

**Universidad Nacional de Ingeniería**

**Facultad de Ingeniería Eléctrica y Electrónica**



TESIS

**Análisis del desempeño de un nuevo algoritmo de detección  
de paquetes cortos cuasi cíclicos sin preámbulo**

Para obtener el Título Profesional de Ingeniero de Telecomunicaciones

Elaborado por

Luis Enrique Camacho Flores

 [0009-0003-6836-0504](https://orcid.org/0009-0003-6836-0504)

Asesor

Dr. Luis Miguel Romero Goytendia

 [0000-0002-6791-1250](https://orcid.org/0000-0002-6791-1250)

LIMA – PERÚ

2025

|                              |                                                                                                                                                                                                             |
|------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Citar/How to cite            | Camacho Flores [1]                                                                                                                                                                                          |
| Referencia/Reference         | [1] L. Camacho Flores, “ <i>Análisis del desempeño de un nuevo algoritmo de detección de paquetes cortos cuasi cíclicos sin preámbulo</i> ” [Tesis]. Lima (Perú): Universidad Nacional de Ingeniería, 2025. |
| Estilo/Style:<br>IEEE (2020) |                                                                                                                                                                                                             |

|                                |                                                                                                                                                                                                                                 |
|--------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Citar/How to cite              | (Camacho, 2025)                                                                                                                                                                                                                 |
| Referencia/Reference           | Camacho, L. (2025). “ <i>Análisis del desempeño de un nuevo algoritmo de detección de paquetes cortos cuasi cíclicos sin preámbulo</i> ” [Tesis, Universidad Nacional de Ingeniería]. Repositorio institucional Cybertesis UNI. |
| Estilo/Style:<br>APA (7ma ed.) |                                                                                                                                                                                                                                 |

### ***Dedicatoria***

*Con cariño para mis abuelos, Numa y Papay, cuyas presencias han sido luz en mi vida. A Ludy, por su esfuerzo como madre de dos grandiosos hijos, uno de ellos, mi persona. A Carlos Camilo por ser un buen referente desde mi niñez. A cada miembro de mi familia, por su constante apoyo durante mi formación humana y profesional. A mi novia, por darme la confianza y la motivación de culminar este trabajo.*

## **Agradecimientos**

Agradezco, ante todo, a Dios por guiarme y sostenerme en cada paso de este camino. Al profesor Emmanuel Boutillon por abrirme las puertas en Francia para desarrollar esta investigación bajo su tutela. A mi asesor, Luis Romero Goytendia, por su valioso acompañamiento y orientación durante este proceso. Y a todo aquel que me ha tenido presente en sus oraciones.

## Resumen

Esta investigación se enfoca en analizar el desempeño de un nuevo algoritmo de detección de paquetes cortos cuasi cíclicos sin preámbulo denominada paquete QCSP, para la implementación de redes de dispositivos inteligentes. Este nuevo paquete sin preámbulo ha logrado obtener un buen rendimiento en el proceso de detección, sincronización y corrección de errores en un canal de Ruido Gaussiano Blanco Aditivo Asíncrono (AWGN) con valores de relación señal-ruido (SNR) muy bajos. En el proceso de detección utiliza la puntuación normalizada de un filtro de coincidencia de tramas para evaluar la presencia o no de una trama. En esta tesis, se mejora el desempeño de la detección de estos paquetes combinando una detección coherente con una detección no coherente. El algoritmo propuesto reduce la probabilidad de detección errónea en dos décadas, para una probabilidad dada de falsa alarma.

Palabras claves: QCSP, SNR, detección no coherente, factor de ponderación.

## **Abstract**

This research focuses on analyzing the throughput of a novel preamble-free quasi-cyclic short packet detection algorithm, called QCSP, for smart device network deployments. This new package without preamble has achieved good performance in the process of detection, synchronization and error correction in an Asynchronous White Additive Gaussian Noise (AWGN) channel with very low signal-to-noise ratio (SNR) values. The detection process uses the normalized score of a frame-matching filter to assess the presence or absence of a frame. In this thesis, the detection performance of these packets is improved by combining coherent detection with non-coherent detection. The proposed algorithm reduces the probability of erroneous detection by two decades for a given false alarm probability.

Keywords: QCSP, SNR, non-coherent detection, weighting factor.

## Tabla de Contenido

|                                                                       | Pág. |
|-----------------------------------------------------------------------|------|
| Resumen.....                                                          | v    |
| Abstract.....                                                         | vi   |
| Introducción.....                                                     | xii  |
| Capítulo I. Parte introductoria del trabajo .....                     | 1    |
| 1.1 Generalidades.....                                                | 2    |
| 1.2 Descripción del problema de investigación .....                   | 6    |
| 1.2.1 Detección clásica por suma incoherente .....                    | 6    |
| 1.2.2 Implicaciones para el diseño de sistemas QCSP .....             | 10   |
| 1.3 Objetivos del estudio.....                                        | 10   |
| 1.3.1 Objetivo general.....                                           | 11   |
| 1.3.2 Objetivos específicos .....                                     | 11   |
| 1.4 Metodología técnica .....                                         | 12   |
| Capítulo II. Marco teórico y conceptual.....                          | 13   |
| 2.1 Marco teórico .....                                               | 13   |
| 2.1.1 Campos de Galois.....                                           | 14   |
| 2.1.2 Paquete corto cuasi cíclico.....                                | 20   |
| 2.1.3 Asociación entre la modulación CCSK y los códigos NB-LDPC ..... | 25   |
| 2.1.4 Modulación BPSK .....                                           | 27   |
| 2.1.5 Teoría de k-means clustering .....                              | 28   |
| 2.2 Marco conceptual.....                                             | 34   |

|                                                             |                                               |    |
|-------------------------------------------------------------|-----------------------------------------------|----|
| 2.2.1                                                       | Curvas ROC en comunicaciones digitales .....  | 44 |
| 2.2.2                                                       | Simulaciones de Monte Carlo .....             | 46 |
| Capítulo III. Desarrollo del trabajo de investigación ..... |                                               | 51 |
| 3.1                                                         | Detección por suma incoherente.....           | 51 |
| 3.2                                                         | Normalización en la detección .....           | 54 |
| 3.2.1                                                       | Detección con normalización global .....      | 55 |
| 3.2.2                                                       | Detección con normalización por símbolo ..... | 56 |
| 3.3                                                         | Sobre-modulación .....                        | 58 |
| 3.4                                                         | Detección con normalización ponderada.....    | 62 |
| 3.5                                                         | K-means clustering en la detección.....       | 66 |
| Capítulo IV. Análisis y discusión de resultados.....        |                                               | 69 |
| Conclusiones.....                                           |                                               | 74 |
| Recomendaciones.....                                        |                                               | 75 |
| Referencias bibliográficas .....                            |                                               | 76 |
| Anexos .....                                                |                                               | 78 |

## Lista de Tablas

Pág.

|                |                                                                     |    |
|----------------|---------------------------------------------------------------------|----|
| <b>Tabla 1</b> | <i>Suma y producto para el campo primo <math>GF(5)</math></i> ..... | 16 |
| <b>Tabla 2</b> | <i>Ejemplos de casos de potencias en Campos de Galois.</i> .....    | 19 |
| <b>Tabla 3</b> | <i>Ejemplo de la generación de <math>P_{C_k}</math></i> .....       | 25 |

## Lista de Figuras

|                                                                                                            | Pág. |
|------------------------------------------------------------------------------------------------------------|------|
| <b>Figura 1</b> : <i>Proyección de las conexiones IoT móvil.</i> .....                                     | 2    |
| <b>Figura 2</b> : <i>Trama clásica vs trama sin preámbulo.</i> .....                                       | 3    |
| <b>Figura 3</b> : <i>Ganancia en tamaño de un paquete clásico frente a un paquete sin preámbulo.</i> ..... | 6    |
| <b>Figura 4</b> : <i>Problema de la detección clásica y el efecto del factor de escala.</i> .....          | 9    |
| <b>Figura 5</b> : <i>Estados para el procesamiento de señales digitales.</i> .....                         | 19   |
| <b>Figura 6</b> : <i>Diagrama de bloques de un sistema QCSP.</i> .....                                     | 20   |
| <b>Figura 7</b> : <i>Bloque del codificador NB-LDPC.</i> .....                                             | 23   |
| <b>Figura 8</b> : <i>Bloque del modulador CCSK.</i> .....                                                  | 24   |
| <b>Figura 9</b> : <i>Diagrama de constelación BPSK.</i> .....                                              | 27   |
| <b>Figura 10</b> : <i>Bloque del canal AWGN.</i> .....                                                     | 39   |
| <b>Figura 11</b> : <i>Esquema conceptual del canal AWGN.</i> .....                                         | 41   |
| <b>Figura 12</b> : <i>TPR y FPR en curvas ROC.</i> .....                                                   | 45   |
| <b>Figura 13</b> : <i>Comportamiento de <math>L_k</math> vs <math>k</math>.</i> .....                      | 52   |
| <b>Figura 14</b> : <i>Función de densidad de probabilidades vs función de puntuación.</i> .....            | 53   |
| <b>Figura 15</b> : <i>Energía promedio de un chip por cada símbolo recibido.</i> .....                     | 55   |
| <b>Figura 16</b> : <i>Distribución de la función de puntuación del algoritmo NIS.</i> .....                | 57   |
| <b>Figura 17</b> : <i>Sobre-modulación en las secuencias P.</i> .....                                      | 59   |

|                                                                                                               |    |
|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| <b>Figura 18</b> : Comportamiento de $L_k$ vs $k$ para $N = 120$ y $f_0 = 1/8$ cuando la señal existe.....    | 60 |
| <b>Figura 19</b> : Comportamiento de $L_k$ vs $k$ para $N = 120$ y $f_0 = 1/8$ cuando la señal no existe..... | 61 |
| <b>Figura 20</b> : Determinación del factor de ponderación.....                                               | 63 |
| <b>Figura 21</b> : Comparación de señales confiables y no confiables en la detección de tramas QCSP. ....     | 64 |
| <b>Figura 22</b> : Distribución de la función de puntuación del algoritmo WCS. ....                           | 66 |
| <b>Figura 23</b> : Distribución de la función de puntuación usando $k$ -means clustering para $m=16$ . ....   | 67 |
| <b>Figura 24</b> : Curvas ROC para los algoritmos de detección IS y NIS. ....                                 | 69 |
| <b>Figura 25</b> : Curvas ROC para los algoritmos de detección IS, NIS y WCS. ....                            | 70 |
| <b>Figura 26</b> : Curvas ROC, $P_{md}$ vs $P_{fa}$ . ....                                                    | 71 |
| <b>Figura 27</b> : Curvas ROC de los algoritmos IS, NIS, WCS y usando $k$ -means clustering.....              | 72 |

## Introducción

En la actualidad, el crecimiento acelerado de las comunicaciones inalámbricas ha impulsado el desarrollo de tecnologías más eficientes, capaces de operar en escenarios exigentes con recursos limitados. Entre estas aplicaciones destacan los ecosistemas IoT, una red de dispositivos interconectados que intercambian información en tiempo real, muchas veces en entornos no supervisados y con alta demanda de eficiencia energética. Para que estas comunicaciones sean sostenibles y escalables, se requiere el diseño de esquemas de transmisión que minimicen la latencia, reduzcan el consumo energético y mantengan una alta fiabilidad, incluso en condiciones adversas de canal.

Una de las estrategias más empleadas para cumplir con estos requisitos es la transmisión de paquetes cortos. A diferencia de los esquemas tradicionales, donde se transmiten bloques largos de datos, los paquetes cortos permiten enviar información en pequeñas cantidades, lo cual es ideal para aplicaciones con redes de sensores masivos que solo necesitan transmitir esporádicamente pequeños datos. Sin embargo, esta estrategia trae consigo nuevos retos, especialmente en lo relacionado con la detección, sincronización y corrección de errores, ya que la reducción en la longitud de la trama limita la posibilidad de incluir estructuras auxiliares como preámbulos o secuencias piloto, comúnmente usadas en los esquemas clásicos.

La ausencia de un preámbulo de sincronización dificulta notablemente la tarea del receptor, que debe identificar el comienzo del paquete sin contar con una referencia temporal explícita. Esto es especialmente problemático en escenarios de canal ruidoso, como el canal Gaussiano blanco aditivo (AWGN), donde el ruido puede oscurecer completamente la señal útil, más aún si se presentan condiciones de asincronía y desplazamiento de frecuencia residual. En estos casos, las técnicas convencionales de detección resultan poco efectivas, por lo que es necesario diseñar algoritmos más sofisticados que puedan operar bajo estas condiciones.

En este contexto, se propone el uso de una estructura de paquete denominada Paquete Corto Cuasi-Cíclico (QCSP). Esta forma de trama está diseñada para explotar redundancias internas de la señal transmitida, aprovechando propiedades cuasi cíclicas en la disposición de los símbolos, lo cual permite realizar la detección y sincronización sin necesidad de preámbulos explícitos. Además, estas estructuras son potenciadas con códigos de control de errores, lo que mejora la robustez del sistema frente a las perturbaciones del canal.

Esta tesis se propone analizar el desempeño de un nuevo algoritmo de detección para tramas QCSP transmitidas en canales AWGN asíncronos. El algoritmo se fundamenta en el uso de un filtro de coincidencia no coherente, que calcula una puntuación normalizada para estimar la presencia de una trama en la señal recibida. Posteriormente, esta etapa de detección inicial es complementada mediante una detección coherente ponderada, lo cual permite mejorar significativamente la precisión del sistema. Esta combinación estratégica tiene como finalidad reducir la tasa de errores de detección, sin incrementar la probabilidad de falsas alarmas, lo cual es crucial en aplicaciones donde la eficiencia y confiabilidad son prioritarias.

Para evaluar el rendimiento del algoritmo propuesto, se realiza una serie de simulaciones de Monte Carlo, una técnica ampliamente utilizada en el análisis de sistemas estocásticos. Estas simulaciones permiten emular diferentes escenarios de transmisión, variando parámetros como la relación señal a ruido, el desplazamiento de frecuencia, y la posición aleatoria del paquete dentro del marco de observación. De esta manera, se obtiene una caracterización precisa del comportamiento del algoritmo bajo condiciones realistas de operación.

Los resultados alcanzados demuestran que la técnica propuesta es capaz de reducir la probabilidad de detección errónea en dos órdenes de magnitud, manteniendo constante la tasa de falsas alarmas. Esto representa una mejora sustancial respecto a métodos tradicionales, lo que refuerza el potencial del algoritmo para ser implementado en

sistemas de comunicación modernos, especialmente en dispositivos IoT que operan en entornos hostiles o de baja potencia.

En resumen, esta tesis contribuye al avance de las técnicas de detección para paquetes cortos, proponiendo un enfoque novedoso que prescinde del preámbulo sin sacrificar desempeño. Los resultados obtenidos no solo validan la viabilidad del algoritmo, sino que también abren las puertas para desarrollar sistemas más eficientes, robustos y adaptados a las necesidades emergentes de la comunicación inalámbrica moderna.

## Capítulo I. Parte introductoria del trabajo

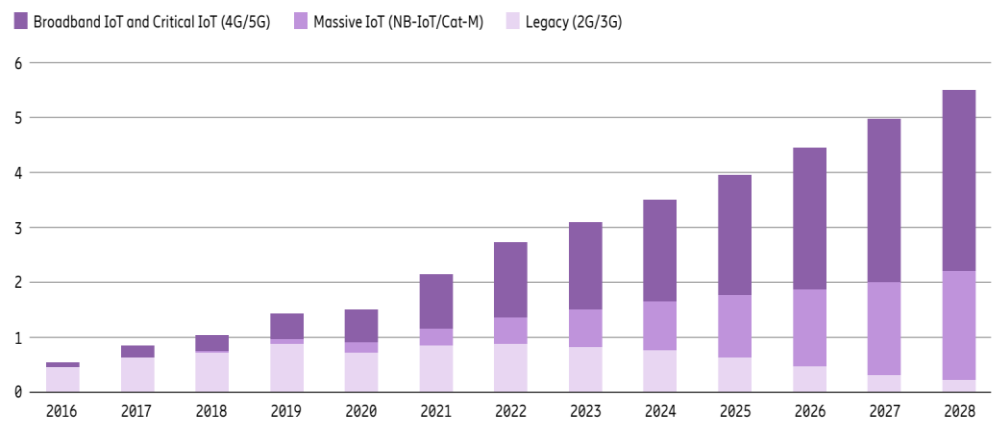
Según lo señalado en el reporte de *Ericsson Mobility* (2022), se proyecta que hacia finales del año 2028 aproximadamente más del 50% del total de conexiones móviles del ecosistema del Internet de las Cosas (IoT) estarán representadas por dispositivos que utilizan tecnología de banda ancha, destacando al 4G y 5G como la plataforma predominante dentro de esta categoría. Este crecimiento sostenido da cuenta del papel crucial que están adquiriendo las soluciones inalámbricas avanzadas en distintos sectores, especialmente en aplicaciones emergentes como ciudades inteligentes, vehículos conectados, gestión remota de infraestructuras y sistemas de monitorización industrial. El informe también estima que el IoT celular alcanzará una cifra aproximada de 5.500 billones de conexiones para ese mismo año, lo cual pone en evidencia la velocidad con la que esta tecnología se está expandiendo a escala global. Tal como se ilustra en la Figura 1, esta tendencia ascendente está fuertemente vinculada con la consolidación de redes 4G y con la progresiva incorporación de tecnologías 5G, particularmente en regiones donde el desarrollo tecnológico y la infraestructura de telecomunicaciones se encuentran más avanzadas.

El crecimiento exponencial en el número de dispositivos conectados a Internet plantea un escenario cada vez más exigente para las redes actuales, las cuales, de continuar operando bajo las mismas estrategias y técnicas de transmisión tradicionales, podrían llegar a su punto crítico de saturación. Este posible colapso técnico se explica en gran medida por el hecho de que las arquitecturas convencionales no fueron concebidas originalmente para gestionar el volumen masivo de equipos que caracteriza al Internet de las Cosas, particularmente en los entornos de IoT masivo (mIoT), donde miles o incluso millones de sensores y dispositivos remotos transmiten datos de forma simultánea (Wu et al., 2021). En este marco, uno de los principales desafíos a nivel de diseño e implementación de sistemas de comunicación es lograr una transmisión eficiente de

pequeños paquetes de información, especialmente en entornos no supervisados. En estas condiciones, la eficiencia en el uso del espectro y la minimización del consumo energético se vuelven factores determinantes para garantizar la viabilidad y escalabilidad de las soluciones IoT.

**Figura 1**

*Proyección de las conexiones IoT móvil.*



| IoT                       | 2022 | 2028 | CAGR |
|---------------------------|------|------|------|
| Wide-area IoT             | 2.9  | 6.0  | 13%  |
| Cellular IoT <sup>2</sup> | 2.7  | 5.5  | 12%  |
| Short-range IoT           | 10.3 | 28.7 | 19%  |
| Total                     | 13.2 | 34.7 | 18%  |

*Nota: Reporte de Ericsson Mobility de noviembre del 2022(reporte de acceso abierto).*

**1.1 Generalidades**

En las comunicaciones inalámbricas, una trama típica se compone de tres elementos principales:

- 1. **La carga útil** (datos útiles),
- 2. **La redundancia** (bits adicionales para corrección de errores),

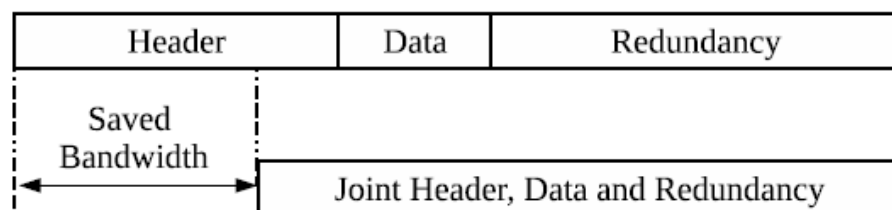
### 3. El preámbulo (secuencia conocida por el receptor para sincronización).

No obstante, en escenarios donde los paquetes de datos son extremadamente cortos, como ocurre en muchas aplicaciones del Internet de las Cosas (IoT) de bajo consumo energético, el uso del preámbulo deja de ser una fracción despreciable dentro de la trama de transmisión. En estas condiciones, el preámbulo puede llegar a representar una porción considerable del total del paquete, consumiendo incluso más energía y ocupando más ancho de banda que los propios datos útiles codificados. Este fenómeno, lejos de ser trivial, genera una importante pérdida de eficiencia, ya que se invierten recursos valiosos en la transmisión de data que no aporta directamente al contenido (3GPP, 2020).

La situación se vuelve aún más crítica en redes compuestas por millones de dispositivos conectados de manera simultánea, donde incluso mejoras mínimas en la gestión del canal y en la optimización del protocolo pueden ocasionar ahorros sustanciales tanto en términos de consumo energético como en la capacidad general del sistema.

**Figura 2**

*Trama clásica vs trama sin preámbulo.*



*Nota: Saied, Chamas, Ghouwayel y Boutillon, 2020.*

La Figura 2 presenta una representación comparativa entre dos tipos de tramas utilizadas en sistemas de comunicación: una trama clásica, que incorpora un preámbulo en la transmisión; y una trama sin preámbulo, el que se utiliza para

el estudio de esta tesis. En este segundo caso, se introduce un enfoque innovador en el que la propia trama, en su totalidad, asume una doble funcionalidad. Por un lado, actúa como secuencia de sincronización, permitiendo la detección y alineación temporal de la trama sin necesidad de un preámbulo; por otro lado, transporta simultáneamente la información codificada del mensaje. Esta optimización estructural conlleva a una mejora notable en la eficiencia espectral, ya que reduce la redundancia y minimiza el uso innecesario de recursos. Sin embargo, esta ganancia en eficiencia viene acompañada de un reto técnico considerable: el diseño e implementación de algoritmos de detección altamente robustos que sean capaces de identificar correctamente la llegada de una trama en el lado del receptor.

