER. El completo procesado de señal, así como el algoritmo genético, se implementan en Matlab® mediante la captura de las trazas del osciloscopio para la

obtención de la tasa de error y el uso de la *toolbox* de optimización. Una vez se haya completado el ciclo de evaluar a todos los individuos de una población, se creará la siguiente generación mediante *crossover* y el ordenador evaluará a los nuevos individuos generados, estableciendo un sistema de realimentación.

5.2. Resultados

El hecho de que el algoritmo genético utilizado sea un sistema de aprendizaje automático inicializado con valores aleatorios propicia que su rango de resultados sea amplio y variante. Mientras que la convergencia hacia un resultado puede ser cercana al óptimo, otras reproducciones del mismo algoritmo convergerán hacia otros óptimos locales cuya validez sea menor. Es por ello que el número de repeticiones es fundamental en un cálculo de estas características, siendo cada resultado independiente entre sí y evaluado por separado para determinar sus prestaciones.

Como se ha visto en capítulos anteriores la duración de una ejecución de un algoritmo genético depende directamente de las generaciones y del tamaño de las poblaciones de éste, por lo que los problemas se dimensionarán de acuerdo al tiempo durante el que se quiera optimizar. La duración máxima de estos algoritmos está comprendida por norma general entre 24 y 48 horas y en esta etapa final se utiliza la medida de BER a modo de función de coste, por lo que es necesario tomar en cada caso la decisión referente al punto de potencia óptica recibida sobre el que se optimiza el algoritmo. Optimizar en potencias recibidas demasiado altas supondrá un mayor valor de mejora pero un resultado menos estable, mientras que una optimización sobre un punto de la curva de BER donde la potencia recibida sea menor posibilitará un resultado más fiable, y pese a que la mejora en dicho punto sea menor, se verá traducida en una mejora mayor de la curva en su conjunto. Este concepto se muestra en la figura 5.2.

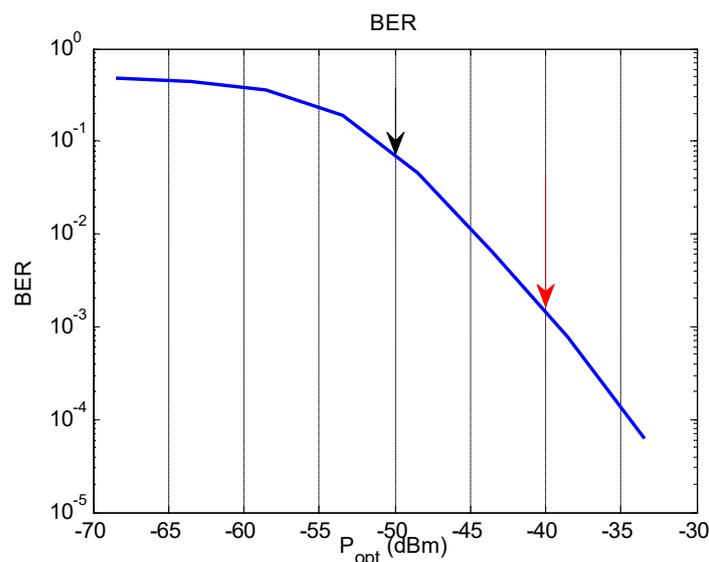


Figura 5.2. Curva del BER de una modulación determinada mediante algoritmos genéticos para una tasa de transmisión de 1 Gbps.

En la figura anterior se muestra una curva estándar de BER para un pulso de modulación mediante algoritmos genéticos. En dicha figura se proponen dos puntos de potencia óptica recibida sobre los que trabajar a la hora de realizar la optimización. Si el proceso se lleva a cabo con una potencia óptica recibida de -50 dBm, en la zona izquierda de la curva, la diferencia entre una solución más cercana a la óptima o menos será más reducida. Sin embargo, al realizar posteriormente el barrido para el trazado de su curva completa de BER se obtendrá un buen resultado. Si por el contrario se decide trabajar en potencias recibidas más altas durante la convergencia del algoritmo (en la zona más a la derecha de la curva) la diferencia entre individuos de una misma población será más acentuada propiciando una convergencia más rápida, pero menos eficaz a largo plazo. Durante el presente proyecto se ha trabajado con un fondo de ruido del orden de 10^{-3} en la mayoría de las medidas de BER, por lo que la elección del punto de trabajo en términos de potencia óptica recibida ha tendido a ser conservador no siendo nunca superior a -40 dBm, situándose en la zona izquierda de la curva donde este fondo no tenía apenas presencia.

A continuación se presentan los resultados correspondientes al algoritmo genético cuya convergencia ha obtenido el mejor valor de BER de entre todos los algoritmos lanzados durante el proyecto. Se corresponde a un pulso compuesto de 12 muestras por bit (lo que supone un total de 24 variables a optimizar dentro del propio algoritmo), el límite que permite la tasa de muestreo del AWG utilizado para una transmisión a 1 Gbps, formado por 60 generaciones de 60 individuos cada una. Pese a tratarse de un algoritmo corto, los resultados obtenidos evaluando el caso óptimo son mejores que en el caso de otros algoritmos de mayor duración ejecutados, lo que demuestra que el valor final no depende solamente de la duración del algoritmo sino también de los individuos generados aleatoriamente en la población inicial, ya que serán los que determinen la dirección de convergencia.

En el caso que se trata, la función de coste es el valor de BER para una potencia óptica recibida constante de -40 dBm a la entrada del receptor. La figura 5.3 muestra los niveles de BER obtenidos por los individuos en cada generación.

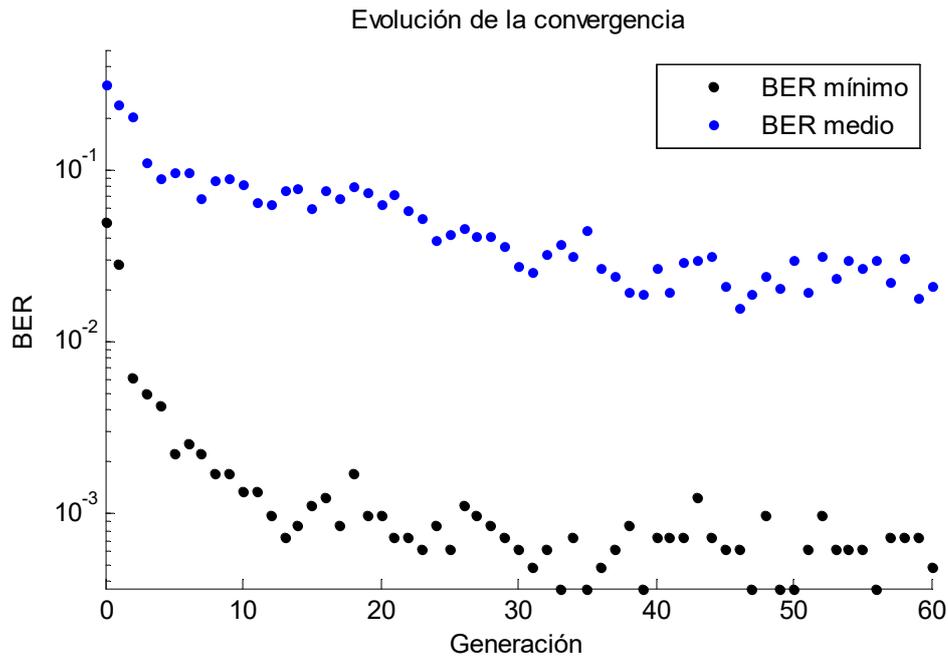


Figura 5.3. Valores de BER mínimo y medio de los individuos para cada una de las generaciones durante la convergencia del algoritmo genético.

Como se puede observar, el valor de BER mínimo converge hacia el óptimo con el paso de las generaciones, mientras que el valor de BER medio de todos los individuos de cada población no sigue un patrón fijo de convergencia. Este hecho es señal de que el algoritmo genético está trabajando correctamente ya que en cada población existirán individuos cuya aleatoriedad siga siendo alta y que por lo tanto mantengan vivo el proceso a largo plazo, ofreciendo nuevas vías de reproducción en generaciones avanzadas.

La figura 5.4 refleja este fenómeno, donde para la generación más avanzada se muestran los valores de BER que ofrece cada individuo. Se aprecia una clara convergencia hacia un valor óptimo de BER por parte de la mayoría de los individuos, sin embargo están presentes otros cuyo resultado es notablemente peor. Estos individuos serían los que mantendrían cierto factor aleatorio de mejora en generaciones posteriores. Se visualiza también el mejor y el peor valor de BER entre los individuos de cada generación respecto al valor medio, observándose con facilidad que pese a la que la convergencia en valor óptimo y en valor medio continua, el peor valor de cada generación se estabiliza garantizando así la continuidad de la misma.

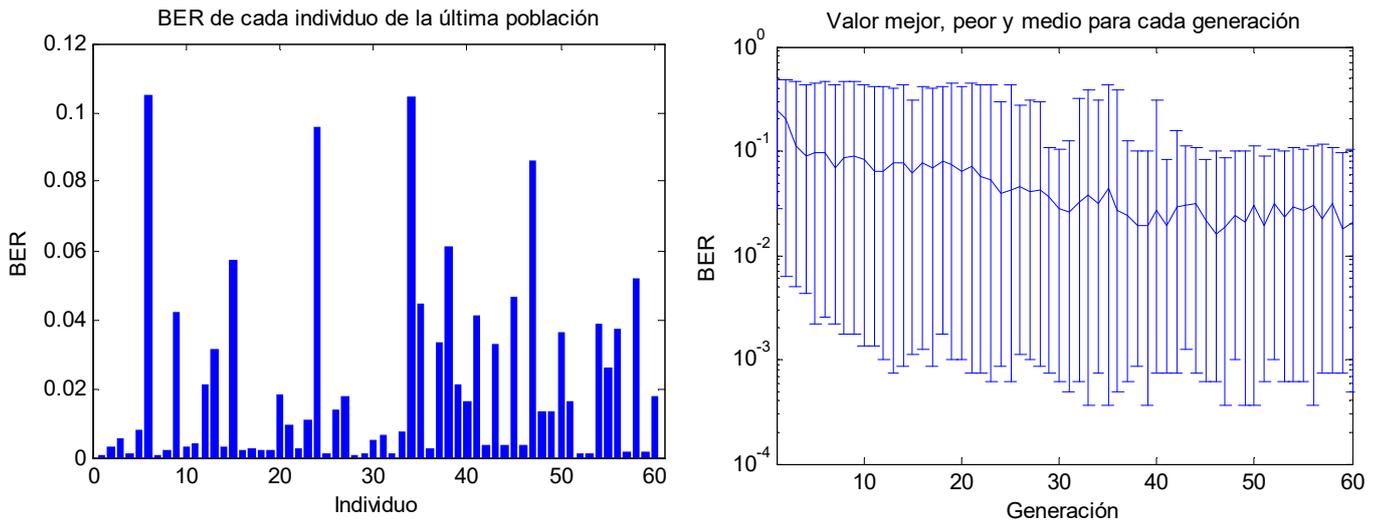


Figura 5.4. Valor de BER para cada uno de los individuos de la última generación disponible (izquierda). Análisis del proceso de convergencia mediante la representación del mejor valor, el peor valor y el valor medio de BER de los individuos para cada generación (derecha).

Se muestra en la figura 5.5 el resultado correspondiente al mejor individuo generado por el algoritmo genético. Este individuo está compuesto de los dos pulsos correspondientes a sendos bits, formados cada uno por 12 muestras, sumando un total de 24 variables acotadas a optimizar por el algoritmo genético definido. Se visualiza junto a él la respuesta en potencia del VCSEL cuando recibe esta señal de modulación.