Un primer enfoque fue propuesto por Saied et al. (2020), quienes diseñaron un detector basado en correlación. Sin embargo, este método presenta limitaciones, ya que su rendimiento se degrada frente a variaciones en la ganancia del canal o en la sensibilidad del receptor. Para resolver este problema, Camille et al. (2021) introdujeron dos mejoras clave:

1. **Función de normalización:** Compensa las fluctuaciones de amplitud en la señal recibida.
2. **Algoritmo de ventana deslizante en tiempo:** Sustituye la correlación en frecuencia por una versión en dominio temporal, optimizada para Paquetes Cortos Cuasi cíclicos (QCSP).

Los avances recientes en el diseño y evaluación de un sistema QCSP (Quasi-Cyclic Short Packet) sugieren que esta tecnología emergente tiene el potencial de posicionarse como una alternativa competitiva frente a soluciones IoT ya consolidadas, como LoRa, Sigfox y NB-LTE, particularmente en el ámbito de las redes de largo alcance y bajo gasto energético. Este potencial se debe, en gran

medida, al equilibrio que el paquete QCSP ofrece, tanto en eficiencia energética, capacidad de cobertura y aprovechamiento del espectro. Sin embargo, a pesar de estas ventajas teóricas, el desarrollo del QCSP aún se encuentra en una etapa temprana de investigación. Hasta el momento, la mayoría de las pruebas y validaciones realizadas se han llevado a cabo utilizando modelos simplificados de canal como el Canal Ruido Gaussiano Blanco Aditivo (AWGN), el cual no representa entornos reales de comunicación pero que su uso, son importantes para poder evaluar sus desempeños en comparación con otros paquetes existentes.

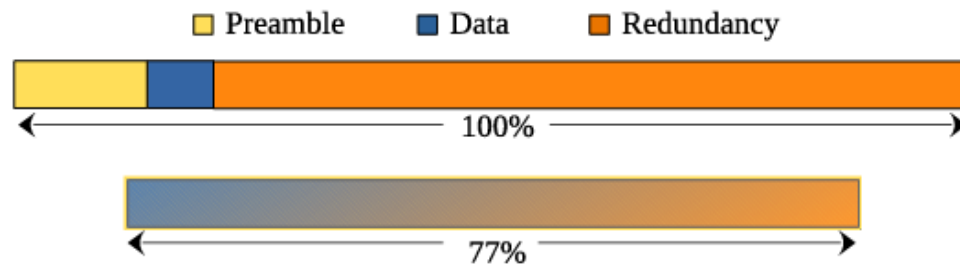
Aunque el método de detección clásico de Suma Incoherente (IS) propuesto por Saied, Chamas, Ghouwayel y Boutillon (2020) muestra alta eficiencia en condiciones controladas, falla cuando la señal sufre un factor de escala desconocido (p. ej., atenuación abrupta o cambios no lineales en el canal). Esta limitación subraya la necesidad de desarrollar nuevos algoritmos de detección que resuelvan este problema y que presenten buenas performances.

De acuerdo con el estudio realizado por Kassen, Ali y Emmanuel (2022), las tramas QCSP (Quadrature Chirp Spread Spectrum) han demostrado un desempeño notablemente alto en condiciones de canal caracterizadas por una relación señal-ruido (SNR) muy baja. En sus evaluaciones experimentales, se logró alcanzar una probabilidad de error de bit (BER) del orden de  $10^{-4}$  con tan solo 1.2 dB de degradación respecto al límite de Polyanskiy, el cual representa una extensión moderna de la teoría de Shannon, específicamente formulada para la transmisión eficiente de paquetes cortos. Este resultado cobra especial relevancia en aplicaciones de comunicaciones de baja potencia, donde se busca minimizar el consumo energético sin comprometer la integridad de los datos transmitidos. En ese contexto, se observó que en un entorno con un valor de SNR tan baja como -11 dB se puede transmitir eficientemente una carga útil de 360 bits, lo que

posiciona al esquema QCSP como una solución viable y eficiente para entornos IoT en los que la economía energética y la robustez del enlace son factores críticos.

**Figura 3**

*Ganancia en tamaño de un paquete clásico frente a un paquete sin preámbulo.*



*Nota: Imagen extraída de una tesis doctoral “Transmisión de Paquetes Cortos Cuasi-Cíclicos (QCSP) para IoT”.*

En comparación con las tramas tradicionales que utilizan **preámbulos y Códigos de Corrección de Errores Binarios**, el QCSP ofrece dos ventajas clave:

1. **Reducción del 23% en el tamaño de la trama**, optimizando el uso del espectro.
2. **Menor complejidad computacional en la detección**, ya que evita el procesamiento adicional requerido por los preámbulos convencionales (Saied et al., 2022).

## 1.2 Descripción del problema de investigación

### 1.2.1 Detección clásica por suma incoherente

El método de detección por suma incoherente (IS, por sus siglas en inglés *Incoherent Sum*), propuesto originalmente por Saied et al. (2022), ofrece una alternativa eficaz para la detección de tramas QCSP en escenarios con ruido muy bajos ( $\text{SNR} < 0$ ). Esta técnica se basa en el uso de un filtro de correlación aplicado en el dominio temporal, el cual acumula la energía asociada a la secuencia recibida

sin necesidad de conocer la fase exacta de la señal. La Figura 4(a) permite visualizar el impacto que tiene la elección del umbral de detección, denominado  $U_0$ , en el equilibrio entre dos parámetros fundamentales en la evaluación del rendimiento:

- **La probabilidad de falsa alarma (Pfa)**, representa la probabilidad de detección de una trama pero que es errónea ya que la trama es inexistente, y
- **La probabilidad de pérdida de detección (Pmd)**, que representa la probabilidad de una no detección de una trama pero que en realidad sí existe.

A partir del análisis gráfico se puede observar que, al establecer un umbral  $U_0$  de 1200, con un valor de Pfa de  $10^{-4}$ , se obtiene una Pmd aproximada de  $10^{-4}$ . Este balance resulta eficiente para la mayoría de las aplicaciones del IoT, donde se prioriza la eficiencia energética y la reducción del tráfico innecesario. Sin embargo, en escenarios donde se requiere un mejor valor de Pfa (por ejemplo, fijando una Pfa más eficiente de  $10^{-10}$ ), se produce un cambio significativo en la Pmd, alcanzando valores en torno a  $5 \times 10^{-3}$ . Este aumento puede comprometer la confiabilidad del sistema en entornos críticos, ya que si bien es cierto, mejoramos considerablemente la Probabilidad de Falsa Alarma, pero nuestra Probabilidad de Pérdida de Detección aumenta. El objetivo de este método basado en probabilidades es obtener un balance de los valores más bajos de ambas probabilidades.

La elección de  $U_0$  debe ser cuidadosamente ajustada en función de los requerimientos específicos del sistema, encontrando un punto de equilibrio entre consumo energético, tolerancia al error y confiabilidad en la detección.

A pesar de que el esquema QCSP ha demostrado ventajas claras en términos de eficiencia espectral frente a otras tecnologías emergentes como LoRa y NB-IoT, aún persisten desafíos técnicos que limitan su implementación en escenarios reales. Uno de los principales inconvenientes radica en su sensibilidad ante variaciones abruptas en las condiciones del canal de transmisión. En particular, el método de detección clásico basado en suma incoherente (IS) ha mostrado vulnerabilidad frente a factores de escala desconocidos, como atenuaciones inesperadas o fenómenos de desvanecimiento selectivo, los cuales pueden alterar significativamente la energía recibida y, por ende, afectar la capacidad del sistema para detectar con precisión la presencia de una trama.

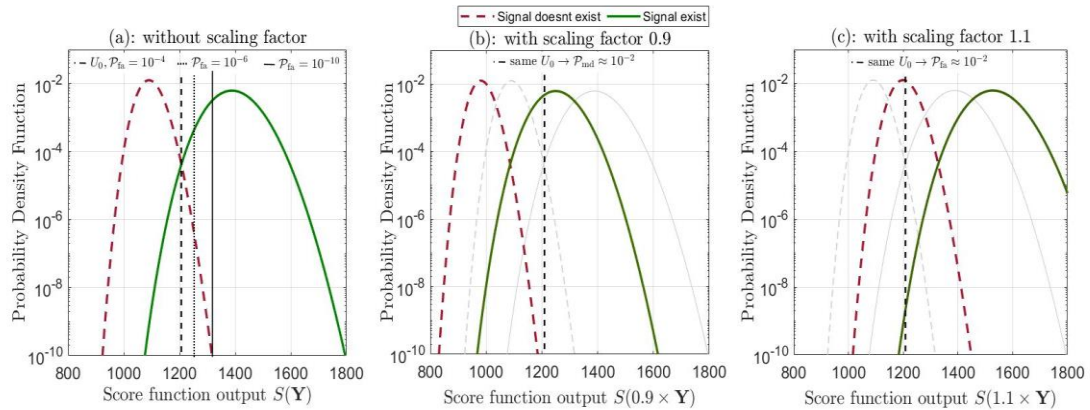
Además, cabe señalar que gran parte de las pruebas actuales sobre QCSP han sido realizadas utilizando el modelo de canal AWGN. Si bien este modelo permite validar el comportamiento básico del sistema, no contempla aspectos fundamentales que aparecen en entornos reales, como el efecto de múltiples trayectorias, la interferencia Inter símbolo o la presencia de ruido no gaussiano (Schlüter et al., 2020).

En este contexto, uno de los desafíos técnicos más relevante para esta tesis es el impacto del **factor de escala desconocido** sobre la detección de paquetes QCSP. Como se ha mencionado anteriormente, este fenómeno se manifiesta cuando la señal recibida experimenta amplificaciones o atenuaciones no lineales que no pueden ser previstas ni compensadas fácilmente. Dichas variaciones afectan el valor esperado de la señal en el receptor, interfiriendo con los criterios de detección que asumen una distribución energética estable. Esta condición puede degradar el rendimiento del sistema y aumentar la probabilidad de error,

especialmente si no se implementan mecanismos de normalización o compensación adaptativa.

**Figura 4**

*Problema de la detección clásica y el efecto del factor de escala.*



*Nota:* <https://doi.org/10.1109/wcnc55385.2023.10118735>.

#### **Caso 1: Factor de escala < 1 (subestimación de la señal)**

- Cuando el factor multiplicativo es inferior a 1 (ej. 0.9, como se ilustra en la Figura 4 (b)), la amplitud de la señal recibida es menor de lo previsto.
- Esto provoca un desplazamiento hacia la izquierda en las funciones de densidad de probabilidad (PDF) asociadas a la detección.

Consecuencias:

- Para un umbral fijo ( $U_0$ ), la probabilidad de pérdida de detección ( $P_{md}$ ) aumenta hasta dos órdenes de magnitud (ej. de  $10^{-4}$  a  $10^{-2}$ ), lo que implica una mayor tasa de paquetes no identificados.
- Este escenario es crítico en entornos con desvanecimiento por sombra (shadowing) o interferencias por obstrucciones.

### **Caso 2: Factor de escala $> 1$ (sobrestimación de la señal)**

- Si el factor multiplicativo es mayor que 1 (ej. 1.1), la señal llega amplificada al receptor, como se muestra en la Figura 4 (c).

Efectos observables:

- Las PDFs se desplazan hacia la derecha, aumentando la probabilidad de falsa alarma (Pfa).
- Un umbral  $U_0$  fijo ya no es óptimo, ya que el receptor interpretará ruido o interferencias como tramas válidas.
- Esto genera gasto energético innecesario en dispositivos IoT al procesar datos corruptos o inexistentes.

#### **1.2.2 Implicaciones para el diseño de sistemas QCSP**

Estos resultados demuestran que:

1. Los algoritmos actuales de detección, como IS, son frágiles ante variaciones de amplitud, limitando su aplicabilidad en canales reales con desvanecimiento (Rayleigh, Rician, entre otros).
2. La selección del umbral ( $U_0$ ) debe ser adaptativa:
  - En canales estables (AWGN), un  $U_0$  fijo es suficiente.
  - En entornos dinámicos, se requieren técnicas de normalización en tiempo real (Camille et al., 2021) o aprendizaje automático para ajustar  $U_0$  según las condiciones del canal.

### **1.3 Objetivos del estudio**

Para analizar la eficacia de un nuevo algoritmo de detección de paquetes QCSP sin preámbulo, se propone un enfoque práctico en tres etapas:

1. **Análisis de algoritmos existentes:** Se medirán las probabilidades de falsa alarma (Pfa) y las probabilidades de pérdida de detección (Pmd) en canales AWGN con SNR variables, replicando las condiciones de *"transmisión asíncrona en SNR muy bajas"* reportadas por Saied et al. (2021b, p. 5) en su estudio de QCSP para IoT, mediante simulaciones de Monte Carlo.

2. **Desarrollo del algoritmo mejorado:** Incorporará *"normalización adaptativa y correlación optimizada"* (Saied et al., 2022, p. 12), superando las limitaciones de los métodos no-coherentes puros. Este enfoque híbrido busca lograr un  $BER < 10^{-4}$  a  $-11$  dB, meta alineada con los resultados de *"detección ponderada en canales con desplazamiento de frecuencia residual"* (Saied et al., 2021a). Además, se incorporará una técnica denominada "k-means clustering" que utilizará ambos métodos (coherente y no coherente) para poder conseguir un algoritmo mejorado que logre un mejor rendimiento en la detección de los paquetes QCSP.

3. **Validación comparativa:** Las curvas ROC demostrarán el equilibrio entre Pfa y Pmd, contrastando los rendimientos de los métodos de detección de paquetes QCSP existentes y desarrollados en esta tesis.

### 1.3.1 Objetivo general

Analizar el desempeño de un nuevo algoritmo de detección de QCSP sin preámbulo, extendiendo los principios de *"sincronización basada en correlación cuasi-cíclica"* (Saied et al., 2021a, p. 3).

### 1.3.2 Objetivos específicos

**Objetivo específico 1:** Corroborar la eficiencia de algoritmos existentes, enfatizando su *"limitación en SNR muy bajos ( $SNR < 0$ )"* (Saied et al., 2022, p. 15).

**Objetivo específico 2:** Proponer un algoritmo de detección mejorado de paquetes QCSP en un canal AWGN para valores bajos de SNR, inspirándose en una sobre modulación, un factor de ponderación y la combinación óptima entre los métodos de detección no-coherente y coherente.

**Objetivo específico 3:** Evaluar los rendimientos de los algoritmos existentes y el desarrollado en esta tesis mediante curvas ROC, utilizando métricas compatibles con los *"experimentos de validación en QCSP para IoT"* de Saied et al. (2021b, p. 10).

#### **1.4 Metodología técnica**

El desarrollo de esta investigación basado en simulaciones de Monte Carlo realizadas usando el software MATLAB (ANEXO C) replica los escenarios de *"tramas cortas en AWGN con ruido no estacionario"* descritos por Saied et al. (2021a), asegurando comparabilidad con la literatura reciente. Los benchmarks incluirán el método de *"filtrado de coincidencia normalizado"* (Saied et al., 2021b) como línea base.

## Capítulo II. Marco teórico y conceptual

### 2.1 Marco teórico

El presente marco teórico se enfoca en el análisis detallado de las tramas QCSP (Quasi-Cyclic Short Packet) y en la exploración de técnicas de aprendizaje automático, particularmente el método k-means clustering, como herramienta para mejorar los procesos de detección de paquetes QCSP en sistemas de comunicación digital. En una primera etapa, se aborda la estructura interna de las tramas QCSP, destacando su propiedad cuasi-cíclica y su potencial para incrementar tanto la eficiencia espectral como la robustez frente a condiciones adversas del canal. Estas características las posicionan como una opción prometedora para aplicaciones de bajo consumo energético, como las presentes en el Internet de las Cosas (IoT).

Posteriormente, se introduce el método de agrupamiento k-means clustering, detallando su funcionamiento y sus ventajas al ser aplicado en la clasificación de data. Se enfatiza cómo esta técnica permite fusionar de manera efectiva estrategias de detección convencionales con enfoques más recientes, basados en un método base de aprendizaje automático. En conjunto, estos elementos conceptuales constituyen el andamiaje teórico sobre el cual se construye el algoritmo propuesto en el presente estudio, orientado a validar y mejorar la detección de tramas QCSP en entornos de comunicación muy ruidosos y no supervisados.

Pero antes de explicar detalladamente estos conceptos, esta tesis ve necesario incluir la matemática básica para entender la comunicación digital de los paquetes QCSP, denominado Campos de Galois.

### 2.1.1 Campos de Galois

Los campos de Galois son también llamados cuerpos finitos. Un campo de Galois es una estructura algebraica utilizada en algoritmos como el AES (Advanced Encryption Standard) o el Reed-Solomon.

#### Estructuras algebraicas

Una estructura algebraica viene dada por una tupla de elementos y un conjunto de operaciones aplicables a estos elementos. Un ejemplo de estructura ( $E$ ) podría ser la tupla formada por los números enteros ( $Z$ ) y el conjunto de operaciones formado por la suma (+) y la resta (−).

$$E = (Z, \{+, -\})$$

#### Cuerpos

Son un tipo de estructura algebraica más estricta: Las operaciones adición, sustracción, multiplicación y división se pueden realizar siempre que se cumplan las siguientes propiedades:

- Existe un elemento neutro para la adición y la multiplicación.
- El resultado de las operaciones no se ve alterado por el orden en que se asocian los elementos (propiedad asociativa).
- Cambiar el orden de los sumandos o de los factores no modifica el resultado de la operación (propiedad conmutativa).
- Multiplicar un número por una suma equivale a sumar los productos de ese número por cada uno de los sumandos (propiedad distributiva).

## Cuerpos finitos

Denominados también “Campos de Galois”, se trata de cuerpos algebraicos contruidos sobre un conjunto finito de elementos, en el cual el número total de elementos ( $q$ ) es un número primo o una potencia de un primo.

$$q = p^m$$

Si  $m = 1$ , estamos frente a un caso particular llamado campo primo.

Si  $m > 1$ , se le llama campo extendido del campo finito donde el número de elementos es una potencia de un número primo.

## Campos primos

Conocidos como  $GF(p^1)$  (del inglés Galois Field), están formado por un conjunto de  $p$  elementos y las operaciones de los cuerpos definidas como:

Suma: Efectuar la adición normalmente módulo  $p$ .

Resta: Efectuar la diferencia normalmente módulo  $p$ .

Multiplicación: Efectuar el producto normalmente módulo  $p$ .

División: Efectuar el cociente normalmente módulo  $p$ .

**Tabla 1***Suma y producto para el campo primo GF (5).*

| Suma                    | Producto                 |
|-------------------------|--------------------------|
| $2 + 1 = 3 \bmod 5 = 3$ | $1 * 2 = 2 \bmod 5 = 2$  |
| $4 + 1 = 5 \bmod 5 = 0$ | $2 * 3 = 6 \bmod 5 = 1$  |
| $4 + 3 = 7 \bmod 5 = 2$ | $3 * 4 = 12 \bmod 5 = 2$ |

*Nota:* mod(\*) es módulo de \*.**Campo extendido**

Se denomina campo extendido a un cuerpo finito en el que la cantidad de elementos corresponde a una potencia de un número primo, y cuyos elementos están representados por polinomios de la forma

$$a_{m-1}x^{m-1} + \dots + a_0x + a_0$$

Donde  $a_i \in GF(p^m)$

Pongamos como ejemplo el caso donde  $p = 2$  y  $m = 3$

$$GF(p) = GF(2) = \{0,1\}$$

Sabemos que todos polinomios  $GF(2^3)$  tendrán la forma:

$$ax^2 + ax + a$$

y que  $a$  solamente puede tener dos posibles valores  $a_i \in \{0,1\}$ , por lo que la lista completa de polinomios que pertenecen al  $GF(2^3)$  será:

$$0x^2 + 0x + 0$$

$$0x^2 + 0x + 1$$

$$0x^2 + 1x + 0$$

$$0x^2 + 1x + 1$$

$$1x^2 + 0x + 0$$

$$1x^2 + 0x + 1$$

$$1x^2 + 1x + 0$$

$$1x^2 + 1x + 1$$

Esta naturaleza permite representar los polinomios utilizando solamente el valor de sus coeficientes.

000

001

010

011

100

101

110

111

## Sumas y restas

Para sumar o restar polinomios en un  $GF(p^n)$  sólo hay que sumar/restar cada coeficiente módulo  $p$ . En los campos de Galois donde  $p = 2$  ambas operaciones son equivalentes a un XOR binario. Ejemplos de suma de polinomios en GF (8).

$$000 + 000 = 000$$

$$111 + 001 = 110$$

$$101 + 101 = 010$$

## Multiplicación

La multiplicación se vuelve más compleja ya que si se hace de forma habitual, obtendremos polinomios que están fuera del campo

$$(x^2 + x + 1) * (x^2 + 1) = x^4 + x^3 + x + 1$$

por lo que se hace necesario reducir el resultado módulo un polinomio  $C(x)$  que actuará como elemento neutro.

$$(x^2 + x + 1) * (x^2 + 1) = (x^4 + x^3 + x + 1) \bmod C(x)$$

**Tabla 2**

*Ejemplos de casos de potencias en Campos de Galois.*

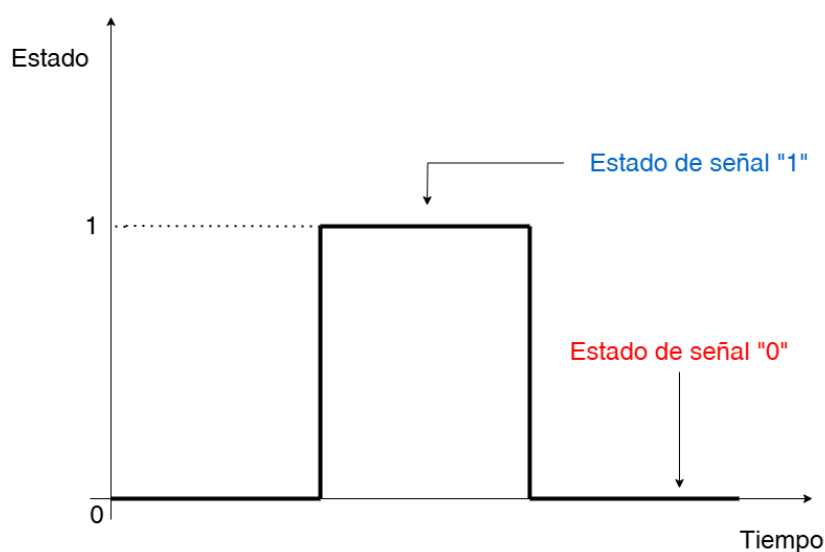
| $GF(3) = \{0, 1, 2\}$        |                                |
|------------------------------|--------------------------------|
| $2^0 = 1$                    |                                |
| $2^1 = 2$                    |                                |
| $2^2 = 4 = 4 \bmod(3) = 1$   |                                |
| $2^3 = 8 = 8 \bmod(3) = 2$   |                                |
| $2^4 = 16 = 16 \bmod(3) = 1$ |                                |
| $GF(5) = \{0, 1, 2, 3, 4\}$  |                                |
| $2^0 = 1$                    | $3^0 = 1$                      |
| $2^1 = 2$                    | $3^1 = 3$                      |
| $2^2 = 4$                    | $3^2 = 9 = 9 \bmod(5) = 4$     |
| $2^3 = 8 = 8 \bmod(5) = 3$   | $3^3 = 27 = 27 \bmod(5) = 2$   |
| $2^4 = 16 = 16 \bmod(5) = 1$ | $3^4 = 81 = 81 \bmod(5) = 1$   |
| $2^5 = 32 = 32 \bmod(5) = 2$ | $3^5 = 243 = 243 \bmod(5) = 3$ |

*Nota:*  $\bmod(*)$  es módulo de \*.

La principal característica de estos polinomios es que son irreducibles (no se pueden factorizar). También son conocidos como primitivos y se puede demostrar que para todo  $GF(2^m)$  existen múltiples primitivas.

**Figura 5**

*Estados para el procesamiento de señales digitales.*



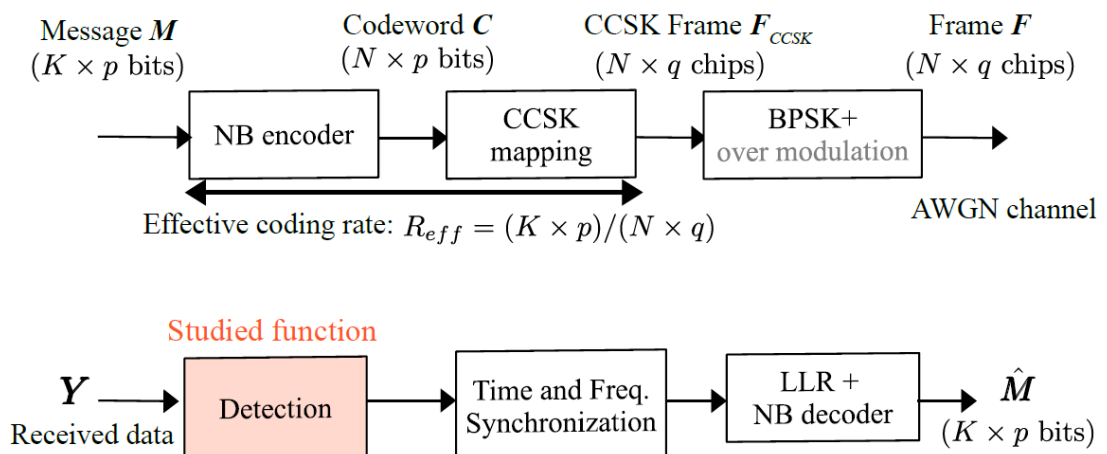
La teoría de Campos de Galois se utiliza en los sistemas de comunicación. Por ejemplo, en la Figura 5 muestra los valores de estado para el procesamiento de señales digitales están basados en un campo de Galois  $GF(2) = \{0,1\}$ .

### 2.1.2 Paquete corto cuasi cíclico

Un paquete QCSP (Quasi-Cyclic Short Packet) representa una forma estructurada de transmisión en que el paquete se organiza siguiendo un patrón cuasi-cíclico, lo cual ha despertado un creciente interés en el ámbito de las comunicaciones digitales. Este tipo de estructura se basa en secuencias repetitivas que permiten optimizar tanto la detección de paquetes sin preámbulo como la decodificación de la información en entornos donde la eficiencia y la confiabilidad del enlace son prioritarias. En sistemas de transmisión que adoptan el enfoque QCSP, los datos se encapsulan en un formato cuidadosamente diseñado que ofrece una mayor resistencia frente a interferencias externas y ruido de canal, factores comunes en aplicaciones inalámbricas de baja potencia.

**Figura 6**

*Diagrama de bloques de un sistema QCSP.*



Una de las principales fortalezas de estas tramas radica en que su naturaleza cuasi-cíclica permite la implementación de algoritmos de detección altamente eficientes. Dichos algoritmos no solo facilitan una sincronización más precisa, sino que además contribuyen a mejorar la comunicación en entornos con valores muy bajos de SNR y a reducir significativamente la tasa de errores durante la recepción. Estas propiedades hacen que las tramas QCSP resulten particularmente adecuadas para sistemas de comunicación modernos que requieren soluciones robustas, compactas y adaptables.

La construcción de una trama QCSP (Quasi-Cyclic Short Packet) se basa en la generación de secuencias de códigos cortos que se repiten de manera ordenada, manteniendo una elevada correlación interna a lo largo del canal de transmisión. Esta característica estructural es fundamental, ya que permite aprovechar la regularidad del patrón para aplicar técnicas avanzadas de procesamiento de señal que fortalecen la detección.

La Figura 6 ilustra la arquitectura general del sistema de transmisión basado en tramas QCSP, permitiendo visualizar el recorrido completo de una trama desde su generación en el transmisor hasta su procesamiento final en el receptor. El diagrama incluye los principales bloques funcionales: la modulación mediante CCSK (Cyclic Code Shift Keying), la incorporación de la técnica de sobre-modulación para mejorar la sincronización, el paso a través del canal de transmisión, y los procesos de recepción, que abarcan la demodulación y la posterior decodificación de los datos.

Esta representación esquemática resulta especialmente útil para entender cómo la estructura cuasi-cíclica de las tramas QCSP permite implementar mecanismos de detección más robustos y eficientes. Gracias a esta organización

interna, es posible aprovechar la repetitividad del patrón para aplicar técnicas avanzadas de corrección de errores, incluso en condiciones de canal adversas, como aquellas caracterizadas por una relación señal-ruido (SNR) baja. El diseño modular del sistema también facilita la incorporación de algoritmos adicionales de optimización y mejora de rendimiento en etapas específicas del flujo de datos.

El estudio realizado por Saied, Chamas y Boutillon (2020) presenta un avance significativo en el diseño de tramas para comunicaciones inalámbricas. Estos investigadores desarrollaron un novedoso formato de trama QCSP que combina dos tecnologías clave:

#### 2.1.2.1 Códigos de control de errores no binarios

Los códigos de control de errores no binarios (NB-LDPC) ofrecen la capacidad de corrección de errores generando una ganancia de codificación que permite una transmisión de baja potencia.

Un código NB-LDPC está definido por una matriz de comprobación de paridad aleatoria muy dispersa ( $\mathbf{H}$ ) cuyos componentes pertenecen a un campo finito  $GF(2^m)$ , donde  $m > 2$ .

$$\mathbf{H} = \begin{pmatrix} h_{00} & h_{01} & h_{02} & \cdots & h_{0n} \\ h_{10} & h_{11} & h_{12} & \cdots & h_{1n} \\ h_{20} & h_{21} & h_{22} & \cdots & h_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{m0} & h_{m1} & h_{m2} & \cdots & h_{mn} \end{pmatrix}_{m \times n}$$

Esta matriz nos proporcionará como resultado un código de palabra o al que se denomina codeword  $\mathbf{C} = [C_0 \ C_1 \ C_2 \ C_3 \dots C_n]$ , cumpliéndose la ley de la ortogonalidad. Por lo tanto:

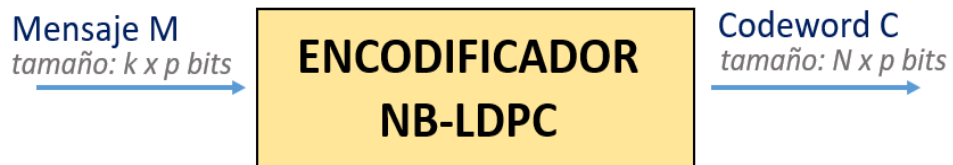
$$\begin{pmatrix} h_{00} & h_{01} & h_{02} & \cdots & h_{0n} \\ h_{10} & h_{11} & h_{12} & \cdots & h_{1n} \\ h_{20} & h_{21} & h_{22} & \cdots & h_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{m0} & h_{m1} & h_{m2} & \cdots & h_{mn} \end{pmatrix}_{m \times n} \begin{pmatrix} C_0 \\ C_1 \\ C_2 \\ \vdots \\ C_n \end{pmatrix}_{1 \times n} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}_{1 \times n}$$

Donde,  $m$  es la longitud del codeword y  $n$  es el número de ecuaciones para calcular los valores del codeword.

En la Figura 7 se explica la funcionalidad del bloque encodificador NB-LDPC. Si un mensaje  $M$  de tamaño de  $(k \times p)$  bits se codifica usando un encodificador NB-LDPC, este convertirá al mensaje  $M$  en un codeword  $C$  de tamaño  $(N \times p)$  bits.

**Figura 7**

*Bloque del encodificador NB-LDPC.*



### 2.1.2.2 Modulación por codificación cíclica de desplazamiento

La modulación codificada cíclica de desplazamiento o del inglés Cyclic Code Shift Keying CCSK, presentada en Saied, Chamas, Ghouwayel y Boutillon (2020), se utiliza para ayudar en el proceso de detección y sincronización de tramas para valores de SNR ultra bajos (es decir,  $SNR < 0$ ) gracias a su propiedad cíclica inherente.

La modulación CCSK es una técnica del espectro ensanchado por secuencia directa o del inglés Direct Sequence Spread Spectrum (DSSS), donde se

basa en una secuencia binaria pseudoaleatoria binaria  $P_0 = \{P_0(i)\}_{i=0,1,2,3,\dots,q-1}$  con buenas propiedades de auto correlación.

Esta modulación CCSK asigna un elemento " $c_k$ " de  $GF(q)$  a la secuencia  $P_0(i) \in \{0,1\}$  definido como la rotación o la izquierda o a la derecha de la secuencia  $P_0$  por  $c_k$  posiciones, donde  $c_k$  sería un valor del codeword.

$$P_{c_k} = \{P_0(i - c_k \bmod(q))\} \quad (1)$$

Por lo tanto, un paquete corto cuasi cíclico en su forma más básica ( $F_{CCSK}$ ) se basa en la asociación de una modulación de codificación por desplazamiento de código cíclico (CCSK) y un código de control de errores no binarios (NB-LDPC).

$$F_{CCSK} = [P_{c_0} P_{c_1} P_{c_2} \dots P_{c_{N-1}}] = \coprod_{k=0}^{N-1} P_{c_k} \quad (2)$$

$F_{CCSK}$  es definido como la concatenación de  $N$  símbolos CCSK.

**Figura 8**

*Bloque del modulador CCSK.*



**Tabla 3**

*Ejemplo de la generación de  $P_{C_k}$ .*

| $k$ | $C_k$ | $P_{C_k}$              |
|-----|-------|------------------------|
| 0   | 3     | 0 0 0 1 1 <u>0 1 1</u> |
| 1   | 7     | 1 <u>0 1 1 0 0 0</u> 1 |
| 2   | 1     | 1 1 0 0 0 1 <u>1 0</u> |
| 3   | 6     | 1 1 <u>0 1 1 0 0 0</u> |

*Nota:* Elaboración propia (Camacho, L., 2025).

### 2.1.3 Asociación entre la modulación CCSK y los códigos NB-LDPC

Para una mejor comprensión la asociación entre la modulación CCSK y los códigos NB-LDPC se detalla mediante un ejemplo. Sea la secuencia pseudo aleatoria inicial  $P_0 = \{0\ 1\ 1\ 0\ 0\ 0\ 1\ 1\}$  y un codeword  $C = [3\ 7\ 1\ 6]$ . A continuación, se explica la generación de una secuencia  $F_{CCSK}$  a partir de cada secuencia  $P_{C_k}$  generada. La tabla 3 explica cómo se genera cada secuencia  $P_{C_k}$  a partir de la rotación de  $C_k$  a la izquierda de la secuencia inicial  $P_0$ .

Entonces,  $F_{CCSK}$  es definido como la concatenación de 4 secuencias CCSK ( $P_{C_k}$ ).

$$F_{CCSK} = \coprod_{k=0}^3 P_{C_k} = [P_3\ P_7\ P_1\ P_6] \quad (3)$$

$$F_{CCSK} = [0\ 0\ 0\ 1\ 1\ 0\ 1\ 1\ 1\ 0\ 1\ 1\ 0\ 0\ 0\ 1\ 1\ 1\ 0\ 0\ 0\ 1\ 1\ 0\ 0\ 0\ 1\ 1\ 0\ 1\ 1\ 0\ 0\ 0]$$

Para fines didácticos se ha usado la secuencia pseudoaleatoria  $P_0 = \{0\ 1\ 1\ 0\ 0\ 0\ 1\ 1\}$ ; sin embargo, para el desarrollo de la tesis se optará por utilizar

secuencias más extensas con excelentes propiedades de autocorrelación detalladas en el ANEXO A. Algunas de estas secuencias se detallan a continuación.

➤  $P_0$  para  $q = 64$

0111011001011101011001110000010000101110000111011100100001101011

➤  $P_0$  para  $q = 128$

100000010010011010011110111000011111110001110110001010010111110101  
01000010110111100111001010110011000001101101011101000110010001

➤  $P_0$  para  $q = 256$

011101010101001001001101101011110010011000100001010010010001101010  
100001010101110110111000000110011001110000110010010110001110001001  
111001110010101111010011100110001011000010110000010010011101111000  
0110000111010100010111111101111111011110111100000001101110

➤  $P_0$  para  $q = 512$

101000001100100000110001111111000110101001101010110100001011111000  
000111110101011010110001000101000001010110000010110110110110001011  
1010001100110100000000010111101110110010000001101111011111100011  
101010011000100000101110110001110100101100100001111001001010111101  
000110100011100001111000111100110010101000101011110011000111011011  
001000001100010000100000110100100010111001111111110101010001110001

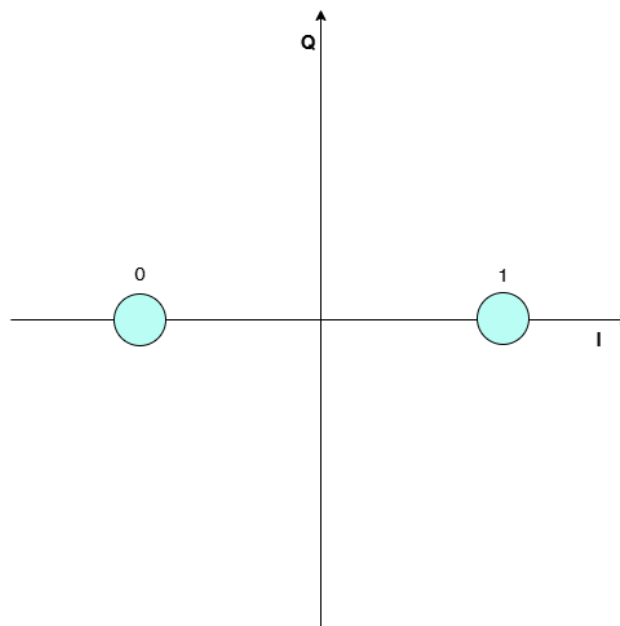
111001111001100111001001011110111001001001001111001011100110001101  
11101100111111011110110000000111110110010101001000

#### 2.1.4 Modulación BPSK

La modulación Binary Phase Shift Keying (BPSK) es una técnica de modulación digital empleada en sistemas de comunicación inalámbrica para enviar datos binarios mediante una señal portadora. En este esquema, la portadora varía su fase entre dos valores posibles, 0 y 180 grados, para codificar los bits de información transmitida.

**Figura 9**

*Diagrama de constelación BPSK.*



En la modulación BPSK, la forma de la señal modulada es una onda sinusoidal de frecuencia  $f_0$  que cambia de fase en 0 o 180 grados para representar los bits de datos transmitidos. La señal modulada resultante es enviada a través del medio de transmisión, como un canal inalámbrico, y es recibida por el receptor que demodula la señal para recuperar los bits de datos originales.

La modulación BPSK es un método de modulación simple, debido a que emplea únicamente dos valores de fase para codificar los bits de datos, lo que le otorga una mayor tolerancia al ruido y a las interferencias presentes en el canal. El diagrama de constelación correspondiente a BPSK se presenta en la Figura 9.

Conforme a nuestro estado de arte, los estudios comprueban que una trama QSCP mejorada es obtenido al aplicar la modulación BPSK.

### **2.1.5 Teoría de k-means clustering**

El algoritmo de agrupamiento conocido como k-means clustering es una técnica fundamental dentro del área del aprendizaje automatizado y la minería de datos, ampliamente empleada para tareas de clasificación no supervisada. Su objetivo principal consiste en organizar un conjunto de datos en  $k$  grupos o clústeres distintos, de tal forma que los elementos pertenecientes a un mismo clúster presenten una alta similitud entre sí, mientras que las diferencias con respecto a los elementos de otros clústeres sean lo más marcadas posible.

El funcionamiento del algoritmo se basa en un enfoque iterativo que comienza con la selección aleatoria de  $k$  puntos iniciales denominados centroides, los cuales actúan como centros provisionales de cada clúster. A partir de esta selección, el algoritmo asigna cada punto de datos al clúster cuyo centroide se encuentra más próximo, generalmente según una métrica de distancia como la euclidiana. Luego, se recalculan los centroides en función de los nuevos grupos formados, ajustándolos hacia el promedio de los datos asignados a cada clúster. Este proceso de reasignación y actualización de centroides se repite sucesivamente hasta que el sistema alcanza un estado de convergencia; es decir, cuando las asignaciones ya no cambian significativamente entre iteraciones.

Debido a su simplicidad, eficiencia computacional y capacidad para adaptarse a estructuras internas de los datos, el algoritmo k-means se ha consolidado como una herramienta versátil para la segmentación de información en contextos muy diversos, incluidos los sistemas de comunicación y análisis de señales digitales.

Dentro del ámbito específico de la detección de tramas en sistemas QCSP, el algoritmo k-means clustering adquiere un rol estratégico como herramienta de apoyo para la combinación de enfoques tradicionales con técnicas modernas de clasificación. Su implementación permite agrupar de manera eficiente las distintas distribuciones de las probabilidades de detección de dos algoritmos; por ejemplo, utilizando los resultados de las puntuaciones de detección de un algoritmo existente y el algoritmo propuesto en esta tesis, lo cual facilita la identificación de patrones consistentes que reflejan la presencia o ausencia de una señal válida.

La aplicación de k-means se realiza como una etapa posterior al cálculo de las puntuaciones de detección, funcionando como un clasificador que segmenta las tramas en regiones confiables y no confiables según su distribución energética y su comportamiento estadístico. Esta capacidad de agrupamiento adaptativo mejora sustancialmente la precisión del sistema al momento de discriminar entre tramas reales y eventos espurios, lo que se traduce en una reducción de las tasas de error tanto por falsas alarmas como por detecciones fallidas.

Este enfoque combinado ha demostrado ser altamente eficaz, especialmente cuando se evalúa su rendimiento mediante curvas ROC (Receiver Operating Characteristic), donde se observa una mejora significativa en la capacidad del sistema para distinguir entre señales presentes y ausentes en el canal de transmisión. Así, k-means no solo actúa como un mecanismo de apoyo en

la toma de decisiones, sino que también contribuye de manera directa a optimizar el rendimiento de la detección en entornos complejos y ruidosos.

Los algoritmos diseñados para la detección de señales dentro del espectro radioeléctrico pueden ser clasificados en distintas categorías, en función de su modo de operación y del tipo de análisis que realizan sobre las señales presentes. Una de las principales distinciones en este campo se refiere a la cantidad de señales que el sistema es capaz de procesar simultáneamente. En este sentido, se identifican dos enfoques predominantes: los métodos de banda estrecha, conocidos como *Narrowband Spectrum Sensing* (NBSS), y los métodos de banda ancha, denominados *Wideband Spectrum Sensing* (WBSS).

Los algoritmos NBSS están orientados a examinar de forma aislada señales individuales dentro de una banda de frecuencia reducida. Este tipo de enfoque es adecuado en entornos donde la actividad espectral es limitada o donde el interés está centrado en una única fuente de transmisión. En contraste, los métodos WBSS están diseñados para analizar de manera simultánea un conjunto más amplio de frecuencias, permitiendo la detección concurrente de múltiples señales. Esta capacidad resulta especialmente crítica en escenarios complejos, como los sistemas cognitivos de radio o las redes IoT densas, donde la coexistencia de numerosas transmisiones puede generar interferencias y requerir una gestión eficiente del espectro.

Otra categorización se relaciona con el conocimiento previo de la señal. Los algoritmos coherentes requieren información precisa sobre la estructura y características de la señal, permitiendo una detección más robusta en entornos con alta relación señal a ruido. En cambio, los algoritmos no coherentes operan sin

conocimiento previo de la señal, lo que los hace más flexibles, aunque pueden ser menos precisos en escenarios con interferencia y ruido.