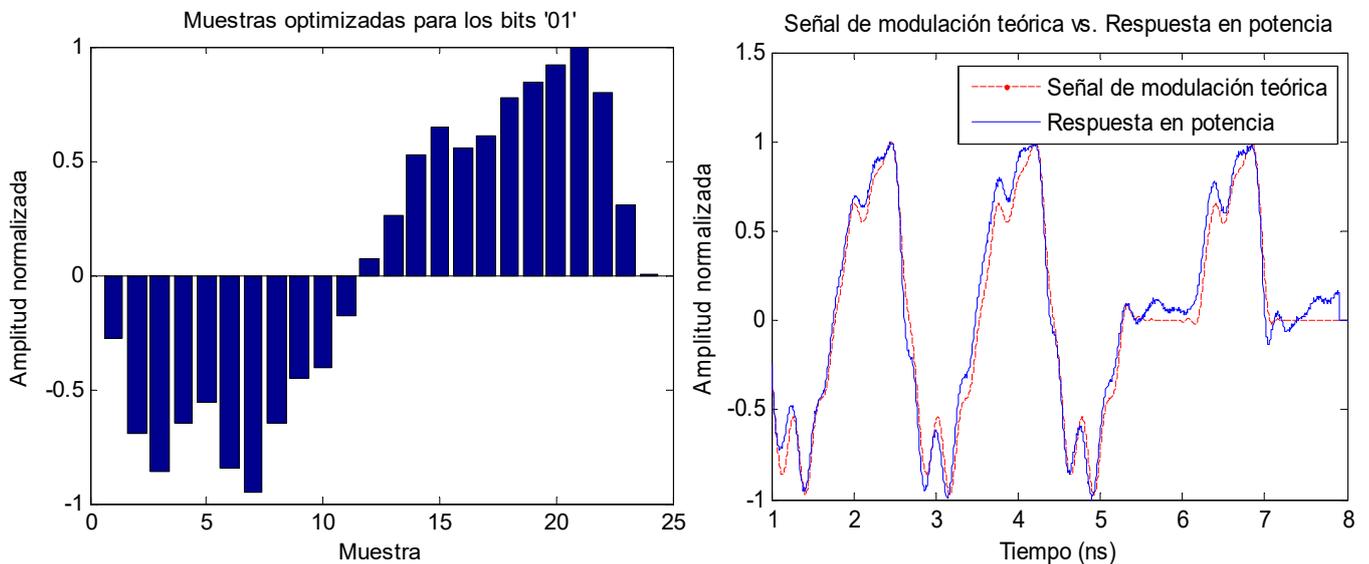


Figura 5.5. Valores de las muestras de la señal de modulación para ambos bits correspondientes al mejor individuo optimizado por el algoritmo genético (izquierda) y comparativa de la señal de modulación generada y de la respuesta en potencia del VCSEL con la cadena de bits '01010011' (derecha).

La amplitud se muestra normalizada para un valor máximo de amplitud de modulación constante y prefijada con anterioridad en 400 mV. Este valor se ha incluido como variable adicional a optimizar por el algoritmo durante las etapas de simulación, sin

embargo en la práctica la frecuencia del VCSEL es sensible al cambio de la amplitud de modulación y el heterodinaje se perdería para cada individuo, por lo que es necesario definirla constante de manera previa.

Mientras que la respuesta en potencia es altamente no lineal y por tanto difícil de simular, es posible definir el comportamiento de la fase partir de la potencia con gran precisión si se cuentan con los parámetros del chirp, por lo que no se necesita recurrir a un sistema de medida de fase experimental para obtener el comportamiento del VCSEL si se dispone de la respuesta en potencia del láser. La figura 5.6 muestra la respuesta en fase del VCSEL calculada teóricamente a partir de la traza correspondiente a la respuesta en potencia capturada desde el DCA (traza azul). No obstante, se decide también utilizar un BOSA PHASE para la representación de forma experimental (traza roja) con el objetivo de realizar una comparativa entre el modelo generado a partir de los parámetros de chirp y el medido de forma directa.

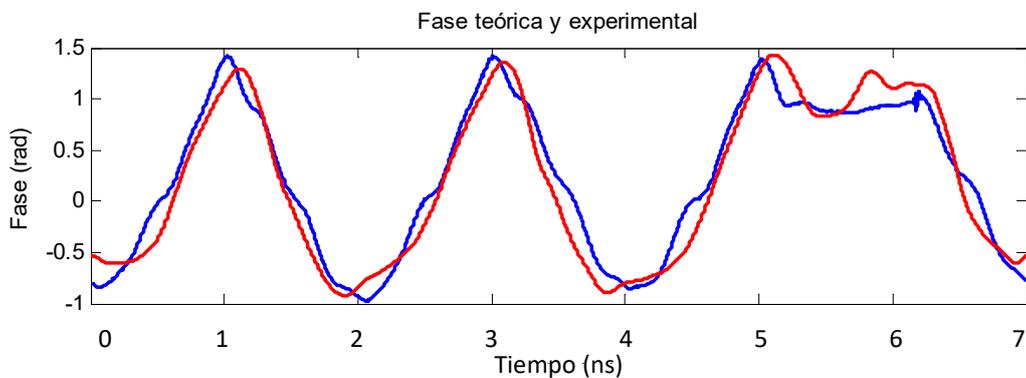


Figura 5.6. Fase de la secuencia '01010110' obtenida de manera simulada a partir de los parámetros de chirp y de la respuesta en potencia capturada en el DCA (azul) y *experimental* mediante el BOSA PHASE (rojo).

En una modulación de este tipo, el resultado en diferencia de fase y de potencia depende en gran medida del instante de muestreo elegido. A continuación se muestra en la figura 5.7 la traza de la respuesta en potencia en una transmisión a 1 Gbps, obtenida mediante el DCA, junto con la respuesta en fase obtenida a partir de los parámetros de chirp del VCSEL. Con marcadores rojos se indica el instante de muestreo seleccionado, buscando minimizar la diferencia en potencia entre símbolos consecutivos y maximizar el desfase.