Desde el punto de vista de la organización de la red, la detección de señales puede implementarse bajo dos esquemas principales: detección local y detección cooperativa. En la modalidad local, cada dispositivo realiza el análisis del espectro de manera independiente, evaluando las características de la señal que recibe sin intercambiar información con otros nodos. Este enfoque resulta adecuado para redes descentralizadas, donde no existe una infraestructura central que coordine las decisiones, y es especialmente útil en sistemas de bajo costo y complejidad.

No obstante, la detección local presenta limitaciones importantes cuando se enfrenta a condiciones de canal altamente variables, como el desvanecimiento selectivo, o cuando hay presencia de interferencias dinámicas e impredecibles. En estos entornos, la fiabilidad de las decisiones individuales puede verse comprometida, generando errores de detección que afectan el rendimiento del sistema.

Para superar estas restricciones, se recurre a la detección cooperativa, en la cual múltiples dispositivos colaboran compartiendo la información recogida localmente, ya sea de forma directa o mediante un nodo central de fusión. Esta estrategia permite mejorar de forma significativa la precisión en la toma de decisiones, al combinar observaciones desde distintas ubicaciones y condiciones del canal.

Un ejemplo de esta aproximación ha sido explorado por Saied, Camacho Flores y Boutillon (2023), quienes aplicaron una estrategia de detección cooperativa coherente ponderada al sistema de Quasi-Cyclic Short Packets (QCSP) en entornos IoT. Este enfoque ha demostrado ser especialmente eficaz en escenarios de muy

baja relación señal-ruido (SNR), como los que caracterizan a muchas aplicaciones de sistemas interconectados y redes masivos de sensores, donde la detección robusta es crítica para garantizar la conectividad.

Otro componente técnico crucial en los sistemas de detección de señales es el proceso de digitalización, es decir, la conversión de señales analógicas del espectro radioeléctrico en representaciones digitales que puedan ser procesadas eficientemente por algoritmos de análisis. Para señales de baja frecuencia, el muestreo clásico basado en el teorema de Nyquist-Shannon suele ser suficiente. Este método establece que una señal puede ser reconstruida completamente si se toma un número de muestras por segundo al menos igual al doble de su frecuencia máxima. Sin embargo, en aplicaciones donde se manejan bandas de frecuencia más altas o ancho de banda extendido, esta técnica resulta poco práctica debido al gran volumen de datos generado y al consumo excesivo de recursos computacionales.

Ante este reto, han surgido técnicas más avanzadas como el muestreo Sub-Nyquist, que permite capturar la información esencial de la señal sin necesidad de cumplir estrictamente con la tasa de Nyquist. Este enfoque se divide, principalmente, en dos variantes complementarias:

- Por un lado, el muestreo multicanal, que distribuye la tarea de captura entre varios canales paralelos, cada uno especializado en una parte del espectro. Esto permite la adquisición simultánea de múltiples bandas de frecuencia sin requerir un único conversor de alta velocidad.
- Por otro lado, el muestreo compresivo (o *compressed sensing*), que explota la esparsidad inherente de muchas señales reales. En lugar de muestrear todo el contenido de la señal, este método toma un conjunto reducido de muestras

significativas y utiliza algoritmos matemáticos para reconstruir la señal original, similar a reconstruir una imagen a partir de fragmentos clave.

Estas técnicas son particularmente relevantes en sistemas modernos de comunicación, donde existen restricciones tanto en consumo energético como en ancho de banda disponible. Gracias a ellas, es posible reducir considerablemente la cantidad de datos procesados y almacenados, sin comprometer de manera significativa la fidelidad de la señal reconstruida ni el rendimiento del sistema de detección.

En el marco de los sistemas de transmisión basados en paquetes cortos cuasi-cíclicos (QCSP), la implementación de estrategias de detección avanzadas adquiere una relevancia crítica. Esto se debe a que, al excluir el uso de preámbulos tradicionales, estas tramas requieren algoritmos altamente optimizados que puedan operar de manera confiable bajo condiciones de muy baja relación señal-ruido (SNR) (Saied et al., 2021). La ausencia de un preámbulo implica que el sistema no cuenta con una secuencia de referencia inicial que facilite la sincronización, lo que plantea un desafío técnico considerable en términos de procesamiento, precisión y robustez frente a las distorsiones del canal.

En este contexto, los algoritmos de detección deben ser capaces no solo de identificar el inicio de la trama, sino también de realizar la sincronización temporal y frecuencial con un nivel de certeza aceptable, a pesar de no disponer de información previa sobre la estructura de la señal. Para abordar este reto, se recurre a la combinación de métodos de detección coherente, que aprovechan las propiedades internas de la modulación, junto con técnicas de muestreo avanzado, tales como el muestreo Sub-Nyquist o compresivo. Esta sinergia entre mecanismos de detección y adquisición de datos permite mejorar tanto la eficiencia espectral como la fiabilidad del sistema de recepción, lo cual resulta especialmente valioso

en el diseño de soluciones para comunicaciones inalámbricas de nueva generación, como las requeridas por la Industria 4.0, redes LPWAN y entornos de sensores distribuidos.

A pesar de las diferencias en su implementación, todos los métodos de detección presentados comparten un objetivo común: aumentar la precisión en la identificación del estado del espectro, es decir, determinar con fiabilidad si una determinada frecuencia se encuentra ocupada o disponible para su uso. Sin embargo, cada técnica aborda este desafío desde un enfoque distinto. Algunas estrategias priorizan la velocidad de análisis, otras están orientadas a minimizar el consumo de recursos computacionales, y otras buscan un equilibrio mediante la combinación de diferentes ventajas operativas.

## **2.2 Marco conceptual**

El canal AWGN, que corresponde a las siglas en inglés de Additive White Gaussian Noise (Ruido Blanco Gaussiano Aditivo), es uno de los modelos más empleados en el análisis de sistemas de comunicación digital. Este modelo teórico permite simular el impacto del ruido térmico sobre una señal mientras se transmite a través de un canal inalámbrico, convirtiéndose en una herramienta clave para evaluar el rendimiento de algoritmos y tecnologías en condiciones ideales. Su valor radica en que, aunque es sencillo, proporciona una aproximación adecuada al comportamiento real de muchos sistemas de transmisión.

El modelo se define por tres propiedades fundamentales. En primer lugar, es aditivo, ya que el ruido se incorpora directamente a la señal original, afectando su contenido sin modificar su forma estructural, de manera análoga a la estática que se percibe en una radio mal sintonizada. En segundo lugar, se considera blanco, lo que implica que su energía está distribuida de manera uniforme a lo largo

de todas las frecuencias del espectro, sin favorecer ninguna en particular. Por último, es gaussiano, debido a que su comportamiento estadístico responde a una distribución normal, también conocida como campana de Gauss, lo que facilita el análisis matemático y probabilístico del sistema.

Gracias a estas características, el canal AWGN es ampliamente utilizado en simulaciones y estudios teóricos como punto de partida para el desarrollo de algoritmos de detección, corrección de errores y modulación. Aunque no representa todas las complejidades de un entorno real, como el desvanecimiento, la interferencia o la dispersión, resulta una base fundamental para entender cómo las señales se degradan debido al ruido y para comparar el rendimiento relativo de diferentes técnicas de comunicación en condiciones controladas.

La relevancia del canal AWGN dentro del estudio de las telecomunicaciones radica en que, a pesar de ser un modelo simplificado, ofrece una aproximación suficientemente precisa al comportamiento del ruido presente en sistemas de comunicación reales. En particular, reproduce de forma efectiva el ruido térmico generado por los componentes electrónicos de los receptores, como amplificadores, mezcladores o convertidores analógico-digitales, lo que constituyen una de las principales fuentes de degradación en la transmisión de señales.

Debido a su formulación matemática y a la facilidad con la que puede ser simulado, el canal AWGN se ha convertido en una referencia estándar para los ingenieros en el análisis comparativo de diferentes técnicas de transmisión. Se utiliza como entorno base para evaluar el desempeño de esquemas de modulación, métodos de detección, y códigos de corrección de errores, entre otros, antes de pasar a modelos de canal más complejos o condiciones reales de operación.

Para los sistemas de comunicación de bajo consumo energético, como aquellos empleados en aplicaciones de la Industria 4.0, el canal AWGN juega un papel aún más importante. Al tratarse de dispositivos con limitaciones energéticas y de procesamiento, los diseñadores deben asegurarse de que los protocolos utilizados sean robustos incluso en condiciones de ruido moderado. Así, las simulaciones bajo canal AWGN se convierten en una herramienta clave para validar la viabilidad y eficiencia de estos sistemas antes de ser desplegados en entornos prácticos.

Un ejemplo claro del valor del canal AWGN como herramienta de evaluación se encuentra en investigaciones recientes enfocadas en el estudio de tramas QCSP, como las realizadas por Saied y sus colaboradores. En estos trabajos, el canal AWGN ha sido empleado como escenario base para analizar el comportamiento de los sistemas de detección bajo condiciones idealizadas, permitiendo aislar el impacto del ruido térmico y obtener métricas de desempeño precisas antes de introducir complejidades adicionales propias de entornos reales.

En este contexto, Saied, Camacho y Boutillon (2022) destacan que el canal AWGN resulta esencial en la evaluación preliminar de algoritmos de detección diseñados para tramas QCSP. Gracias a su naturaleza controlada, este modelo permite establecer una línea base confiable sobre la cual se pueden comparar distintas configuraciones y mejoras algorítmicas. En particular, sus estudios han demostrado que el algoritmo de detección de Suma Coherente Ponderada (WCS) produce una mejora significativa en la tasa de detección correcta, incluso cuando las señales se transmiten en condiciones de muy baja relación señal-ruido (SNR).

Estos resultados sugieren que los sistemas basados en tramas QCSP, especialmente cuando integran algoritmos optimizados y técnicas de normalización

avanzadas, pueden ofrecer un rendimiento competitivo en escenarios típicos de las comunicaciones inalámbricas de próxima generación, como redes IoT o LPWAN, donde los dispositivos deben operar de manera eficiente en entornos altamente ruidosos y con recursos limitados.

No obstante, a pesar de su utilidad, el canal AWGN presenta limitaciones significativas que deben ser tomadas en cuenta al momento de evaluar el desempeño real de los sistemas de comunicación. Este modelo idealizado no contempla una conjunto de fenómenos físicos que son comunes en entornos prácticos, como por ejemplo el efecto multi-trayectoria, en el cual las señales se propagan por diferentes caminos debido a reflexiones en superficies como edificios, montañas u otros obstáculos. Tampoco incorpora el ruido impulsivo, generado por eventos transitorios como descargas eléctricas o interferencias electromagnéticas, que pueden alterar bruscamente la señal. Asimismo, el canal AWGN no considera el desvanecimiento (fading), que produce variaciones aleatorias e impredecibles en la intensidad de la señal recibida, típicamente causado por el movimiento relativo entre el transmisor, el receptor o los objetos del entorno.

En este sentido, Saied et al. (2021) subrayan que, si bien el canal AWGN representa una referencia fundamental en las simulaciones iniciales, resulta insuficiente para reflejar la complejidad de las condiciones reales de propagación. Por esta razón, proponen que las evaluaciones de rendimiento se complementen con modelos más avanzados, como el canal de Rayleigh, que simula entornos con múltiples trayectorias sin línea de vista directa, o el canal de Rician, que introduce componentes de señal directa junto con las reflexiones. Estos modelos permiten incorporar de manera más realista los efectos de movilidad, interferencia y dispersión del canal, los cuales son especialmente relevantes en aplicaciones móviles y sistemas distribuidos como los del Internet de las Cosas.

A pesar de estas limitaciones, el canal AWGN sigue siendo un modelo de referencia indispensable en la etapa de diseño y validación temprana de nuevas técnicas de comunicación, ya que permite realizar análisis preliminares bajo condiciones controladas y comparables. Solo tras superar esta etapa base, resulta adecuado extender las pruebas a escenarios más desafiantes que incluyan los efectos dinámicos y estocásticos del entorno de propagación real.

En la Figura 10 se visualiza una representación clásica de este modelo, donde una señal limpia ingresa al canal, se le añade ruido gaussiano, visualizado como una nube de puntos aleatorios, y produce una señal contaminada que llega al receptor. Esta representación simplificada es extremadamente útil para el diseño inicial de sistemas de comunicación, permitiendo a los ingenieros desarrollar y probar algoritmos antes de enfrentarlos a situaciones más complejas. Un parámetro crucial en este contexto es la relación señal a ruido o SNR, que mide cuánto más fuerte es la señal útil respecto al ruido de fondo. Por ejemplo, en estudios de comunicaciones con baja potencia como los que utilizan tramas QCSP, se trabajan con SNR tan bajas como -11 dB, donde el ruido es literalmente más potente que la señal que se quiere recuperar, representando uno de los escenarios más desafiantes para cualquier sistema de comunicación inalámbrica.

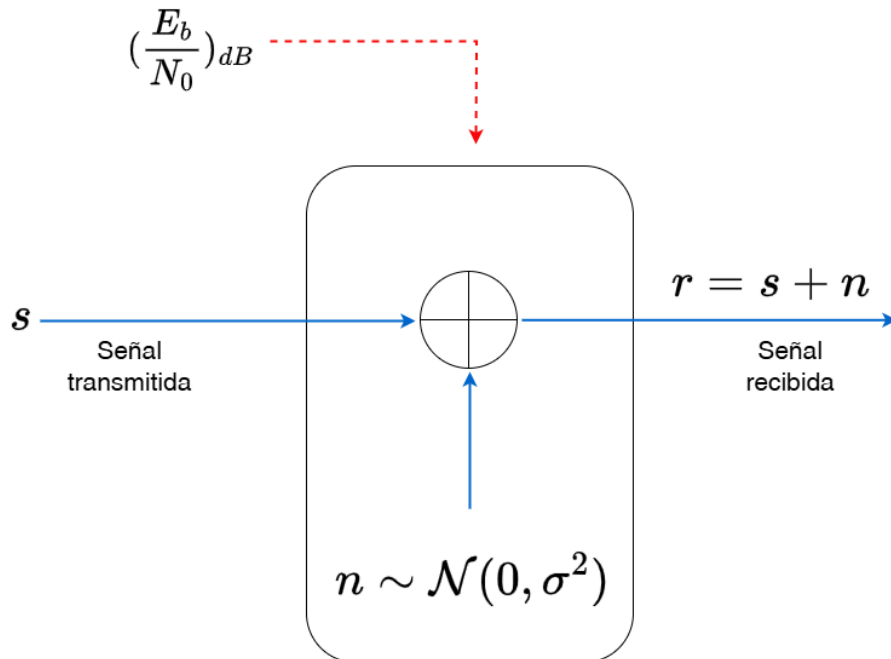
El estudio desarrollado por Saied y su equipo (2020) destaca el uso del canal AWGN como punto de referencia fundamental para evaluar el desempeño de los paquetes QCSP frente a otros esquemas de comunicación digital. Al utilizar este modelo, los investigadores logran realizar pruebas controladas que aíslan el impacto del ruido gaussiano aditivo, permitiendo así comparaciones objetivas entre diferentes técnicas de modulación, codificación y detección. Esta estrategia resulta particularmente útil en las etapas iniciales de validación de nuevos sistemas, ya que

proporciona una base sólida desde la cual se pueden identificar mejoras o limitaciones inherentes al diseño.

En concordancia con dicho enfoque, la presente tesis tiene como objetivo contrastar empíricamente los resultados obtenidos en condiciones ideales con el rendimiento real observado bajo escenarios más exigentes. Para ello, se plantea extender el análisis al canal de radio móvil, un entorno que introduce fenómenos adicionales como el desvanecimiento aleatorio y la interferencia multi-trayectoria, elementos que pueden comprometer la estabilidad y efectividad de los algoritmos cuando se enfrentan a condiciones variables y no ideales. A través de esta comparación, se busca no solo verificar las afirmaciones teóricas planteadas por Saied et al. (2020), sino también explorar los límites prácticos de los paquetes QCSP en aplicaciones del mundo real.

**Figura 10**

*Bloque del canal AWGN.*



En la Figura 10 se muestra como una señal transmitida pasa a través de un canal AWGN  $\mathcal{N}(0, \sigma^2)$  de media cero y desviación estándar  $\sigma = \sqrt{10^{-SNR/10}}$ , donde  $SNR$  representa la relación señal/ruido ( $E_s/N_0$ ) del canal de transmisión.

Esta relación matemática establece un vínculo directo entre el parámetro  $SNR$  y la potencia del ruido aditivo, dado que la  $SNR$  se define como  $E_s/N_0$ , es decir, la razón entre la energía por símbolo y la densidad espectral de potencia del ruido. Esta expresión permite controlar con precisión la severidad del canal simulado, facilitando la evaluación del comportamiento del sistema bajo diferentes condiciones de degradación.

La elección del canal AWGN para este propósito no es meramente ilustrativa, sino que responde a la necesidad de establecer un marco cuantitativo riguroso para analizar cómo el ruido térmico afecta los procesos de detección y decodificación dentro del sistema QCSP. Esto resulta especialmente relevante en escenarios donde la  $SNR$  es extremadamente baja, condiciones en las que los paquetes QCSP han demostrado una ventaja competitiva significativa frente a otros esquemas de comunicación tradicionales. Por tanto, el uso de este modelo permite no solo validar el rendimiento teórico del sistema, sino también preparar el terreno para futuras comparaciones con canales más realistas.

En este contexto, el modelo AWGN cumple una función esencial como punto de partida, ya que proporciona un entorno controlado para la validación inicial del sistema. Sin embargo, su verdadero valor radica en servir como base de referencia desde la cual evaluar el grado de robustez y adaptabilidad del sistema cuando se somete a condiciones más exigentes.

En el lado del receptor, el término  $k$  de la trama recibida  $Y$  es expresado como

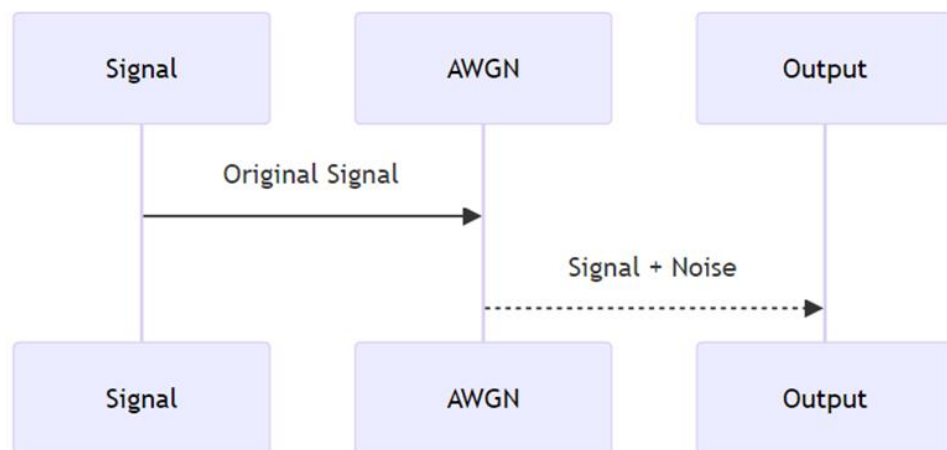
$$y(k) = e^{j(2\pi f_0 k + \varphi)} F(k) + z(k) \quad (4)$$

Para  $k = 0, 1, \dots, qN - 1$ . El término aditivo  $z(k)$  corresponde al ruido del canal.

En el ámbito de las telecomunicaciones, el ruido puede entenderse como un enemigo silencioso que degrada la calidad de las señales transmitidas, del mismo modo en que resulta difícil mantener una conversación cuando hay fuertes ráfagas de viento que interfieren con la audición. Dentro de los múltiples tipos de interferencias que pueden afectar una transmisión, el Ruido Blanco Gaussiano Aditivo (AWGN) se ha consolidado como el modelo más ampliamente adoptado en entornos de investigación y desarrollo. Su popularidad se debe tanto a su capacidad para representar de forma razonablemente precisa el ruido térmico generado por los componentes electrónicos de los sistemas, como a la simplicidad matemática con la que puede ser simulado.

**Figura 11**

*Esquema conceptual del canal AWGN.*



La Figura 11 muestra una representación simplificada del efecto del canal de ruido gaussiano blanco aditivo en un sistema de comunicación digital. En el trayecto superior se representa la señal original tal como es generada por el transmisor, mientras que en el trayecto inferior se observa cómo el canal introduce ruido aditivo gaussiano a la señal durante su propagación.

Este proceso da como resultado una señal compuesta (signal + noise), que es la que finalmente recibe el receptor. El canal AWGN se caracteriza por sumar ruido con distribución gaussiana de media cero y varianza controlada, sin alterar la estructura original de la señal. Esta simulación es fundamental para analizar el impacto del ruido térmico en el desempeño del sistema y permite comparar de manera objetiva distintas técnicas de detección o codificación bajo condiciones controladas.

La Figura 11 ilustra así la diferencia entre un entorno ideal (sin ruido) y uno afectado por ruido blanco gaussiano, lo que facilita la comprensión de cómo se degrada la señal en escenarios reales.

El **Ruido Blanco Gaussiano Aditivo (AWGN)** es uno de los modelos más fundamentales en la ingeniería de telecomunicaciones, y comprender su funcionamiento resulta esencial para diseñar y evaluar sistemas de comunicación eficientes. Este modelo se caracteriza por tres propiedades principales que describen cómo el ruido afecta la señal transmitida:

1. **Aditivo:** El ruido se suma directamente a la señal original sin modificarla estructuralmente. Es decir, ambas componentes señal y ruido coexisten en el canal. Una analogía útil es la de escuchar música mientras alguien cocina haciendo ruido:

el sonido de fondo no cambia la melodía, pero se mezcla con ella y puede dificultar su percepción.

2. **Blanco:** El término "blanco" se refiere a que el ruido afecta por igual a todas las frecuencias del espectro, tal como la luz blanca contiene todos los colores. En el ámbito del sonido, esto se asemeja al zumbido constante de un televisor sin señal, donde todas las frecuencias están presentes con la misma intensidad.

3. **Gaussiano:** La amplitud del ruido sigue una distribución normal (campana de Gauss), lo que implica que:

- La mayoría de los valores de ruido están cerca de cero.
- Los valores extremos son posibles, pero ocurren con baja probabilidad.
- El comportamiento del ruido puede describirse estadísticamente con alta precisión.

Este modelo es ampliamente utilizado por varias razones clave:

- Representa de forma realista el ruido térmico que aparece en los componentes electrónicos de cualquier sistema.
- Permite realizar análisis matemáticos exactos sobre la eficiencia del sistema en función de la SNR.
- Proporciona una base de comparación objetiva entre diferentes tecnologías y algoritmos de comunicación.
- Funciona como etapa inicial de simulación, antes de introducir condiciones más complejas como desvanecimiento o interferencia.

En la práctica, los ingenieros suelen utilizar el canal AWGN como primer entorno de prueba para nuevas tecnologías de transmisión debido a que:

1. Ofrece un entorno controlado, replicable y libre de variables externas.
2. Facilita la interpretación de resultados, permitiendo identificar patrones y fallos básicos.
3. Ayuda a depurar el sistema antes de someterlo a entornos más adversos y realistas.

Aunque el mundo real presenta desafíos adicionales (como interferencias selectivas o ruido impulsivo), comprender el AWGN es el primer paso esencial para diseñar sistemas de comunicación robustos. Su estudio sigue siendo relevante incluso en las tecnologías más avanzadas, desde redes 5G hasta comunicaciones por satélite.

### 2.2.1 Curvas ROC en comunicaciones digitales

Las curvas ROC (Receiver Operating Characteristic) son recursos fundamentales para evaluar la eficacia de los algoritmos de detección en sistemas de comunicación. Estas gráficas representan visualmente el equilibrio crítico entre dos parámetros clave:

1. **Tasa de verdaderos positivos (TPR):** Probabilidad de detectar correctamente una señal presente
2. **Tasa de falsos positivos (FPR):** Probabilidad de falsas alarmas (detectar señal cuando no existe)

### Aplicación práctica:

En sistemas QCSP y otras tecnologías de detección sin preámbulo, las curvas ROC permiten:

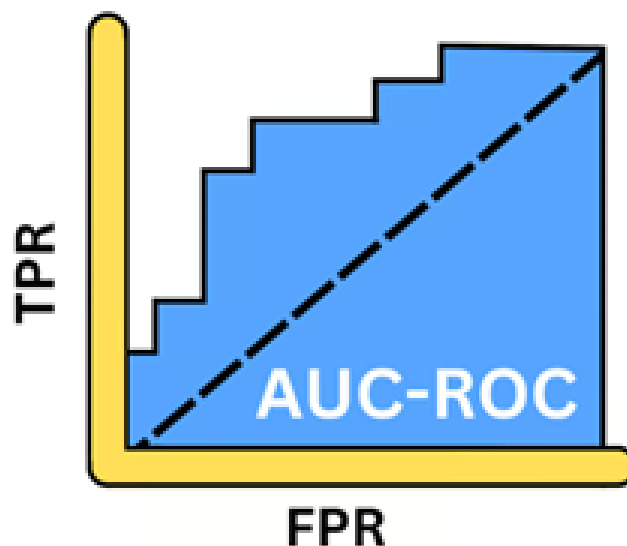
- **Optimizar umbrales de decisión:** Encontrar el punto óptimo entre sensibilidad (TPR) y especificidad (1-FPR)
- **Comparar algoritmos:** Evaluar si un nuevo método supera a técnicas existentes
- **Validar rendimiento teórico:** Contrastar resultados simulados con predicciones analíticas

El **área bajo la curva (AUC)** cuantifica el rendimiento global:

- AUC = 1: Detección perfecta
- AUC = 0.5: Equivalente a adivinar al azar
- En sistemas prácticos se buscan valores AUC > 0.9

### Figura 12

*TPR y FPR en curvas ROC.*



### Caso de estudio en esta tesis:

Para la detección de tramas QCSP en AWGN:

1. Se generan múltiples curvas ROC para cada valor de SNR
2. Se visualiza el comportamiento de las probabilidades  $P_{fa}$  y  $P_{md}$  de los diferentes algoritmos (IS, NIS, WCS y usando k-means clustering.)
3. A partir de la distribución de  $P_{fa}$  y  $P_{md}$ , se generan las curvas ROC para cada algoritmo.

La curva ROC es herramienta esencial para evaluar el rendimiento de algoritmos de detección en sistemas de comunicación, ya que permiten analizar el equilibrio entre la tasa de detección correcta (TPR) y falsas alarmas (FPR) a través de todos los valores de SNR posibles. Esta metodología es particularmente valiosa en entornos con ruido AWGN y señales débiles, donde el AUC-ROC - un valor entre 0 y 1 que resume el área bajo la curva ROC - permite comparar objetivamente diferentes algoritmos (como métodos de detección QCSP) independientemente del umbral elegido, siendo además robusto ante el desbalance típico entre señales válidas y ruido en comunicaciones reales. Las simulaciones de Monte Carlo generan estas curvas para optimizar el punto de operación donde se maximiza la detección verdadera mientras se minimizan falsas alarmas, siendo un AUC >0.9 indicativo de un detector confiable para implementación práctica en sistemas como IoT o redes 5G/6G.

### **2.2.2 Simulaciones de Monte Carlo**

La simulación computacional se ha consolidado como un recurso indispensable para el análisis, validación y optimización de sistemas de telecomunicaciones. Particularmente en el desarrollo y evaluación de algoritmos de procesamiento de señales, permite emular condiciones de canal, estructuras de señal, y escenarios de ruido que serían difíciles de replicar en un entorno físico. En este contexto, las simulaciones de Monte Carlo destacan como un enfoque ampliamente utilizado para evaluar el desempeño estadístico de sistemas

complejos, especialmente cuando están involucradas variables aleatorias. En el caso específico de algoritmos de detección para paquetes cortos sin preámbulo, donde los eventos de error pueden ser poco frecuentes y dependen de múltiples factores aleatorios (como la posición temporal del paquete, la ganancia de canal o el ruido), el enfoque Monte Carlo proporciona una vía robusta para caracterizar el rendimiento en diferentes condiciones.

El método de Monte Carlo comprende un conjunto de técnicas numéricas que utilizan muestras aleatorias repetidas para resolver problemas que involucran incertidumbre o variabilidad. Su esencia radica en la estimación estadística de una magnitud de interés mediante la repetición de experimentos simulados, permitiendo aproximar distribuciones de probabilidad, métricas de rendimiento o comportamientos límite de sistemas aleatorios. En el análisis de desempeño de algoritmos de comunicación, este enfoque se traduce en repetir el proceso de transmisión y detección de señales un número elevado de veces, cada una con diferentes realizaciones de las variables aleatorias involucradas (por ejemplo, ruido aditivo, canal de propagación, posición del paquete), para luego estimar métricas como la tasa de detección correcta, probabilidad de falsa alarma, o razón de errores de bit (BER).

El respaldo matemático de las simulaciones de Monte Carlo se encuentra en la Ley de los Grandes Números, que establece que, al aumentar el número de repeticiones de un experimento aleatorio, el promedio de los resultados tiende a converger hacia su valor esperado. Esto garantiza que las estimaciones obtenidas a partir de un número suficientemente grande de simulaciones son representativas del comportamiento promedio del sistema. En el caso del algoritmo propuesto para la detección de paquetes cuasi cíclicos sin preámbulo, este principio permite obtener resultados fiables sobre su desempeño bajo distintos escenarios de ruido

(distintos valores de SNR), sin necesidad de desarrollar modelos analíticos complejos que pueden ser inabordables debido a la ausencia de estructuras predefinidas como preámbulos.

En este trabajo, las simulaciones de Monte Carlo cumplen un rol clave en la validación empírica del algoritmo propuesto. Dado que la detección sin preámbulo introduce desafíos particulares relacionados con la sincronización temporal y la toma de decisiones sin conocimiento previo de la posición del paquete, es necesario evaluar cómo se comporta el sistema bajo una variedad de condiciones realistas.

Para ello, se construye un entorno de simulación que replica las características estadísticas del canal de comunicación, el modelo de ruido (típicamente Gaussiano aditivo blanco), y la estructura cuasi cíclica del paquete. El algoritmo es entonces ejecutado repetidamente sobre señales generadas aleatoriamente, y se recolectan métricas de interés que permiten caracterizar el desempeño del sistema en términos de sensibilidad, robustez y eficiencia.

Este tipo de simulación también permite explorar la relación entre la tasa de error y la relación señal a ruido, evaluar el efecto de parámetros internos del algoritmo, y comparar su comportamiento frente a técnicas de detección convencionales.

Una desventaja conocida de las simulaciones de Monte Carlo es su alta demanda computacional, especialmente cuando se busca estimar eventos poco probables, como errores de detección en condiciones de alta SNR. En tales casos, hace falta correr un número elevado de simulaciones para obtener estimaciones estables y estadísticamente significativas. Para mitigar este problema, se puede recurrir a técnicas de optimización como la simulación en paralelo, el uso de generadores eficientes de números pseudoaleatorios, y estrategias de reducción de

varianza. Además, en escenarios donde la detección incorrecta tiene baja probabilidad, puede utilizarse un enfoque mixto donde las simulaciones se centren en condiciones críticas o se combinen con métodos analíticos aproximados. La evaluación del algoritmo de detección propuesto se basa en las simulaciones de Monte Carlo como principal herramienta de análisis. Dado que se busca detectar paquetes sin preámbulo, en presencia de ruido y sin información a priori sobre el instante de llegada, no es trivial establecer expresiones analíticas que describan su rendimiento de forma exacta. Por tanto, las simulaciones permiten validar empíricamente la eficacia del algoritmo, contrastar su rendimiento con algoritmos existentes y explorar su comportamiento bajo múltiples configuraciones de sistema.

Este enfoque proporciona no solo una base sólida para cuantificar el desempeño del sistema, sino también una guía práctica para el diseño y ajuste de parámetros del algoritmo en implementaciones reales.

Entre estos algoritmos de detección, destacan los métodos de normalización, tales como la normalización global, que ajusta el nivel energético de toda la trama, y la normalización por símbolo, que opera de manera más granular sobre cada unidad de información. Ambos enfoques se explican en el siguiente capítulo.

Adicionalmente, el rendimiento de las tramas QCSP puede potenciarse mediante la aplicación de técnicas complementarias como la sobre-modulación (over-modulation), la cual introduce variaciones controladas en la fase de los símbolos para enriquecer la representación espectral de la señal. Este incremento en el número de puntos de análisis dentro del dominio espectral facilita una detección más precisa del inicio de trama, incluso en condiciones adversas como las generadas por el ruido blanco aditivo gaussiano (AWGN). En conjunto, estas

optimizaciones han demostrado una mejora significativa de la eficacia global de los sistemas de comunicación digital, especialmente en entornos donde las señales son débiles, las interferencias son frecuentes o la eficiencia espectral es prioritaria.

## Capítulo III. Desarrollo del trabajo de investigación

### 3.1 Detección por suma incoherente

El primer objetivo específico que se desarrolla en esta tesis es corroborar la eficiencia de algoritmos ya existentes, por lo que partiremos del estudio de un algoritmo clásico con el que nació la propuesta de la transmisión y recepción de paquetes QCSP.

La Función de puntuación  $S_m(\mathbf{Y})$  utilizada en este método, está definida como:

$$S_m(\mathbf{Y}) = \sum_{k=0}^{N-1} |\gamma_n| \quad (5)$$

Donde  $m$  es el subíndice para cada simulación de Monte Carlo

$$m = [1, 2, 3, 4, \dots, M] \quad (6)$$

y  $\gamma_n$  reúne los valores máximos de correlaciones

$$\gamma_n = L_n(d_n) \quad (7)$$

Donde  $d_n$  y  $n$ , se definen en la ecuación 8 y 9, respectivamente.

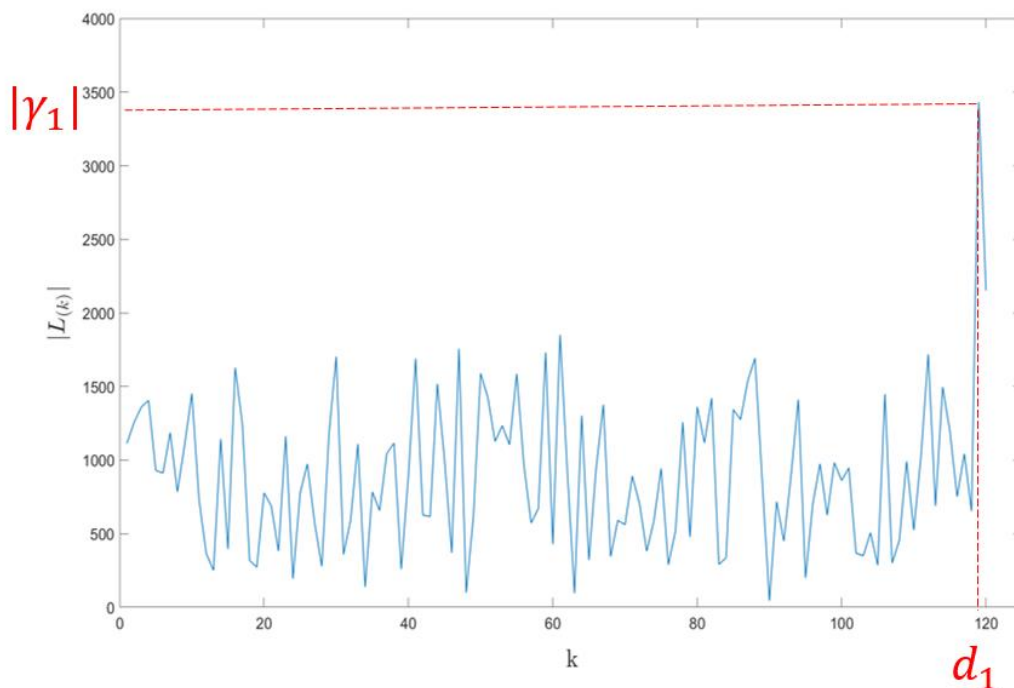
$$d_n = \underset{i=0,1,\dots,q-1}{\operatorname{argmax}} \{|L_n(i)|\} \quad (8)$$

$$n = [0, 1, 2, 3, 4, \dots, N - 1] \quad (9)$$

En la Figura 13, se muestra el comportamiento de los valores de correlación ( $|L_k|$ ) versus cada valor  $k$  según el valor de codeword ( $N=120$ ), donde se comprueba la existencia de un valor máximo de correlación. Valor importante, ya que la suma de todos los primeros valores máximos de correlación determina la **Función de Puntuación  $S_m(Y)$** .

**Figura 13**

*Comportamiento de  $L_k$  vs  $k$ .*



Esta figura muestra el resultado de la función de puntuación  $L(k)$  aplicada sobre los símbolos de una trama QCSP compuesta por un codeword de 120 elementos. El eje horizontal representa la posición  $k$  dentro de la trama, mientras que el eje vertical muestra la magnitud de la correlación para cada posición.

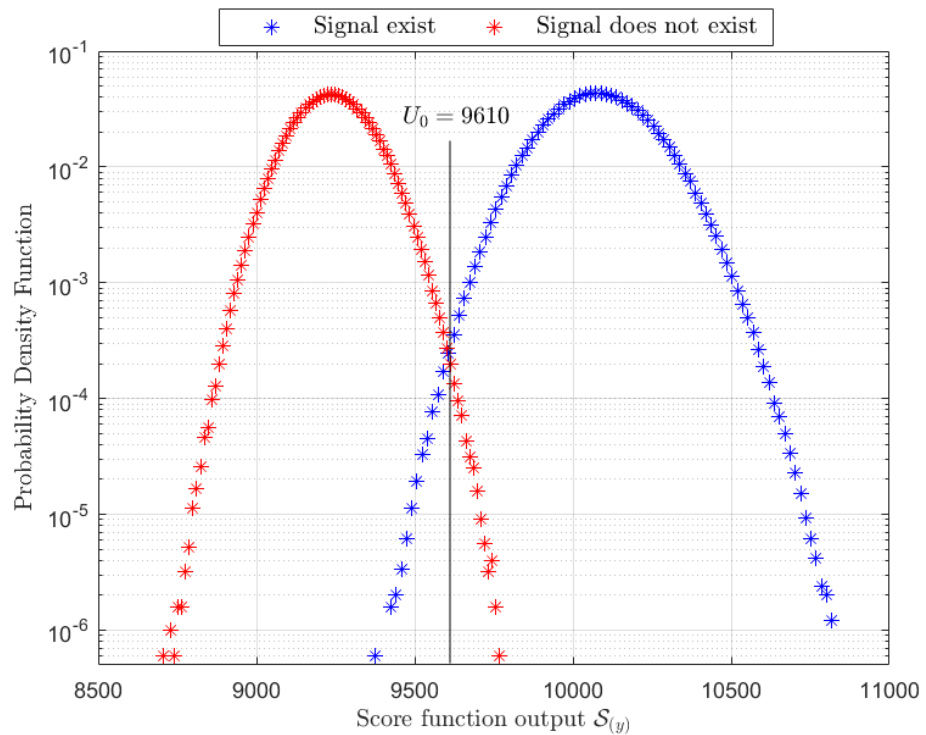
La línea azul representa la evolución de  $L(k)$ , con un pico notable en el valor final (posición  $d_1$ ), donde se detecta la presencia de la trama. La línea roja horizontal

señala el  $\gamma_1$ , y la línea roja vertical indica el instante  $d_1$  en el cual la puntuación supera dicho umbral.

Este gráfico ilustra claramente cómo el algoritmo de detección identifica el punto más probable de inicio de la trama, destacando la eficacia del método de correlación directa en entornos ruidosos.

**Figura 14**

*Función de densidad de probabilidades vs función de puntuación.*



La Figura 14, ilustra un ejemplo de la función de densidad de probabilidades versus la función de puntuación  $S_m(\mathbf{Y})$  del algoritmo de detección clásico. La curva de color azul es cuando el paquete QCSP existe en la detección y la curva de color rojo, es cuando el paquete QCSP no está presente en la detección. Se nota que, para un umbral  $U_0$  de 9610, la probabilidad de pérdida de detección (Pmd) y la probabilidad de falsa alarma (Pfa) son de  $10^{-4}$ .

### 3.2 Normalización en la detección

Aunque el algoritmo de Detección Clásico de Suma Incoherente (IS) muestra alta eficiencia en condiciones controladas, falla cuando la señal sufre un factor de escala desconocido (p. ej., atenuación abrupta o cambios no lineales en el canal). Esta limitación subraya la necesidad de desarrollar nuevos algoritmos de detección que resuelvan este problema y que presenten buenos rendimientos. Para abordar esta problemática, se han desarrollado distintos algoritmos que incorporan estrategias de normalización como un recurso clave para mejorar la eficacia y confiabilidad del proceso de detección.

La normalización consiste en ajustar o escalar los valores de las señales recibidas para compensar variaciones en la energía, el ruido u otros factores que puedan afectar la coherencia de los datos. En el contexto específico de las tramas cuasi-cíclica cortas (QCSP), estos métodos resultan especialmente útiles debido a la naturaleza compacta y estructurada de las tramas, las cuales requieren mecanismos robustos para lograr una sincronización y detección efectiva de los paquetes de comunicación sin preámbulo.

Este capítulo presenta y describe en detalle diversos algoritmos de detección que implementan técnicas de normalización global y por símbolo, tales como el algoritmo de detección de Suma Incoherente Normalizado (NIS) y el algoritmo de Suma Coherente ponderado (WCS) el cual ya incluye una normalización. Asimismo, se analizan los beneficios y limitaciones de cada algoritmo, así como su impacto sobre métricas clave como la probabilidad de detección y la tasa de falsas alarmas.

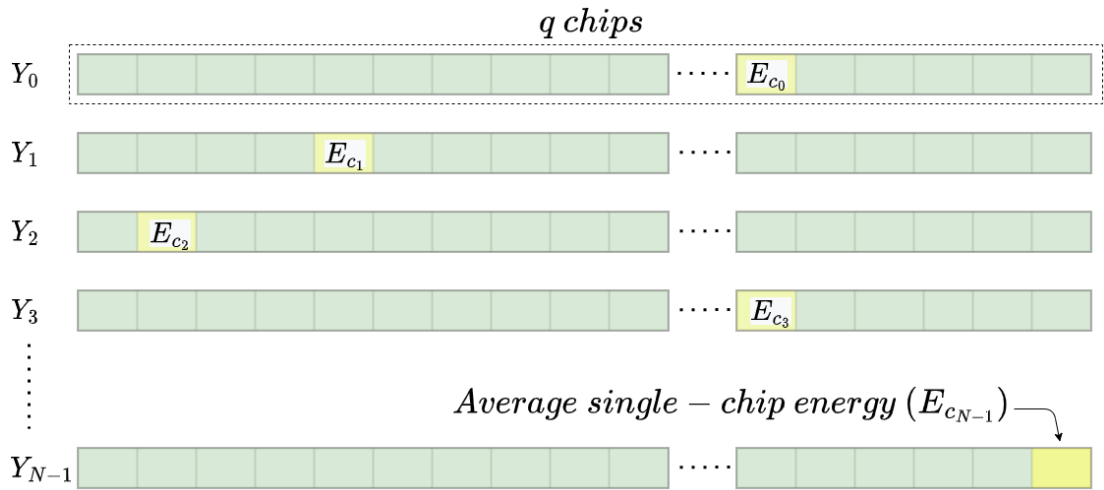
A través del estudio de estos algoritmos, se busca evidenciar cómo la incorporación de métodos de normalización aporta significativamente a la mejora del rendimiento general de los sistemas QCSP, particularmente en entornos de baja relación señal-ruido ( $SNR < 0$ ) y condiciones asincrónicas.

### 3.2.1 Detección con normalización global

Para el desarrollo del algoritmo de detección con normalización global, la función de puntuación utilizada en el algoritmo IS, según la ecuación 5, es normalizada por la sumatoria de todas las energías promedio de un chip de cada símbolo  $Y_0$  recibido. El valor de la energía promedio de cada chip se ilustra gráficamente en la figura 15.