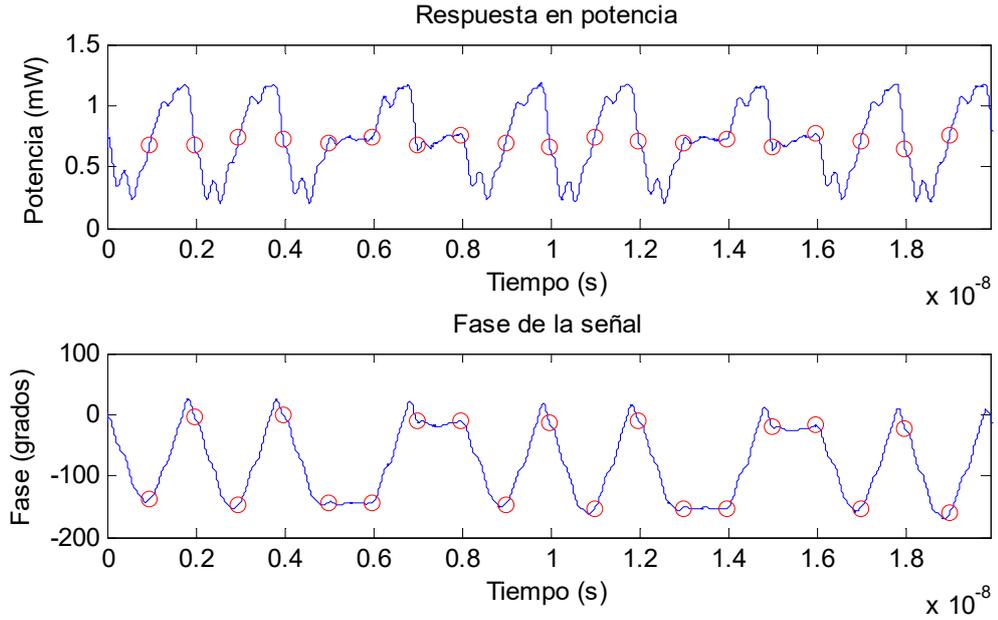


Figura 5.7. Traza de la respuesta en potencia de la modulación obtenida desde el DCA (arriba) y cálculo de la respuesta en fase del VCSEL a partir de la misma y de los parámetros de chirp (abajo). En ambas se marcan los instantes de muestreo seleccionados.

La constelación de los símbolos transmitidos de la figura 5.8 se ha obtenido mediante un BOSA PHASE. En ella se observa el módulo y la fase de cada símbolo en el instante en el que es muestreado, así como las transiciones entre símbolos, marcadas en línea discontinua.

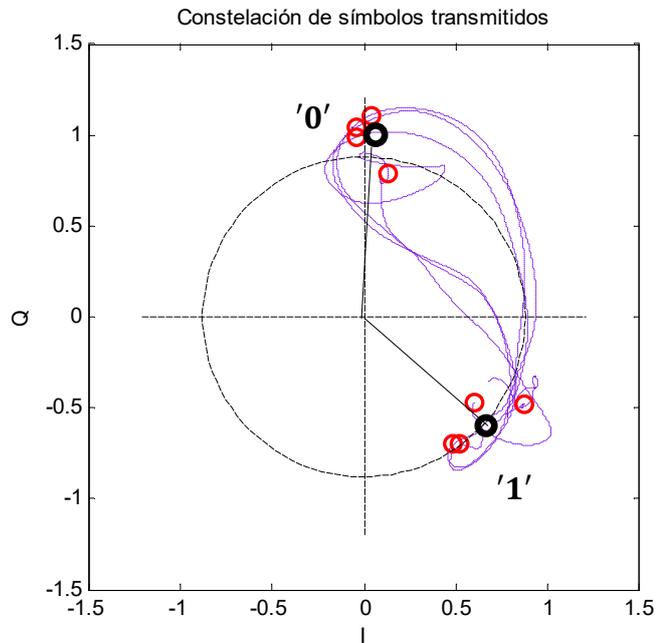


Figura 5.8. Constelación de símbolos obtenida experimentalmente a partir de la señal del BOSA.

Se ha representado mediante marcadores rojos la posición de la fase en los instantes de muestreo para una cadena de 8 bits, calculando el centroide del polígono que forman los puntos de cada símbolo y marcándolo en color negro. El cálculo del centroide ayuda a situar los símbolos de manera conjunta en el espacio, dando un valor de separación de fase entre ellos. En este caso, la separación en fase entre ambos centroides es de $\Delta\phi = 2,3159 \text{ rad} = 132,6913^\circ$, que como se puede apreciar, coincide con el desfase entre símbolos consecutivos de la figura 5.7.

Así mismo, se representa el diagrama de ojo a partir de la fase obtenida de los parámetros de chirp para la misma cadena de bits, como muestra la figura 5.9.