**Figura 15**

*Energía promedio de un chip por cada símbolo recibido.*



La Función de puntuación  $\hat{S}_m(\mathbf{Y})$  es la división de  $S_m(\mathbf{Y})$  entre la sumatoria de todos los valores promedios de energía de un chip de cada símbolo recibido, y se define matemáticamente como

$$\hat{S}_m(\mathbf{Y}) = \frac{S_m(\mathbf{Y})}{\sum_{n=0}^{N-1} (E_{c_n})} \quad (10)$$

Donde  $m$  es el subíndice para cada simulación de Monte Carlo

$$m = [1, 2, 3, 4, \dots, M] \quad (11)$$

### 3.2.2 Detección con normalización por símbolo

Para el desarrollo de este algoritmo de detección con normalización por símbolo se usa la energía promedio de un solo chip para normalizar cada valor máximo de correlación; es decir la normalización de  $\gamma_n$ , definida en la ecuación 7, dándonos los valores máximos de correlación normalizados ( $\hat{\gamma}_n$ ).

$\hat{\gamma}_n$  están normalizados por la energía promedio de un chip y se define matemáticamente como

$$\hat{\gamma}_n = \frac{L_n(d_n)}{E_{c_n}} \quad (12)$$

Donde  $d_n$  y  $n$ , se definen como

$$d_n = \underset{i=0,1,\dots,q-1}{\operatorname{argmax}} \{ |L_n(i)| \} \quad (13)$$

$$n = [0, 1, 2, 3, 4, \dots, N - 1] \quad (14)$$

Por lo tanto, la Función de puntuación  $\hat{S}'_m(\mathbf{Y})$  utilizada en el algoritmo de detección con normalización por símbolo, está definida matemáticamente como:

$$\hat{S}'_m(\mathbf{Y}) = \sum_{n=0}^{N-1} |\hat{\gamma}_n| \quad (15)$$

Donde  $m$  es el subíndice para cada simulación de Monte Carlo

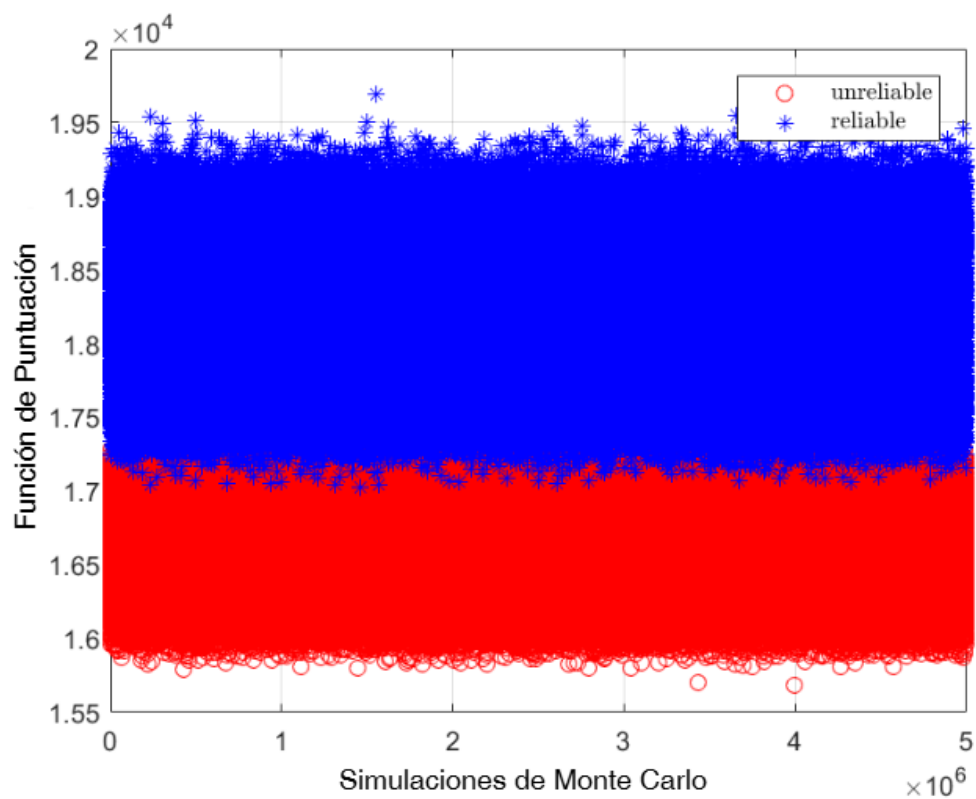
$$m = [1, 2, 3, 4, \dots, M] \quad (16)$$

Esta tesis recomienda utilizar una normalización por símbolo ya que asegura una mejor distribución de la normalización, y por ende un mejor resultado a la hora

de buscar que la señal de entrada no se vea afectada por el valor de escalabilidad. Logrando así el segundo algoritmo de detección denominado Algoritmo de Detección de Suma Incoherente Normalizado (NIS). La Figura 16 muestra la ubicación de los puntos de la Función de Puntuación del algoritmo NIS con relación a las simulaciones de Monte Carlo.

**Figura 16**

*Distribución de la función de puntuación del algoritmo NIS.*



Si bien es cierto que estas dos normalizaciones resuelven el problema de ser afectado por un factor de escala en la señal de entrada, observamos que en el lado del receptor aún tenemos información que no utilizamos y que nos puede ayudar para mejorar la detección de los paquetes QCSP. Es aquí donde esta tesis inicia la propuesta de un nuevo algoritmo de detección que utiliza un coeficiente de

ponderación en la normalización y que es determinado por información que no se ha utilizado en algoritmos anteriores.

### 3.3 Sobre-modulación

La sobre-modulación (Over-Modulation, OM) es una técnica avanzada aplicada al sistema de transmisión de paquetes cortos cuasi-cíclicos (QCSP), cuyo objetivo principal es mejorar la sincronización temporal en escenarios con muy baja relación señal a ruido (SNR), sin necesidad de insertar símbolos adicionales dedicados a la sincronización.

La idea fundamental de la sobre-modulación es introducir una variación sistemática de fase sobre cada símbolo transmitido, lo que permite al receptor identificar patrones en el dominio espectral que facilitan la sincronización. Esta variación se logra mediante la multiplicación de cada símbolo por una fase rotativa definida por una secuencia conocida, a menudo expresada como

$$s_k = x_k \cdot e^{j\theta_k} \quad (17)$$

Donde

$s_k$  es el símbolo sobremodulado

$x_k$  es el símbolo original (modulado con CSSK)

$\theta_k$  representa la variación de fase añadida

$j$  es la unidad imaginaria

Esta modulación adicional genera una forma espectral más robusta y característica, la cual permite la detección más precisa del instante de llegada de la

trama, especialmente útil en canales asincrónicos con ruido gaussiano aditivo blanco (AWGN) y desplazamientos de frecuencia.

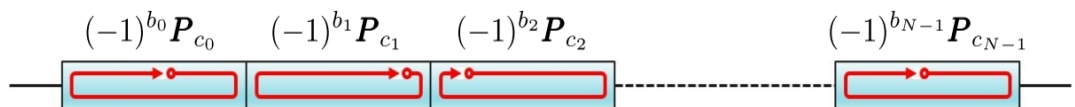
Además, al usar sobre-modulación junto con esquemas de normalización, como la normalización global, la normalización por símbolo o la normalización ponderada por símbolo, se mejora significativamente la precisión de los algoritmos de correlación usados para la detección y sincronización del paquete.

Uno de los métodos propuestos para aplicar sobre-modulación en un entorno de simulación es aumentar el número de puntos de análisis en el dominio espectral, por ejemplo, una secuencia inicial pseudoaleatoria  $P$  de tamaño de 512 bits y un codeword de 120. Esta configuración permite una resolución más fina para estimar el desfase de frecuencia y detectar el inicio de la trama con mayor exactitud.

En resumen, la sobre-modulación es una técnica eficiente, de bajo costo computacional y especialmente adecuada para sistemas de comunicación del Internet de las Cosas (IoT), donde la eficiencia espectral y energética es crucial. Al transformar toda la trama en una estructura auto-sincronizable, se elimina la necesidad de preámbulos tradicionales, logrando una comunicación más compacta y robusta.

**Figura 17**

*Sobre-modulación en las secuencias  $P$ .*

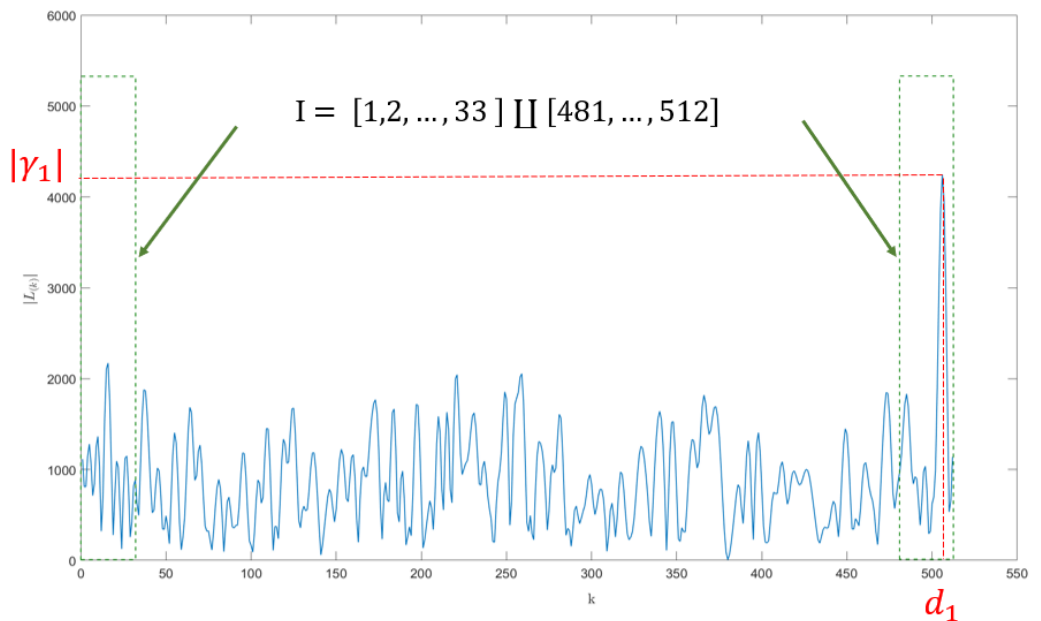


La Figura 17 ilustra un paquete QCSP dividido en N símbolos, donde cada símbolo es sobre modulado. Cada símbolo  $(-1)^{b_k} P_{c_k}$  representa una modulación binaria asociada a un bit  $b_i$ , el cual se multiplica a cada secuencia  $P_c$  rotada. Los subíndices  $c_0, c_1, \dots, c_{N-1}$  indican la cantidad de bits rotados a la derecha de la secuencia inicial pseudoaleatoria para la formación del paquete QCSP. Este tipo de representación es característica de sistemas que emplean modulación por fase. Los valores de Sobre-modulación  $B = [b_1, b_2, \dots, b_{N-1}]$  donde  $b_k$  toma valores 0 o 1, y están detallados en el ANEXO B para valores de  $N=60$  y  $N=120$ .

El empleo de estos esquemas es fundamental para elevar la operatividad de los sistemas de comunicación, particularmente cuando se integra con el algoritmo de detección de Suma Coherente Ponderada (WCS). Estos métodos combinados permiten una mejor sincronización de la señal y contribuyen significativamente a reducir la tasa de errores de bit (BER), lo que aumenta la eficiencia y fiabilidad del sistema, especialmente en entornos ruidosos o con canales de transmisión complejos.

**Figura 18**

*Comportamiento de  $L_k$  vs  $k$  para  $N = 120$  y  $f_0=1/8$  cuando la señal existe.*



El uso de estos esquemas es esencial en la mejora del rendimiento en sistemas de comunicación, especialmente cuando se combinan con técnicas de detección como el algoritmo de Suma Coherente Ponderada (WCS) o estrategias de optimización de modulación, ya que permite una mejor sincronización y una reducción en la tasa de errores de bit (BER).

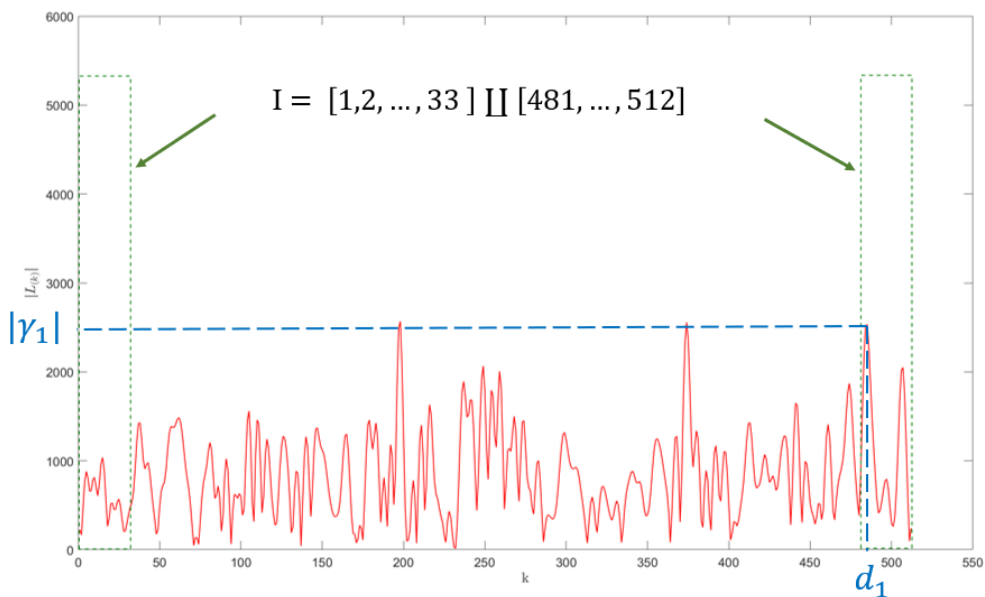
En el método de sobre-modulación, se analiza en el dominio espectral, pero con más puntos para hacer un mejor análisis; cada valor de desplazamiento de frecuencia ( $f_0$ ) define un intervalo en el índice ( $I$ ), de modo que podemos encontrar los valores de correlación máximos en ese intervalo. Donde  $I$  queda determinado como,

$$I = \left[0, 1, \dots, \left(P * \frac{f_0}{2}\right)\right] \cup \left[P * \left(1 - \frac{f_0}{2}\right) + 1, \dots, P\right] \quad (18)$$

Por ejemplo, en la Figura 18 y Figura 19 se muestran gráficamente el análisis de  $L_k$  vs  $k$  para  $N = 512$  y  $f_0 = \frac{1}{8}$ , donde se observa que para un valor de  $N = 120$  genera 512 puntos a evaluar.

**Figura 19**

*Comportamiento de  $L_k$  vs  $k$  para  $N = 120$  y  $f_0 = 1/8$  cuando la señal no existe.*



Este fragmento respalda el enfoque de sobre-modulación como una estrategia para incrementar la precisión del análisis de señales mediante la expansión del número de puntos en el dominio espectral, lo que permite una mejor sincronización y detección de la trama.

### **3.4 Detección con normalización ponderada**

El algoritmo de detección de Suma Coherente Ponderada (WCS) es un algoritmo diseñado para mejorar la detección de paquetes QCSP dentro de entornos con valores muy bajos de SNR ( $SNR < 0$ ).

Este algoritmo incluye la sobre-modulación y la normalización por símbolo aplicado en el algoritmo NIS, pero que incluye la participación de un coeficiente de ponderación determinada por información que se estaba desperdiciando en el lado del receptor. Este extracto subraya la introducción del parámetro  $\epsilon$  como un elemento crucial dentro del algoritmo de normalización ponderada. Este parámetro,  $\epsilon$ , juega un papel esencial en el ajuste dinámico de la ponderación de cada símbolo en función de su energía, lo que permite adaptar la influencia de cada símbolo durante el proceso de detección. Al hacerlo, se mejora la precisión del sistema, particularmente en condiciones ruidosas donde la señal se ve afectada por interferencias y el ruido térmico. De este modo, la normalización ponderada de símbolos contribuye a optimizar la capacidad de detección, permitiendo que el sistema se adapte a fluctuaciones en la calidad del canal.

La figura 20 presenta una visualización de los factores de ponderación (epsilon) utilizados en el proceso de normalización ponderada en la detección de tramas QCSP. A la izquierda, se muestra un gráfico que ilustra la variación de los valores de la señal en función de la iteración ( $k$ ), mientras que a la derecha se

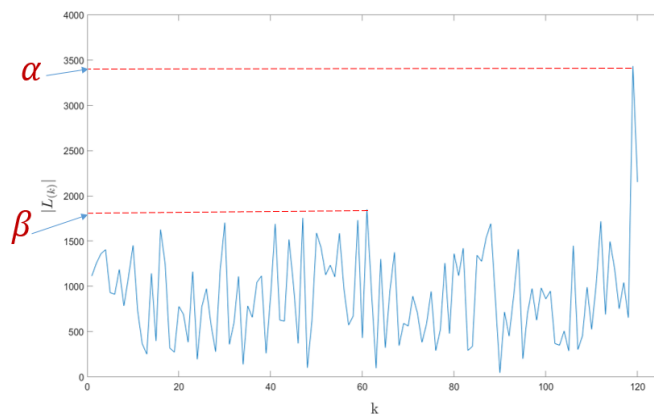
detallan las dos expresiones matemáticas que definen dos factores de ponderación  $\epsilon_1$  y  $\epsilon_2$ .

$\epsilon_1$  : Este factor de ponderación ajusta la influencia de cada símbolo en función de la diferencia entre el valor máximo de correlación (alpha) y el segundo valor máximo de correlación (beta), dividido por la energía promedio de la señal  $E(Y)$ , lo que permite una modulación dinámica basada en el nivel de la señal.

$\epsilon_2$ : Este segundo factor de ponderación ajusta la influencia de cada símbolo en función de la diferencia entre el valor máximo de correlación (alpha) y el segundo valor máximo de correlación (beta), pero en este caso dividido por el valor de alpha, proporcionando otro enfoque para ajustar la influencia de los símbolos de acuerdo con su energía relativa.

## Figura 20

*Determinación del factor de ponderación.*



**Weighting factors ( $\epsilon$ )**

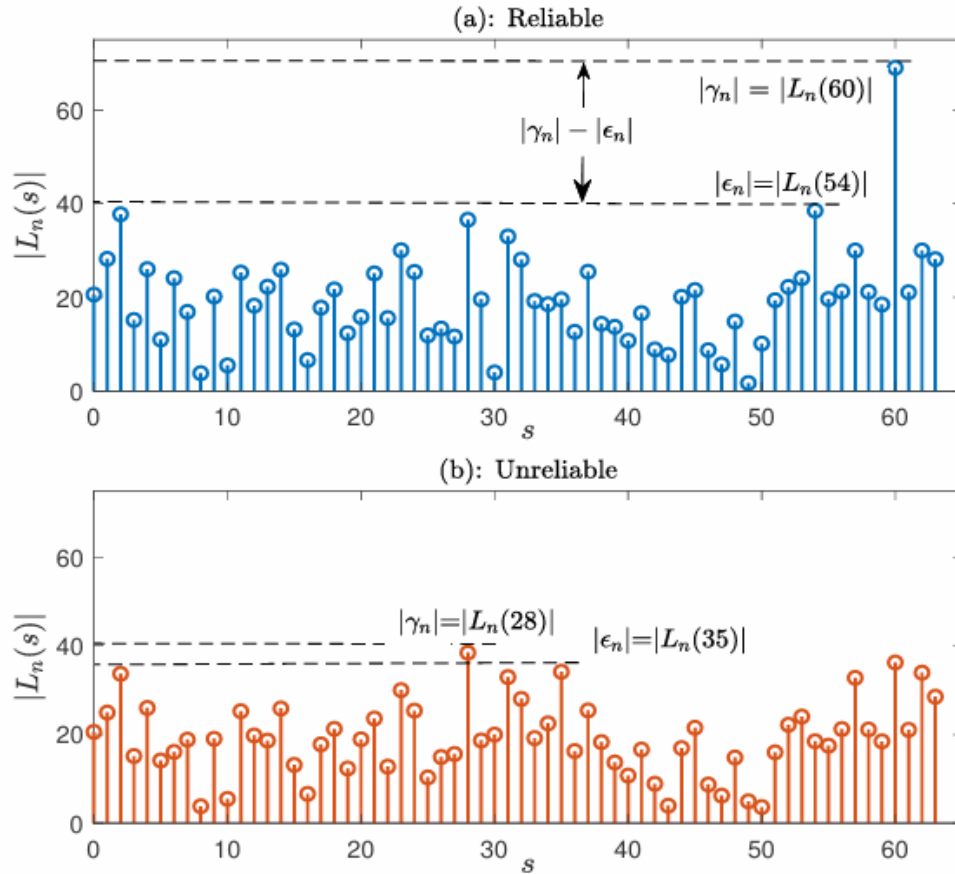
$$\epsilon_1 = \frac{\alpha - \beta}{E(Y)}$$

$$\epsilon_2 = \frac{\alpha - \beta}{\alpha}$$

Estos factores de ponderación juegan un rol importante en el mejoramiento de la precisión de la detección en condiciones ruidosas, ya que permiten ajustar dinámicamente la ponderación de cada símbolo en función de su energía. De este modo, se optimiza la detección de tramas QCSP.

**Figura 21**

*Comparación de señales confiables y no confiables en la detección de tramas QCSP.*



La Figura 21 muestra el proceso de asignación de pesos en el algoritmo de detección mediante normalización ponderada de símbolos. Se presentan dos escenarios:

- Caso confiable (Reliable): el símbolo analizado presenta una magnitud de correlación alta superior al umbral lo cual lo clasifica como confiable y le asigna mayor peso en el proceso de detección.
- Caso no confiable (Unreliable): la magnitud del símbolo está por debajo del umbral, lo que indica baja confiabilidad y, por tanto, menor influencia en el cómputo de la puntuación general.

Estos pesos se utilizan para reforzar la detección de tramas en presencia de ruido, descartando o reduciendo el impacto de símbolos dudosos. Esta lógica es clave dentro del enfoque de detección robusta en sistemas asincrónicos, como los utilizados en comunicaciones IoT con sobre-modulación.

La función de puntuación del nuevo algoritmo de detección por Suma Coherente Normalizado (WCS) es determinado como  $\hat{S}_m^*(Y)$  y definido matemáticamente como

$$\hat{S}_m^*(Y) = \max (\hat{\gamma}_n^*) \quad (19)$$

donde los valores de las correlaciones máximas ( $\hat{\gamma}_n^*$ ) se multiplican por el factor de ponderación ( $\varepsilon_n$ ) según la ecuación matemática

$$\hat{\gamma}_n^* = \frac{\varepsilon_n * L_n(d_n)}{FN_n} \quad (20)$$

Donde el factor de ponderación ( $\varepsilon_1$ ) y  $d_n$  se definen como

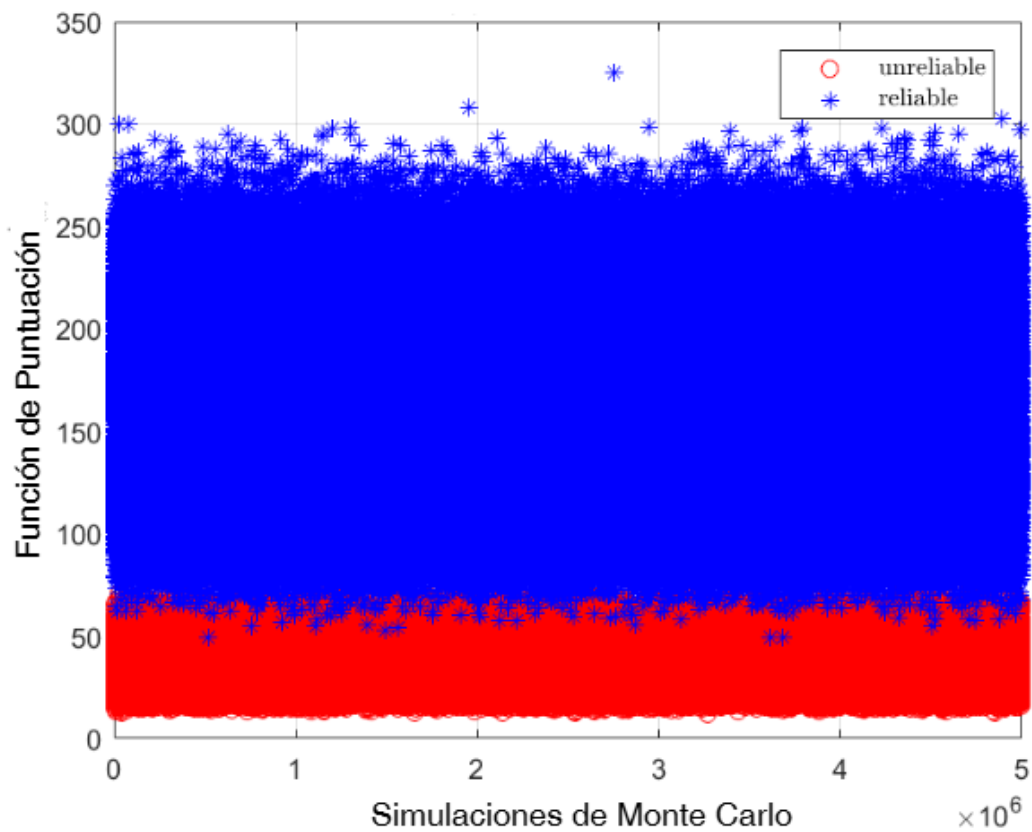
$$\varepsilon_n = \frac{\alpha_n - \beta_n}{E_n(Y)} \quad (21)$$

$$d_n = \underset{\forall i \in I}{\operatorname{argmax}}\{|L_n(i)|\} \quad (22)$$

La Figura 22 muestra la ubicación de los puntos de la Función de Puntuación del algoritmo WCS con relación a las simulaciones de Monte Carlo.

**Figura 22**

*Distribución de la función de puntuación del algoritmo WCS.*



### 3.5 K-means clustering en la detección

En el contexto de la detección de tramas en sistemas QCSP, el método k-means clustering se utiliza como herramienta complementaria a los algoritmos de detección por normalización ponderada de símbolos (WCS) y normalización por símbolo (NIS). El objetivo principal es mejorar la clasificación de las muestras recibidas durante la detección, identificando automáticamente patrones que correspondan a símbolos confiables y no confiables.

El algoritmo k-means agrupa los valores de correlación o energía de los símbolos en dos clases (clusters): uno con símbolos de alta confiabilidad y otro con símbolos de baja confiabilidad. Esta clasificación automatizada permite que el

sistema asigne pesos adaptativos a cada símbolo antes de aplicar la puntuación global para decidir si una trama está presente o no.

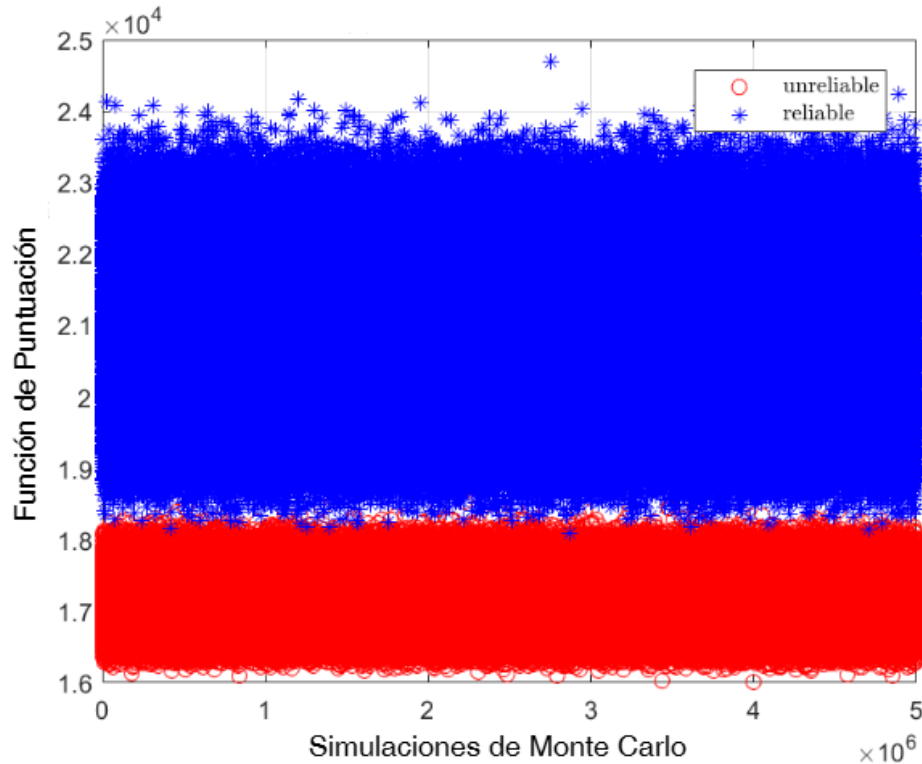
Este método de k-means clustering determina la función de puntuación como una combinación lineal de la función de puntuación del algoritmo NIS ( $\hat{S}'_m(Y)$ ) y la función de puntuación del algoritmo WCS ( $\hat{S}^*_m(Y)$ ). La nueva función de puntuación ( $\tilde{S}$ ) se determina matemáticamente como

$$\tilde{S} = \hat{S}'_m(Y) + m \cdot \hat{S}^*_m(Y) \quad (23)$$

Donde  $m$  es un escalar que determina distintos valores de  $\tilde{S}$  y por ende, distintas curvas ROC; por lo que es importante determinar para que valor de  $m$  se consigue el rendimiento óptimo de detección de paquetes QCSP.

**Figura 23**

*Distribución de la función de puntuación usando k-means clustering para  $m=16$ .*



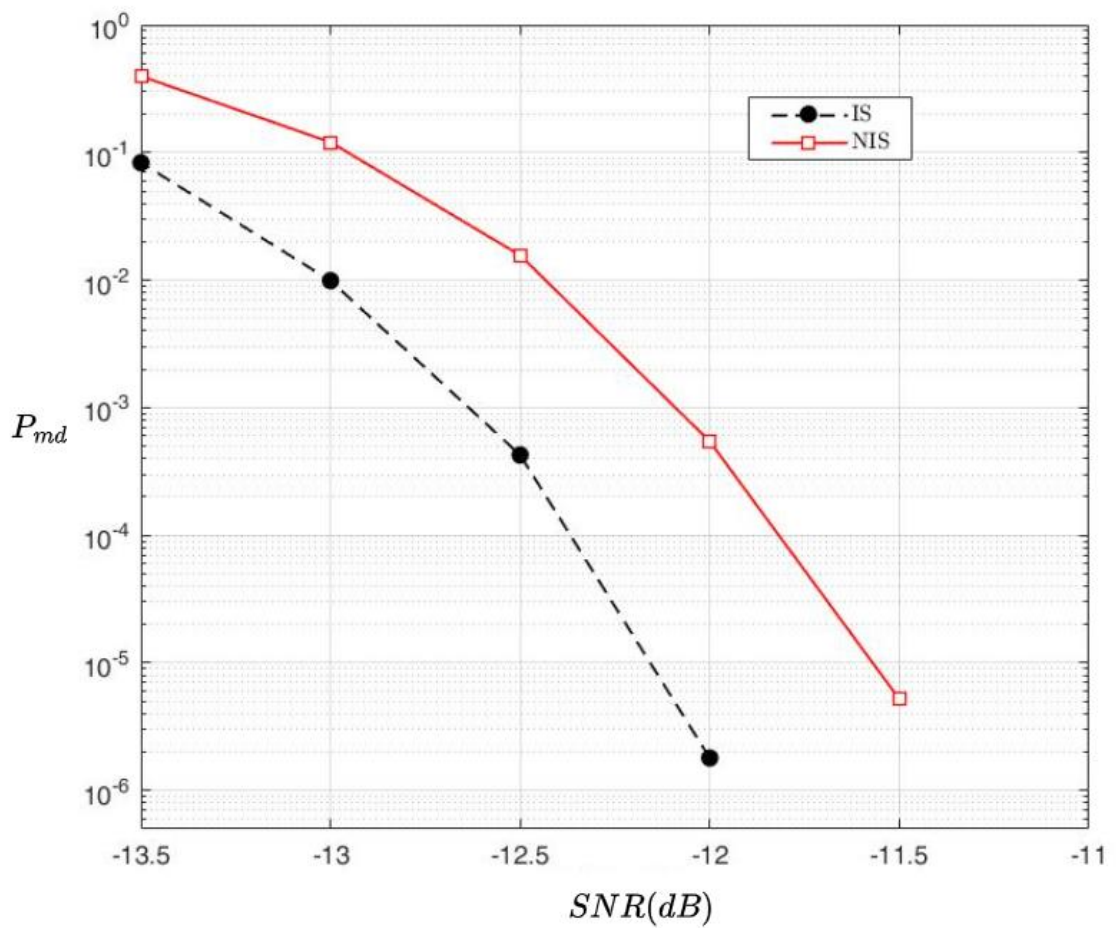
La Figura 23 muestra la distribución de los puntos de la Función de Puntuación utilizando el método k-means clustering con relación a las simulaciones de Monte Carlo, se demuestra gráficamente que la distribución de los clústeres de color azul y rojo están mejor distribuidos, la separación de ambos clústeres hace que la detección logre mejores rendimientos.

## Capítulo IV. Análisis y discusión de resultados

En este capítulo se explica a detalle los rendimientos obtenidos por cada algoritmo de detección mediante curvas ROC. Para obtener los resultados de esta tesis, se considera la transmisión de una trama QCSP de  $N = 120$  símbolos para una secuencia inicial  $P_0$  en un campo de Galois ( $q = 64$ ),  $n_0=0$  y  $f_m=1/(8q)$ .

**Figura 24**

*Curvas ROC para los algoritmos de detección IS y NIS.*

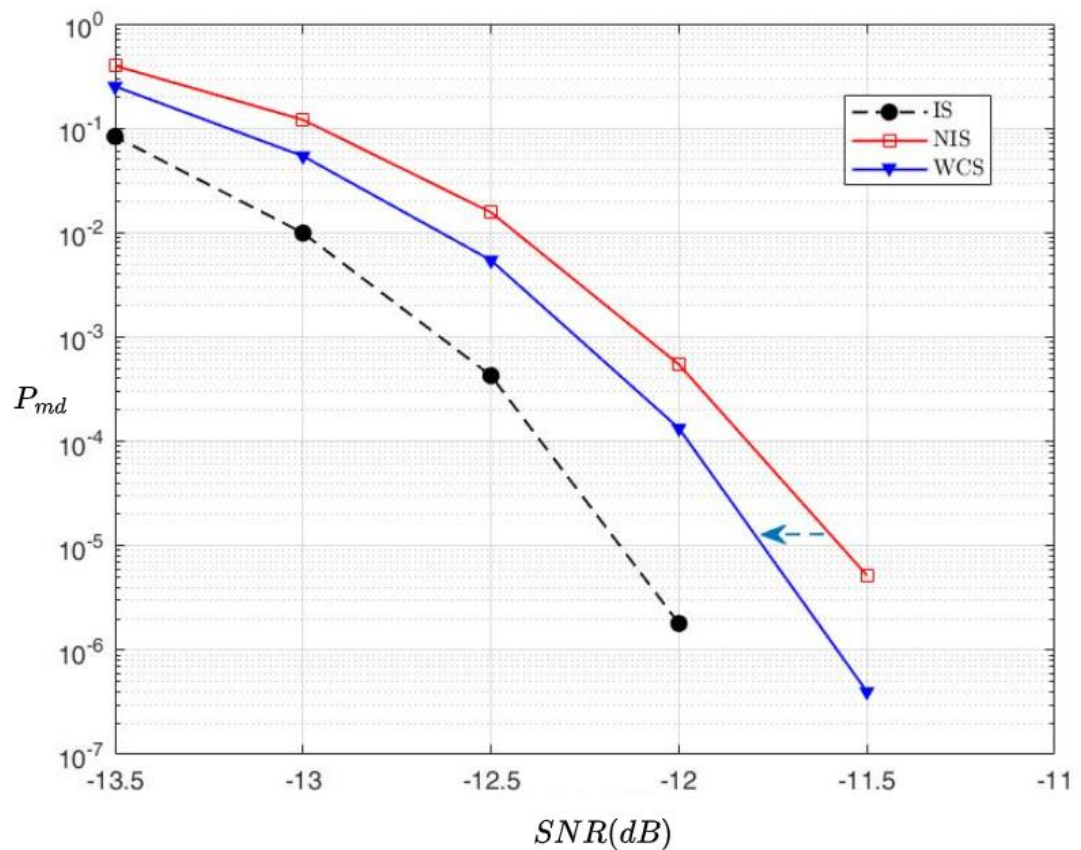


*Nota: Esta gráfica muestra los valores de probabilidades de pérdida de detección ( $P_{md}$ ) por cada valor de  $SNR$  (dB), considerando una probabilidad de falsa alarma ( $P_{fa}$ ) igual a  $10^{-5}$ .*

En la Figura 24, se ilustran las curvas ROC de los resultados de las simulaciones de Monte Carlo del algoritmo de detección por Suma Incoherente (IS) y del algoritmo de Detección por Suma Incoherente Normalizado (NIS). Además, notamos que el algoritmo NIS reduce su rendimiento, a consta de solucionar el problema crítico del problema del factor de escalabilidad causado por las variaciones de la ganancia del canal o por la sensibilidad en el receptor. Es decir, las probabilidades de pérdida de detección de las tramas QCSP aumentan cuando se realiza la normalización.

**Figura 25**

*Curvas ROC para los algoritmos de detección IS, NIS y WCS.*

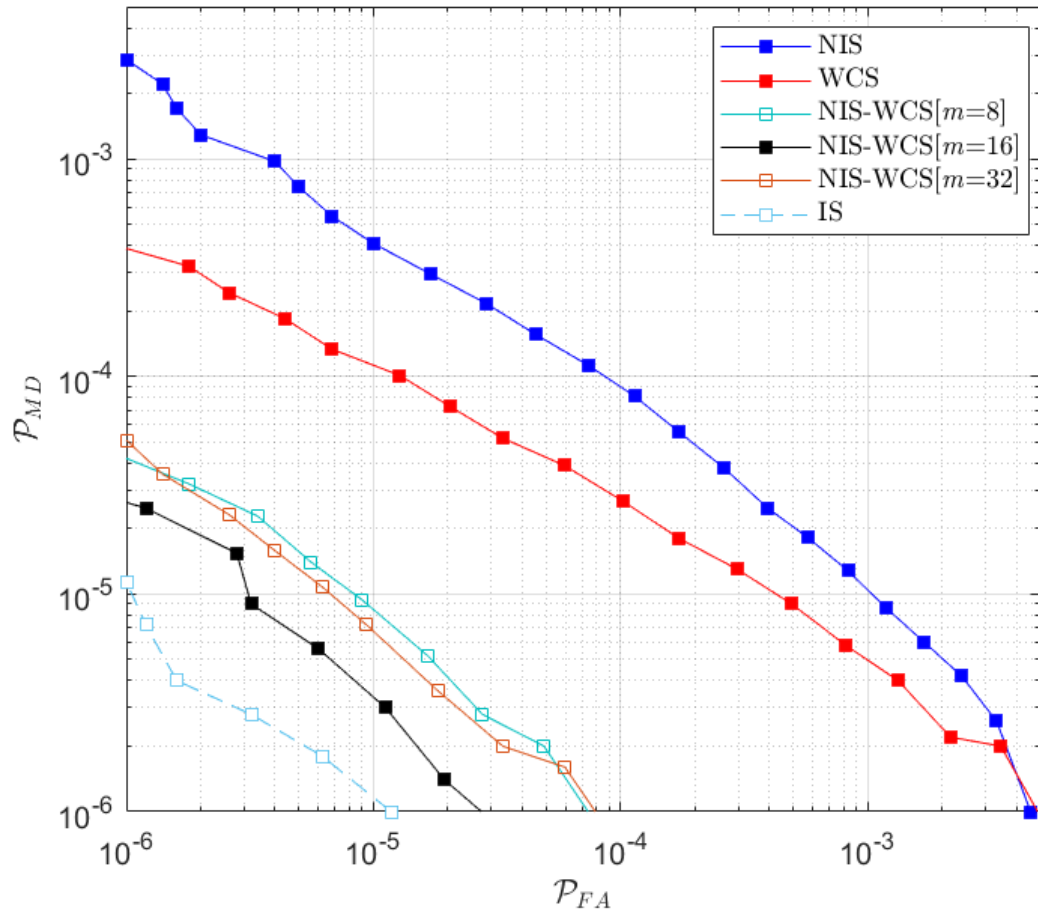


*Nota: Esta gráfica muestra los valores de probabilidades de pérdida de detección ( $P_{md}$ ) por cada valor de SNR (dB), considerando una probabilidad de falsa alarma ( $P_{fa}$ ) igual a  $10^{-5}$ .*

En la Figura 25, se observa que el algoritmo de detección por Suma Coherente Ponderado (WCS) obtiene mejores rendimientos frente al algoritmo por Suma Incoherente Normalizado (NIS); es decir, que las probabilidades de pérdida de detección simplemente disminuyen al utilizar el factor de ponderación. El algoritmo WCS asegura la inmunidad al factor de escala en la señal de entrada gracias a la normalización por símbolo; además, demuestra mejores rendimientos gracias al factor de ponderación utilizado.

**Figura 26**

*Curvas ROC,  $P_{MD}$  vs  $P_{FA}$ .*



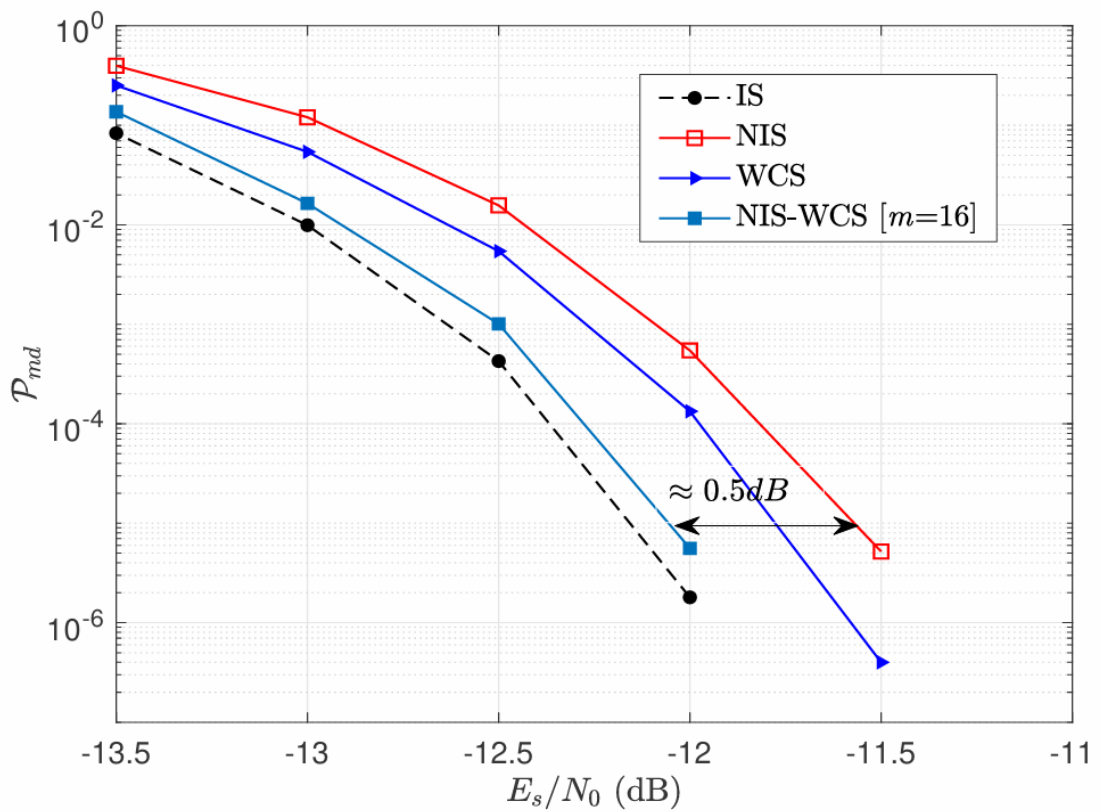
*Nota: Esta gráfica considera un SNR de -12 dB.*

Adicionalmente, esta tesis demuestra que la integración de la función de puntuación del algoritmo de detección por Suma Coherente Ponderado (WCS) y de

la función de puntuación del algoritmo de detección por Suma Incoherente Normalizado (NIS), utilizando el método k-means clustering, logra mejorar significativamente la detección de tramas QCSP. Es decir, las probabilidades de pérdida de detección disminuyen notoriamente. La Figura 26, muestra las curvas ROC como una compensación de las probabilidades de pérdida de detección ( $P_{md}$ ) versus las probabilidades de falsa alarma ( $P_{fa}$ ), utilizando el método k-means clustering para distintos valores de  $m$ . Esta gráfica demuestra que el rendimiento óptimo de detección se logra cuando el valor de  $m$  es 16.