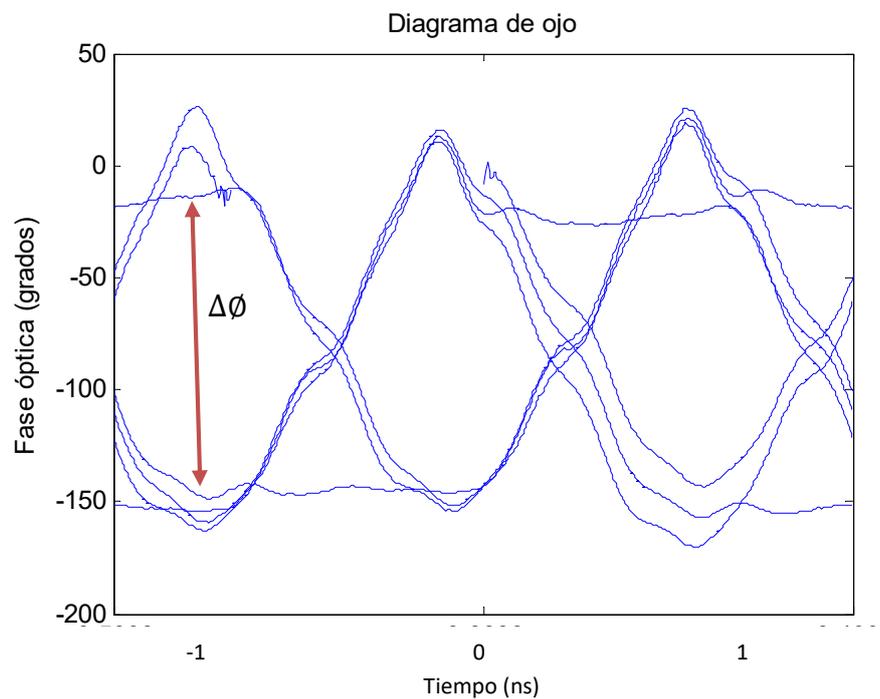


Figura 5.9. Diagrama de ojo (1 Gbps).

Se observa a partir del diagrama de ojo que la apertura es de nuevo $\Delta\phi$, y se hace más notable la diferencia de fase existente entre los símbolos correspondientes al bit '1' siendo el bit '0' más estable.

Dado el diseño de la función de coste desarrollada para la parametrización y el dimensionamiento del algoritmo genético, resulta de claro interés incluirla en las medidas experimentales, de manera que el algoritmo genético no converja solamente partiendo del valor de BER obtenido sino también lo pueda hacer hacia otras soluciones donde lo que se busque optimizar sea la forma del pulso de modulación. En el *Anexo I* se detalla el montaje del escenario experimental para esta alternativa, así como la función de coste con la que se trabaja y la inclusión de ésta en la convergencia.

Utilizando este escenario alternativo, se plantea un sistema para la optimización de la señal de modulación de un VCSEL tanto en respuesta de fase como en potencia

transmitida. Como se ha visto anteriormente, una elevada potencia transmitida es perjudicial ya que ocasionará una modulación residual en intensidad. Se torna clave el compromiso entre un valor de BER lo más cercano posible al óptimo y la forma de la onda, pudiendo mejorar esta última renunciando a parte del rendimiento en términos de sensibilidad. A continuación se presenta en la figura 5.10 la forma del pulso más óptimo que se ha obtenido utilizando esta técnica.

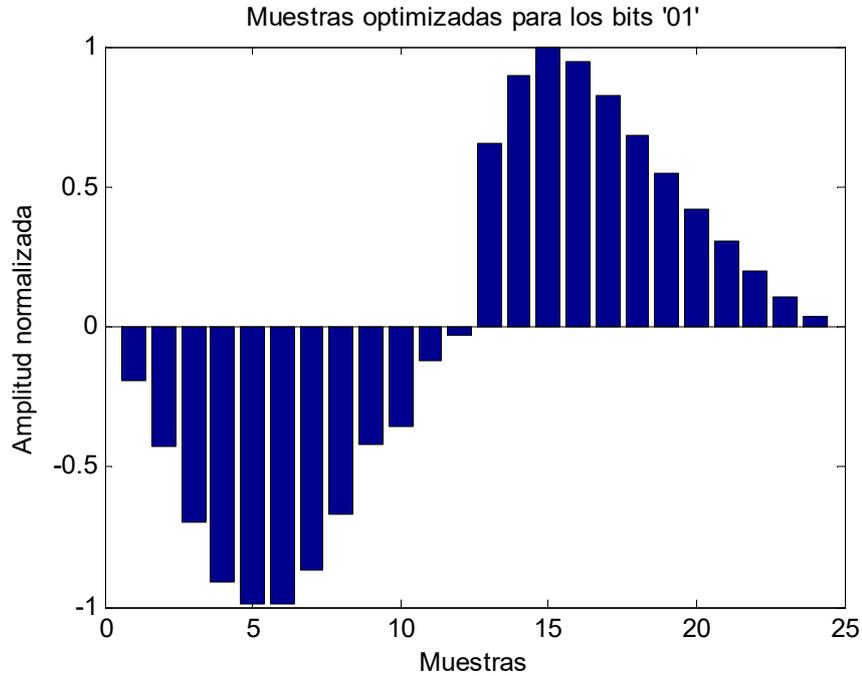


Figura 5.10. Pulso de modulación optimizado en términos de BER y de potencia transmitida.

Se observa una semejanza al pulso exponencial con el que hasta ahora se había trabajado en el Grupo de Tecnologías Fotónicas para este tipo de modulaciones con VCSEL [17]. Se aprecia también una menor energía en este pulso que en el optimizado anteriormente sin hacer uso de esta técnica, pese a que la diferencia no es demasiado acentuada ya que la medida de BER sigue teniendo un peso importante en la convergencia. La figura 5.11 muestra la constelación obtenida a través de la medida directa de la fase utilizando el BOSA PHASE, donde las transiciones entre símbolos son marcadas con línea discontinua.

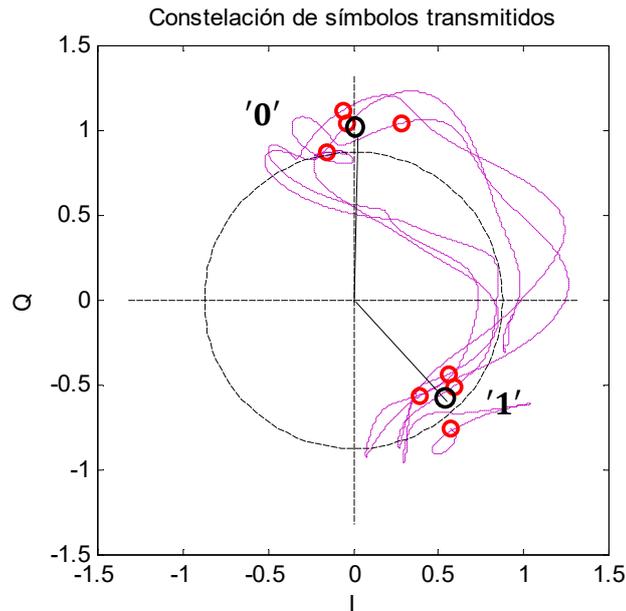


Figura 5.11. Constelación de símbolos obtenida experimentalmente a partir de la señal del BOSA PHASE.

En esta constelación, a diferencia de la anterior, se aprecian transiciones entre símbolos más heterogéneas. La distancia entre los centroides de los símbolos en términos de fase es semejante a la de la optimización puramente basada en la medida de BER, así como la dispersión de los muestreos de fase pertenecientes a un mismo símbolo.

Para cada pulso optimizado se ha realizado un barrido en amplitud de señal de modulación generada desde el AWG hasta el VCSEL, obteniéndose diferentes curvas de BER. Los resultados que a continuación se presentan corresponden al pulso de modulación utilizado previamente a este proyecto de tipo exponencial [17], al pulso cuya optimización se ha acercado en mayor medida al valor óptimo en términos de BER de entre los ejecutados y cuyas propiedades de convergencia se han mostrado en este mismo capítulo, y al pulso optimizado de manera alternativa haciendo uso del montaje experimental descrito en el *Anexo I*. Las medidas de BER se han realizado tanto con una recepción directa desde el VCSEL hasta el receptor (B2B) como haciendo uso de un tramo de fibra monomodo estándar (SSMF) de 50km.

Pulso optimizado (12 muestras/bit): 400 mV

Pulso alternativo (12 muestras/bit): 400 mV

Pulso exponencial (12 muestras/bit): 600 mV

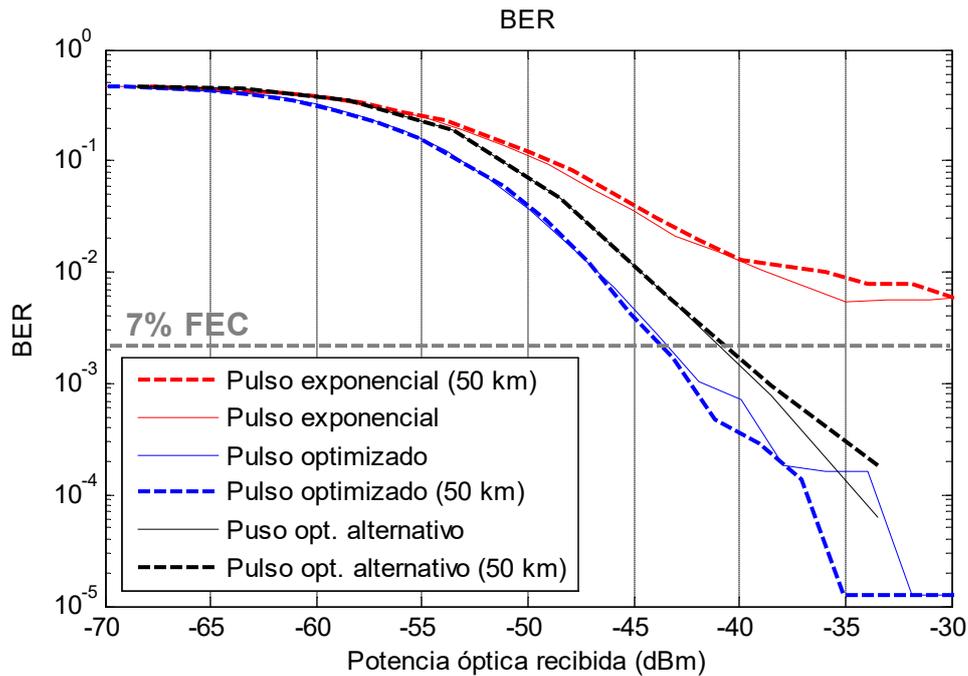


Figura 5.12. Valores de BER para cada uno de los pulsos presentados anteriormente en una transmisión de 1 Gbps.

Para cada caso, la curva de BER obtenida para una velocidad de transmisión de 1 Gbps es la mostrada en la figura 5.12. Como se observa, la modulación calculada mediante algoritmo genético mejora en gran medida las prestaciones ofrecidas por la modulación de tipo exponencial con la que hasta ahora se trabajaba. La sensibilidad se define como la potencia mínima recibida para un BER por debajo de $2,2 \cdot 10^{-3}$, límite fijado por la recomendación ITU-T G.975.1 [34] correspondiente al 7% correspondiente a la cabecera máxima en una transmisión FEC (*Forward Error Control*) para asegurar un BER total de 10^{-12} , siendo para la modulación optimizada $S(\text{dBm}) = -44 \text{ dBm}$, y para la planteada como alternativa en el anexo $S(\text{dBm}) = -41 \text{ dBm}$. Se vuelve a hablar de compromiso entre la forma del pulso de modulación y la medida de sensibilidad, ya que incluir la función de coste desarrollada teóricamente implicará una pérdida de protagonismo del valor de BER durante la convergencia del algoritmo a pesar de que el pulso será más adecuado para una modulación en fase.

En el caso de la modulación exponencial, el elevado fondo de ruido que se ha presentado a lo largo del proyecto en el entorno de medida imposibilita determinar la sensibilidad, pese a que a priori es notablemente peor. El problema del fondo de ruido en las medidas de BER ha sido el mayor obstáculo a la hora de evaluar modulaciones finales, condicionando también posibles comparativas entre modulaciones y la elección del punto de trabajo en términos de potencia óptica recibida durante el desarrollo del algoritmo genético.

5.3. Discusión de los resultados

Los resultados obtenidos son potencialmente satisfactorios dado que se han conseguido varios pulsos de modulación calculados mediante algoritmos genéticos que han mejorado las prestaciones de los pulsos con los que hasta ahora se había trabajado, presentándose en esta memoria un extenso análisis del considerado más cercano al óptimo.