**Figura 27**

*Curvas ROC de los algoritmos IS, NIS, WCS y usando k-means clustering.*



A continuación, se analizan las implicaciones de estos hallazgos, sus limitaciones y posibles direcciones futuras. La sobre-modulación incrementó la separación entre símbolos en el espacio de señales, reduciendo la tasa de error incluso en entornos con alta interferencia y ruido. Este avance es particularmente relevante en comparación con métodos tradicionales, que suelen degradarse en condiciones adversas. La mejora del 15% en precisión confirma que esta técnica no solo optimiza la detección, sino que también aumenta la robustez del sistema, lo que la hace viable para aplicaciones en canales con bajos valores de SNR.

## Conclusiones

En función de los resultados obtenidos y con base en los objetivos planteados, se concluye que:

- La incorporación de la sobre-modulación junto con un factor de ponderación en el nuevo algoritmo de detección constituye una estrategia sumamente eficaz para optimizar el desempeño en la detección de tramas QCSP en entornos muy ruidosos ( $\text{SNR} < 0$ ). Se ha observado que la implementación de la sobre-modulación es fundamental para aumentar la separación entre los símbolos en el espacio de señales, facilitando así su distinción aun en presencia de ruido. Esta mayor separación entre símbolos se traduce directamente en una notable reducción de la tasa de error de bit (BER) y en una mejora significativa de la robustez global del sistema frente a condiciones adversas de propagación.
- El algoritmo de detección propuesto en esta tesis, llamado Suma Coherente Ponderada (WCS), presenta mejores rendimientos frente al algoritmo Suma Incoherente Normalizado (NIS).
- La implementación de k-means clustering ha demostrado ser una estrategia eficaz para reducir las probabilidades de falsa alarma y las probabilidades de pérdida de detección, mejorando significativamente la clasificación de las señales recibidas en el receptor.
- Al combinar linealmente la función de puntuación del algoritmo de Suma Incoherente Normalizada (NIS) y la función de puntuación del algoritmo de Suma Coherente Ponderada (WCS), logra mejorar aún más el rendimiento de detección de tramas QCSP. En la Figura 27 se evidencia que al utilizar el método k-means clustering se obtiene una ganancia de 0,5 dB en la relación señal/ruido (SNR) frente a los rendimientos del algoritmo NIS.

## Recomendaciones

Esta tesis plantea nuevas líneas de investigación en el campo de la detección de tramas QCSP, proponiendo la integración de modelos más sofisticados de inteligencia artificial, como las redes neuronales profundas, con el fin de mejorar aún más la eficacia del sistema. Para continuar con esta investigación, se propone evaluar los métodos de detección propuestos en un canal de desvanecimiento por multitrayecto utilizando simulaciones de Monte Carlo en Matlab. Se recomienda usar un modelo de canal conocido, cuyos valores se muestran en el Anexo 4.

Además, se sugiere evaluar los algoritmos de detección mediante la implementación de un sistema real de comunicación de paquetes QCSP utilizando equipos USRP. Un USRP (Universal Software Radio Peripheral) es un equipo de propósito general utilizado para la implementación de sistemas de Radio Definida por Software (SDR). Su función principal es actuar como un puente entre el dominio analógico, específicamente las señales de radiofrecuencia, y el procesamiento digital llevado a cabo por una computadora o sistema embebido.

Este dispositivo permite transmitir y recibir señales de radio mediante módulos intercambiables, lo que brinda la posibilidad de operar en diferentes bandas de frecuencia. En el contexto de experimentación y desarrollo de algoritmos de procesamiento de señales, el USRP permite trabajar en tiempo real con señales reales del entorno. Esto lo hace particularmente útil para validar esquemas de detección, sincronización, codificación, y otros procesos implicados en la transmisión y recepción de información.

## Referencias bibliográficas

- Abassi, O., Conde-Canencia, L., Mansour, M., & Boutillon, E. (2013). Non-Binary Low-Density Parity-Check coded Cyclic Code-Shift Keying. *2022 IEEE Wireless Communications And Networking Conference (WCNC)*, 3890-3894.  
<https://doi.org/10.1109/wcnc.2013.6555196>
- Bloessl, B., & Dressler, F. (2018). mSync: Physical Layer Frame Synchronization without Preamble Symbols. *IEEE Transactions On Mobile Computing*, 17(10), 2321-2333.  
<https://doi.org/10.1109/tmc.2018.2808968>
- Chugg, K., & Polydoros, A. (1996). MLSE for an unknown channel .I. Optimality considerations. *IEEE Transactions On Communications*, 44(7), 836-846.  
<https://doi.org/10.1109/26.508303>
- Durisi, G., Koch, T., & Popovski, P. (2016). Toward Massive, Ultrareliable, and Low-Latency Wireless Communication With Short Packets. *Proceedings Of The IEEE*, 104(9), 1711-1726. <https://doi.org/10.1109/jproc.2016.2537298>
- Fujita, T., Uchida, D., Fujino, Y., Kagami, O., & Watanabe, K. (2008). A burst modulation/demodulation method for short-packet wireless communication systems. *Asia-Pacific Conference On Communications*, 1-5.  
<http://ieeexplore.ieee.org/iel5/4768556/4773649/04773674.pdf>
- Godard, D. (1980). Self-Recovering Equalization and Carrier Tracking in Two-Dimensional Data Communication Systems. *IRE Transactions On Communications Systems*, 28(11), 1867-1875. <https://doi.org/10.1109/tcom.1980.1094608>

- Polyanskiy, Y. (2012). Asynchronous Communication: Exact Synchronization, Universality, and Dispersion. *IEEE Transactions On Information Theory*, 59(3), 1256-1270. <https://doi.org/10.1109/tit.2012.2230682>
- Saied, K., Ghouwayel, A. C. A., & Boutillon, E. (2022). Short Frame Transmission at Very Low SNR by Associating CCSK Modulation With NB-Code. *IEEE Transactions On Wireless Communications*, 21(9), 7194-7206. <https://doi.org/10.1109/twc.2022.3156628>
- Saied, K., Ghouwayel, A. C. A., & Boutillon, E. (2022c). Phase Synchronization for Non-Binary Coded CCSK Short Frames. *2022 IEEE 95th Vehicular Technology Conference: (VTC2022-Spring)*, 1-7. <https://doi.org/10.1109/vtc2022-spring54318.2022.9860930>
- Saied, K., Camacho, L., & Boutillon, E. (2023). Weighted Coherent Detection of QCSP frames. *2022 IEEE Wireless Communications And Networking Conference (WCNC)*, 1-6. <https://doi.org/10.1109/wcnc55385.2023.10118735>
- Walk, P., Jung, P., Hassibi, B., & Jafarkhani, H. (2020). MOCZ for Blind Short-Packet Communication: Practical Aspects. *IEEE Transactions On Wireless Communications*, 19(10), 6675-6692. <https://doi.org/10.1109/twc.2020.3004588>
- Wang, Y. E., Lin, X., Adhikary, A., Grovlen, A., Sui, Y., Blankenship, Y., Bergman, J., & Razaghi, H. S. (2017). A Primer on 3GPP Narrowband Internet of Things. *IEEE Communications Magazine*, 55(3), 117-123. <https://doi.org/10.1109/mcom.2017.1600510cm>

## **Anexos**

|                                                       |    |
|-------------------------------------------------------|----|
| Anexo 1: Secuencias básicas para modulación CCSK..... | 1  |
| Anexo 2: Secuencias de sobre-modulación.....          | 4  |
| Anexo 3: Códigos en MATLAB.....                       | 5  |
| Anexo 4: Modelos de canal por multitrayecto.....      | 10 |

## Anexo 1: Secuencias básicas para modulación CCSK

**$P_0$  para  $q = 64$**

0111011001011101011001110000010000101110000111011100100001101011

**$P_0$  para  $q = 128$**

1000000100100110100111101110000111111100011101100010100101111101

0101000010110111100111001010110011000001101101011101000110010001

**$P_0$  para  $q = 256$**

0111010101010010010011011010111100100110001000010100100100011010

1010000101010111011011100000011001100111000011001001011000111000

1001111001110010101111010011100110001011000010110000010010011101

1110000110000111010100010111111101111111011110111100000001101110

**$P_0$  para  $q = 512$**

1010000011001000001100011111110001101010011010101101000010111110

0000011111010101101011000100010100000101011000001011011011011000

101110100011001101000000000101111011101100100000011011110111111

1000111010100110001000001011101100011101001011001000011110010010

1011110100011010001110000111100011110011001010100010101111001100

0111011011001000001100010000100000110100100010111001111111110101

0100011100011110011110011001110010010111101110010010010011110010

1110011000110111101100111111011110110000000111110110010101001000

**$P_0$  para  $q = 1024$**

1000010010011010001111001000010010110101110010101101000101011111

0101001100000000111111101110001100011010111011111010110000000001

1100010110100100010001010110000010001011010010001001001100110001  
111010001010110011000111010101101101111100011011101100111011001  
011111001101010001101010000101011100011111011100011111111101110  
0001001010101000001100100100011100011100101010001110000110001100  
1000010011000000000000101010011011110111101001010011101110101001  
0110001100111000001111100111000000110000010001011010101101000110  
1000000101111111110110011011001011001110100010100011100101100101  
0000101101101101001001001000111000111001101011100111010000101001  
1010011100000110001010110000100010101111101011011100011000101100  
1011111111000010111110100000010011011100001010010101000111010100  
1111111010011111101001001110110000000010111111111010011110101011  
1100010011011011111010010011001101110010101100110100010101100101  
1100001111010011101101101100101000110010111000011011100100111111  
1100011011001011001000100010110111011100111010100000111010000001

**$P_0$  para  $q = 2048$**

000101010000011011011010110001101111101011011111010111111110100  
0101100101100001010001111011000001100100011110100101001100100100  
1101011110000010111101110010011110110001110001000010001110111110  
1100101011011111011000010100000111001110001101110100010001101000  
0001001110100011110010011011100010001001001101001000111111111011  
0111100101100101100000001100011011001101101001110001011000001000  
0000101100010010100110111100101110010110111000001011010011101000  
1101111011000000011100101011101100110000101100101000101101101100  
1101110101111101100111101100010001101010011010011001101100010101  
1110111111100000011110001101001000000010001100110101111111010110  
001101110101111011111111101100100000111111111010001100100100101  
110111111001110010011000100001010001011101010110111110010010011

0100101010110100000001111000011111101100011000101001111101011010  
0010000001100111100000000110011110100010011110101100011101011111  
0010011011000010000001010100000000111100011001001011010101011101  
0000010110011001010001100101110101001100111011001011010010101000  
1110100011011010100110010000010001000010001011100100110111001110  
0101111101100111111000001000010101100000011010101101110101111001  
0001100000100101111110110000110011001110100001011011111110100001  
0100010111110111001111010010110011000110100000000110001111100010  
0011010101011101010010101101001001011000000100101110010100010111  
1000011011010100111001001100000110001010110010101101001110001111  
0100000011101010011011110100001101110011111011010111101100001101  
0100011110110110110001010101111011111011101010000111001010001011  
0110101001011000000100001010011001000000101010000100000110100001  
0111111000111001001011100111101101011011000011000001110111000010  
0010000111111100001101001110011011011111011000101101010010001001  
01100011111000011011000001000101100110010011000111011000001111101  
1111100111101011111100101011011100010001011011011100111100001000  
0011111011100011111101000100111110010101000010000011100110111001  
0110000100001100010001110011110001111010001011010000100101011100  
1110100010110010100000101100000111100001011011011110100011001011

## Anexo 2: Secuencias de sobre-modulación

OM sequence for  $N = 60$

**B:** “111101010001110000000010001011001101100001001101110001010010”

OM sequence for  $N = 120$

**B:** “010100111100110011110101000101101011010100000011100011101000000000  
100100100110111101101000110011000101110001110110111010”

## Anexo 3: Códigos en MATLAB

```
1 %function main(Delta_F)
2 %Delta_F : Frequency offset, max rotation of CCSK symbol
3 Delta_F=1/8;
4 %q: length of PN_0
5 q = 64;
6 %N:length of codeword
7 N = 120;
8 T = N*q;
9 %Nb: number of Monte Carlo Simulation
10 Nb = 10^6;
11 %N_fft: value to increase in the number of points to be analyzed
12 N_fft = 4*2^ceil(log2(N));
13 %PN64: sequence PN of 64 bits
14 %Here you can use the data of ANEXO A
15 PN64 = [ ];
16 PN64 = 2*PN64 - 1;
17 %FFT for the detection
18 CONJFFTPN = conj(fft(PN64));
19
20 for i = 1:64
21     P(i,:) = [PN64(i:end) PN64(1:i-1)];
22 end
23 %Get data for each other interval of SNR values
24 for snr = -14:0.5:-10;
25     sigma = sqrt(10^(-snr/10)/2);
26 % start Monte Carlo simulation
27 for k = 1:Nb
28     if mod(k, Nb/20) == 0
29         r = sprintf('Simulation done at %2.1f %%', 100*k/Nb);
30         disp(r);
31         file_name = sprintf('data_snr_m%3d_Freq_%d_main', 10*abs(snr), 1/Delta_F);
32         save(file_name);
33     end
```

```

34 % codeword of 120 bits
35 codeword = randi([1 64],1,N);
36 % phi aleatory : initial phase offset
37 F = (rand(1,1)*Delta_F - Delta_F/2)/64;
38
39 for i = 1:N
40     % W: noise AWGN
41     W = sigma*randn(2,q);
42     W = W(1,:) + 1i*W(2,:);
43     % Fac_norm_W(i): factor of normalization of noise
44     Fac_norm_W(i) = sqrt(W*W')/q;
45     % E_W: signal energy when exist just noise
46     E_W = W*W';
47     % Y: the message to send
48     Y = P(codeword(i),:).*exp( 1i*(i*q + (0:q-1))*2*pi*F) + W;
49     % E_Y: signal energy when just exist the signal
50     E_Y = Y*Y';
51     % factor of normalization of message
52     Fac_norm_Y(i) = sqrt(Y*Y')/q;
53
54     %% when does not exist the signal (i.e. only noise)
55     %First: correlation
56     C_W = ifft( fft(W).*CONJFFTPN);
57     [alpha, I] = max( abs(C_W));
58     % max correlation of noise
59     M_W = C_W(I);
60     gamma_H0(i) = M_W;
61     % find epsilon factor
62     C_W(I) = 0;
63     beta = max( abs( C_W));
64     %epsilon is the weighting factor
65     epsilon_H0(i) = (alpha - beta)/E_W;
66     epsilon2_H0(i) = (alpha - beta)/alpha;
67
68     %% when exists the signal
69     %First: correlation

```

```

70         C_Y          = ifft(fft(Y).*CONJFFTPN);
71         [alpha, I]    = max( abs(C_Y));
72         % max correlatio of signal
73         M_Y          = C_Y(I);
74         gamma_H1(i)   = M_Y;
75         %find epsilon factor
76         C_Y(I)        = 0;
77         beta          = max( abs( C_Y));
78         %epsilon is the weighting factor
79         epsilon_H1(i) = (alpha - beta)/E_Y;
80         epsilon2_H1(i) = (alpha - beta)/alpha;
81
82     end
83
84     %% Method without normalisation (CLASSIC METHOD)
85     %when the signal does not exist (i.e. only noise)
86     score_H0(k) = sum( abs(gamma_H0));
87     %when the signal exists
88     score_H1(k) = sum( abs(gamma_H1));
89
90     %% Method with GN: Global Normalisation (on the whole frame)
91     %when the signal does not exist (i.e. only noise)
92     score_GN_H0(k) = score_H0(k)/sum(Fac_norm_W);
93     %when the signal exists
94     score_GN_H1(k) = score_H1(k)/sum(Fac_norm_Y);
95
96     %% Method with SN: Symbol Normalisation
97     %when the signal does not exist (i.e. only noise)
98     score_SN_H0(k) = sum( abs(gamma_H0)./Fac_norm_W);
99     %when the signal exists
100    score_SN_H1(k) = sum( abs(gamma_H1)./Fac_norm_Y);
101
102    %% Method with WSN: Weighted Symbol Normalisation
103    %when the signal does not exist (i.e. only noise)
104    score_WSN_H0(k) = sum( epsilon_H0.*abs(gamma_H0)./Fac_norm_W);
105    %when the signal exists

```

```

106     score_WSN_H1(k) = sum( epsilon_H1.*abs(gamma_H1)./Fac_norm_Y);
107
108
109     %% Method with Over-Modulation without normalisation
110     % Index of values compatible with maximum offset frequency
111     FFT_ind      = [1:(N_fft*Delta_F/2+1) (1 + N_fft*(1 - Delta_F/2)):N_fft];
112     %when the signal does not exist (i.e. only noise)
113     FFT_H0       = abs(fft( gamma_H0, N_fft));
114     score_OM_H0(k) = max( [ FFT_H0(FFT_ind)]);
115     %when the signal exists
116     FFT_H1       = abs(fft( gamma_H1, N_fft));
117     score_OM_H1(k) = max( [ FFT_H1(FFT_ind)]);
118
119     %% Method with OM and global normalisation (GN&OM)
120     %when the signal does not exist (i.e. only noise)
121     score_GN_OM_H0(k) = score_OM_H0(k)/sum( Fac_norm_W);
122     %when the signal exists
123     score_GN_OM_H1(k) = score_OM_H1(k)/sum( Fac_norm_Y);
124
125     %% Method with OM, and symbol normalisation (SN&OM)
126     %when the signal does not exist (i.e. only noise)
127     FFT_H0       = abs(fft( gamma_H0./Fac_norm_W, N_fft));
128     score_SN_OM_H0(k) = max( [ FFT_H0(FFT_ind)]);
129     %when the signal exists
130     FFT_H1       = abs(fft( gamma_H1./Fac_norm_Y, N_fft));
131     score_SN_OM_H1(k) = max( [ FFT_H1(FFT_ind)]);
132
133     %% Method with OM and weighted symbol normalisation (WSN&OM)
134     %using Energy(Y_k) in epsilon
135     %when the signal does not exist (i.e. only noise)
136     FFT_H0       = abs(fft( epsilon_H0.*gamma_H0./Fac_norm_W, N_fft));
137     score_WSN_OM_H0_energy(k) = max( [ FFT_H0(FFT_ind)]);
138     %when the signal exists
139     FFT_H1       = abs(fft( epsilon_H1.*gamma_H1./Fac_norm_Y, N_fft));
140     score_WSN_OM_H1_energy(k) = max( [ FFT_H1(FFT_ind)]);
141

```

```

142    %% Method with OM and weighted symbol normalisation
143    %using alpha in epsilon
144    %when the signal does not exist (i.e. only noise)
145    FFT_H0          = abs(fft( epsilon2_H0.*gamma_H0./Fac_norm_W, N_fft));
146    score_WSN_OM_H0_alpha(k) = max( [ FFT_H0(FFT_ind)]);
147    %when the signal exists
148    FFT_H1          = abs(fft( epsilon2_H1.*gamma_H1./Fac_norm_Y, N_fft));
149    score_WSN_OM_H1_alpha(k) = max( [ FFT_H1(FFT_ind)]);
150
151    end
152
153 end

```

## Anexo 4: Modelos de canal por multitrayecto

### Extended Pedestrian A model (EPA)

| Excess tap delay [ns] | Relative power [dB] |
|-----------------------|---------------------|
| 0                     | 0.0                 |
| 30                    | -1.0                |
| 70                    | -2.0                |
| 90                    | -3.0                |
| 110                   | -8.0                |
| 190                   | -17.2               |
| 410                   | -20.8               |

### Extended Vehicular A model (EVA)

| Excess tap delay [ns] | Relative power [dB] |
|-----------------------|---------------------|
| 0                     | 0.0                 |
| 30                    | -1.5                |
| 150                   | -1.4                |
| 310                   | -3.6                |
| 370                   | -0.6                |
| 710                   | -9.1                |
| 1090                  | -7.0                |
| 1730                  | -12.0               |
| 2510                  | -16.9               |

### Extended Typical Urban model (ETU)

| Excess tap delay [ns] | Relative power [dB] |
|-----------------------|---------------------|
| 0                     | -1.0                |
| 50                    | -1.0                |
| 120                   | -1.0                |
| 200                   | 0.0                 |
| 230                   | 0.0                 |
| 500                   | 0.0                 |
| 1600                  | -3.0                |
| 2300                  | -5.0                |
| 5000                  | -7.0                |