No se presenta el pulso óptimo de modulación sino el mejor de entre todos los calculados para el presente proyecto, ya que éstos son dependientes del factor aleatorio del algoritmo genético por lo que un mayor número de repeticiones permitirá llegar a soluciones más cercanas a la óptima. Es por ello que la mejora obtenida y presentada en los resultados de este capítulo es tan solo un indicador de la utilidad de este sistema y del potencial a largo plazo.

El mayor hito conseguido ha sido lograr una mejora del pulso de modulación a través de un método de cálculo completamente adaptativo, pudiéndose aplicar en otras líneas de trabajo y de manera independiente y adaptada al láser con el que se trabaje.

6. Conclusiones

6.1. Análisis cualitativo

Se ha desarrollado un sistema de optimización de la modulación en fase para un VCSEL basado en algoritmos genéticos y se ha abordado desde su etapa más inicial, es decir, desde la misma caracterización del láser. Al margen del resultado exitoso en términos de BER, el aspecto más interesante del proyecto ha sido el total recorrido del proceso de concepción, puesta a punto y trabajo en el sistema experimental, un ciclo abierto y cerrado dentro de un mismo contexto en el que se dejan innumerables puertas abiertas para la continuidad en la investigación.

Se ha completado el proceso de caracterización, de simulación, de cálculo y de verificación de los resultados de manera secuencial y recurrente en cada etapa con los pasos anteriores. El hecho de haber recorrido todo el camino ha posibilitado una gran capacidad de realimentación en las etapas más avanzadas del trabajo con las etapas iniciales, teniendo siempre la posibilidad de realizar cambios en las raíces en función de las necesidades surgidas en diferentes puntos del proceso. No cerrar ninguna etapa inicial ha sido una de las claves de un proyecto que se ha ido moldeando y dando forma a sí mismo tanto en los resultados válidos como en los problemas encontrados.

Uno de los aspectos más interesantes del proyecto es la inclusión de un método completamente novedoso en el campo de las comunicaciones ópticas como son los sistemas de aprendizaje automático con los cuales el grupo no había tenido contacto, así como tampoco se ha encontrado bibliografía disponible en el transcurso del mismo. Esto conlleva una búsqueda de información en campos ajenos a la óptica y un proceso de relacionar los conocimientos adquiridos con el objetivo que se pretende abordar, para lo cual ha sido necesario entender en profundidad el problema a tratar y saber identificar las necesidades a cubrir. Lo que en el comienzo del trabajo ha sido una dificultad ha terminado convirtiéndose en un reto, pudiendo llegar hasta el final y desarrollando este sistema de manera satisfactoria.

Es necesario recalcar que se trata de una metodología con la que no se había trabajado hasta ahora en el Grupo de Tecnologías Fotónicas, y por lo tanto que amplía el área abarcable en la investigación del mismo. El proyecto realizado ha sido un proyecto vivo y en constante evolución, cuyo camino ha sido marcado por los resultados parciales obtenidos. El uso de un elevado número de equipos ha provocado una serie de problemas limitantes que han propiciado la búsqueda de soluciones y vías alternativas, las cuales en ocasiones han permitido llegar a mejores resultados que los previstos inicialmente. Consecuentemente, ha significado el conocimiento de estos equipos y el

aprendizaje de la metodología de trabajo en un entorno de estas características, donde lo calculado teóricamente se confronta con el mundo experimental y nada sigue lo preestablecido.

6.2. Líneas futuras

El uso de algoritmos genéticos abre multitud de nuevas posibilidades en la línea de investigación del Grupo Tecnologías Fotónicas de la Universidad de Zaragoza al ser un sistema completamente novedoso. Algunos de los pasos más inmediatos a dar en este campo son los enumerados a continuación.

- Optimización de modulaciones de orden mayor. De la misma manera que se ha utilizado un sistema de aprendizaje automático para la obtención de una modulación BPSK óptima, se puede trabajar con modulaciones de mayor orden (QPSK, 8-PSK...). La problemática que ello implica reside en el detector, ya que un detector diferencial no es suficiente. Existen líneas de trabajo abiertas en detectores homodinos para este tipo de modulaciones, y aunque todavía están en vías de desarrollo son sin duda algo a tener en cuenta.
- Expansión del algoritmo genético. En este caso se han utilizado algoritmos genéticos para la determinación de los pulsos de modulación del VCSEL y eventualmente para la determinación de la amplitud de esta señal. No obstante un sistema de aprendizaje automático se caracteriza por su versatilidad, y surge la idea de determinar también otros parámetros de manera óptima como son el punto de la curva de BER sobre el que optimizar el algoritmo genético, la intensidad de *bias* en la que trabaja el VCSEL o incluso los propios parámetros del algoritmo genético. Para ello es necesaria una potencia computacional más elevada o varios ordenadores trabajando a la vez, pero la inclusión progresiva de estos elementos es un área interesante de desarrollo.
- Aumentar las dimensiones del algoritmo genético. Es quizá el punto más importante a partir del cual debe seguir la investigación en este campo. El límite temporal de este proyecto han sido algoritmos de 48 horas, pero sin embargo un mayor tamaño de la población asociado con un aumento de las generaciones conllevaría la mejora indudable de las prestaciones del resultado final. Así mismo, el aumento de repeticiones del cálculo de estos algoritmos supondrá eliminar en la medida de lo posible el factor de aleatoriedad y tener más posibilidades de obtener resultados más cercanos al valor óptimo.

- Mejora de los sistemas de medida. Otro de los objetivos a conseguir es eliminar el fondo de ruido medido en las curvas de sensibilidad por medio del uso de otro tipo de sistemas de medida, como se ha llevado a cabo en otros centros de investigación con el VCSEL utilizado [35], modificando el sistema de recepción o mejorando las condiciones del entorno en cuanto a estabilidad y aislamiento. Una medida más precisa de BER permitirá una convergencia más fiable del algoritmo genético calculado.

Referencias

- [1] J. B. Jensen, R. Rodes, A. Caballero, N. Cheng, D. Zibar, e I. T. Monroy, *J. Lightwave Technol.* 32, 1423, 2014.
- [2] J. A. Altabás, D. Izquierdo, J. A. Lázaro, and I. Garcés, *IEEE Photon. Technol. Lett.* 28, 1111, 2016.
- [3] [En línea] www.corning.com/index.aspx. Fecha último acceso: junio 2017.
- [4] ITU-T Recommendation I.150, 1999.
- [5] ITU-T Recommendation G.984, 2003.
- [6] F.Sanz y J.A. Manzanares, «El láser de semiconductor», *Revista Mexicana de Física* 37 , No.2, 1991.
- [7] R. Michalzik, «VCSELs Fundamentals, Technology and Applications of Vertical-Cavity Surface-Emitting Lasers», *Springer*, 2013.
- [8] Xiaoxue Zhao, «Optical Injection Locking on Vertical-Cavity Surface- Emitting Lasers (VCSELs): Physics and Applications», *EECS-2008-96*, 2008.
- [9] [En línea] www.rp-photonics.com/vertical_cavity_surface_emitting_lasers.html. Fecha último acceso: junio 2017.
- [10] [En línea] myvcSEL.com/data-communications. Fecha último acceso: junio 2017.
- [11] Joseph M. Kahn, «Modulation and Detection Techniques for Optical Communication Systems», *Optical Amplifiers and Their Applications/Coherent Optical Technologies and Applications*, 2006.
- [12] N. Sotiropoulos, «Advanced modulation formats for optical access networks» *Eindhoven: Technische Universiteit Eindhoven*, 2013.
- [13] Noraini Mohd Razali, John Geraghty, «Genetic Algorithm Performance with Different Selection Strategies in Solving TSP», *Proceedings of the World Congress on Engineering 2011 Vol II*, 2011.
- [14] Poon, P. W., Carter, J. N., «Genetic algorithm crossover operators for ordering applications», *Computers & Operations Research*, 22(1), 135-147, 1995.
- [15] M. Srinivas, L.M. Patnaik, «Adaptive probabilities of crossover and mutation in genetic algorithms», *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* , 1994.

- [16] Shengxiang Yang, «Adaptive Crossover in Genetic Algorithms Using Statistics Mechanism», *Artificial Life VIII (MIT Press)*, 2002.
- [17] J. A. Altabas et al., «Chirp-Based Direct Phase Modulation of VCSELs for Cost-Effective Transceivers,» *Opt. Lett., Vol. 42, no. 3*, 2017.
- [18] L. Bjerkan, A. Royset, L. Hafskjaer y D. Myhre, «Measurement of laser parameters for simulation of high speed fiberoptic systems,» *Journal of Lightwave Technology*, vol. 14, 1996.
- [19] A. Villafranca, J. Lasobras, y I. Garces, «Precise characterization of the frequency chirp in directly modulated DFB lasers», *Spanish Conference on Electron Devices*, pp. 173-176, 2007
- [20] L. A. Neto, D. Erasme, N. Genay, P. Chanclou, Q. Deniel, F. Traore, T. Anfray, R. Hmadou, and C. Aupetit-Berthelemot, «J. Lightwave Technol.» 31, 334, 2013.
- [21] Asier Villafranca Velasco, «Development of Brillouin optical spectroscopy techniques and application to the characterization of optical sources, modulators and communication signals», *Universidad de Zaragoza*, 2009.
- [22] L. Bjerkan, A. Royset, L. Hafskjaer, y D. Myhre, *J. Lightwave Technol.* 14, 839 1996.
- [23] S. Kobayashi, Y. Yamamoto, M. Ito, y T. Kimura, *IEEE J. Quantum Electron.* 18, 582, 1982.
- [24] J. Solís Ros, A. González Marcos, J. A. Martín Pereda, «Márgenes de eficiencia de la biestabilidad óptica activa en semiconductores», *Sección Especial: VI Reunión Española de Optoelectrónica - Optoel'09*, 2009.
- [25] R. Eberhart, J. Kennedy, «A new optimizer using particle swarm theory», *Micro Machine and Human Science*, 1995.
- [26] Y. Shi, R.C. Eberhart, «Empirical study of particle swarm optimization», *Evolutionary Computation*, 1999.
- [27] Chia-Feng Juang, «A hybrid of genetic algorithm and particle swarm optimization for recurrent network design», *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 2004.
- [28] [En línea] <https://www.toptal.com/algorithms/genetic-algorithms>. Fecha último acceso: junio 2017.
- [29] Mitchell Melanie, «An Introduction to Genetic Algorithms», *ISBN 0262133164*, 1998.
- [30] Andreas C. Koenig, «A Study of Mutation Methods for Evolutionary Algorithms», *CS 447 - Advanced Topics in Artificial Intelligence*, 2002.

- [31] Sushil J. Louis, Gregory J. E. Rawlins, «Predicting Convergence Time for Genetic Algorithms», *Department of Computer Science*, Indiana University.
- [32] Avni Rexhepi, Adnan Maxhuni, Agni Dika, «Analysis of the impact of parameters values on the Genetic Algorithm for TSP», *IJCSI International Journal of Computer Science Issues*, vol. 10, 2013.
- [33] Olympia Roeva, Stefka Fidanova, Marcin Paprzycki, «Influence of the Population Size on the Genetic Algorithm Performance in Case of Cultivation Process Modelling», *Federated Conference on Computer Science and Information Systems*, 2013.
- [34] ITU-T Recommendation, G.975.1, 2004.
- [35] Jose A. Altabás, David Izquierdo, Laia Nadal, Josep M. Fabrega, F. Javier Vilchez, Michela Svaluto Moreolo, Jose A. Lázaro, Ignacio Garcés, «Cost-Effective Modulation and Bandwidth Variable Transceivers Based on VCSELs for Elastic Metro/Access Networks», *21st OptoElectronics and Communications Conference*, 2017.