

Sistema de comunicaciones OFDM con estimación de canal y ecualización LS y MMSE

OFDM Communications System with Channel Estimation and LS and MMSE Equalization

Martín Josa¹

*Ingeniería en Telecomunicaciones /
artículo científico*

Citar: Josa, M. (2025). Sistema
de Comunicaciones OFDM con
Estimación de canal y Ecualización
LS y MMSE.

Cuadernos de Ingeniería (16).
<http://revistas.ucasal.edu.ar>

Recibido: octubre/2025

Aceptado: diciembre/2025

Resumen

En este trabajo se implementa y evalúa un sistema OFDM en banda base sobre un canal Rayleigh multitrayectoria, al comparar dos estrategias de estimación de canal asistida por pilotos: mínimos cuadrados (LS) con interpolación en frecuencia y la estimación lineal de mínimo error cuadrático medio (LMMSE), que se basa en el perfil de retardo de potencia del canal. El sistema considera modulaciones BPSK, QPSK, 16-QAM, 64-QAM, 256-QAM y 1024-QAM y utiliza numerologías inspiradas en estándares IEEE 802.11. El desempeño se analiza mediante simulaciones Monte Carlo bajo distintas densidades de pilotos y valores de SNR, que evalúan las métricas de tasa de error de bit (BER), el error vectorial medio (EVM), la complejidad computacional y la eficiencia espectral. Los resultados muestran que el estimador LS mejora al incrementar la densidad de pilotos, aunque puede presentar pisos de BER bajo alta selectividad en frecuencia. En contraste, el estimador LMMSE reduce de modo sistemático la BER y el EVM, en especial con pilotos escasos, debido a la explotación de la correlación espectral del canal. Asimismo, se observa el compromiso entre precisión de estimación, complejidad computacional y sobrecarga de pilotos en sistemas OFDM modernos.

Palabras clave: OFDM (*Orthogonal-Frequency-Division-Multiplexing*); LS (Least Squares); LMMSE (*Linear Minimum Mean Square Error*); Rayleigh multitrayectoria; BER.

Abstract

This work implements and evaluates a baseband OFDM system operating over a multipath Rayleigh fading channel, comparing two pilot-assisted channel estimation strategies: Least Squares (LS) with frequency-domain interpolation and Linear Minimum Mean Square Error

¹ Universidad Católica de Salta

(LMMSE) estimation based on the channel power delay profile. The system considers BPSK, QPSK, 16-QAM, 64-QAM, 256-QAM, and 1024-QAM modulation schemes using WiFi-inspired OFDM numerologies derived from IEEE 802.11 standards. Performance is assessed through Monte Carlo simulations under different pilot densities and SNR conditions by evaluating bit error rate (BER), error vector magnitude (EVM), computational complexity, and spectral efficiency. Results show that LS improves as pilot density increases, although BER floors may appear under severe frequency selectivity. In contrast, the

PDP-based LMMSE estimator systematically reduces BER and EVM, particularly under sparse pilot configurations, by exploiting the channel spectral correlation introduced by multipath propagation. Additionally, the study highlights the trade-off between estimation accuracy, computational complexity, and pilot overhead in modern OFDM systems.

Keywords: OFDM (*Orthogonal-Frequency-Division-Multiplexing*); LS (*Least Squares*); LMMSE (*Linear Minimum Mean Square Error*); Rayleigh multitrayectoria; BER.

1. Introducción

En sistemas de comunicaciones inalámbricas, el canal de propagación introduce fenómenos de multitrayectoria, desvanecimiento y ruido que degradan la integridad de la señal transmitida. En particular, la propagación multitrayectoria puede generar selectividad en frecuencia y variaciones temporales del canal, lo que afecta de manera significativa al desempeño del receptor digital. Bajo estas condiciones, la señal recibida puede experimentar interferencia intersimbólica (ISI), fluctuaciones de amplitud y rotaciones de fase que incrementan la tasa de error de bit (BER). Por esta razón, la estimación y la ecualización de canal constituyen etapas fundamentales en sistemas de comunicaciones digitales modernos (Proakis & Salehi, 2002; Haykin, 2013).

Dentro de este contexto, Orthogonal Frequency Division Multiplexing (OFDM, por sus siglas en inglés) se ha consolidado como una de las técnicas de transmisión más utilizadas en sistemas inalámbricos de banda ancha debido a su elevada eficiencia espectral y robustez frente a canales dispersivos. OFDM divide el flujo de datos en múltiples subportadoras ortogonales, lo que permite transmitir información en paralelo y simplificar de manera considerable el proceso de ecualización. Esta característica ha motivado su adopción en estándares modernos como IEEE 802.11ax (Wi-Fi 6), LTE y sistemas 5G, donde se emplean modulaciones de alto orden y esquemas OFDMA con el objetivo de maximizar la eficiencia espectral (Khorov et al., 2019).

El mecanismo central que habilita esta simplificación es el uso del prefijo cíclico (CP). Al anteponer una copia del final del símbolo OFDM en el dominio temporal, el CP actúa como intervalo de guarda entre símbolos consecutivos. Puede demostrarse que, si el canal satisface la siguiente condición:

$$\tau_{max} < T_{CP} \quad (1)$$

donde τ_{max} representa el máximo retardo del canal y T_{CP} la duración del prefijo cíclico, la convolución lineal entre la señal transmitida y el canal puede modelarse como una convolución

circular dentro del intervalo útil del símbolo OFDM. Bajo esta hipótesis, se preserva la ortogonalidad entre subportadoras y se procura evitar la aparición de ISI e interferencia entre portadoras (ICI) en el dominio de la FFT (Proakis & Salehi, 2002; Rey Micolau & Villares Piera, s. f.).

En consecuencia, el sistema puede representarse en frecuencia mediante el siguiente modelo multiplicativo por subportadora:

$$Y[k] = H[k]X[k] + W[k] \quad (2)$$

$X[k]$ es el símbolo transmitido, $H[k]$ la respuesta en frecuencia del canal y $W[k]$ el ruido aditivo complejo. Bajo este modelo, la ecualización se reduce a una ecualización de un coeficiente por subportadora (*one-tap* equalization), lo que simplifica de forma considerable la complejidad del receptor OFDM.

Sin embargo, con el propósito de aplicar dicho ecualizador, es indispensable disponer de una estimación precisa de $H[k]$, ya que errores en la estimación del canal se traducen directamente en la degradación de la BER, la dispersión de la constelación y el aumento del error vectorial (EVM). En sistemas prácticos, esta estimación se realiza mediante la inserción de subportadoras piloto conocidas, al estimar el canal sobre dichas portadoras y al extender posteriormente la estimación hacia las subportadoras de datos.

Entre los métodos de estimación más utilizados se encuentran el estimador de mínimos cuadrados (LS) y el estimador lineal de mínimo error cuadrático medio (LMMSE). El método LS presenta baja complejidad computacional y obtiene la estimación del canal mediante división directa sobre las subportadoras piloto, al más tarde reconstruir la respuesta completa mediante interpolación. Por otro lado, el estimador LMMSE incorpora información estadística del canal y del ruido a través de matrices de correlación, reduce así el error residual de estimación y mejora el desempeño, en especial en escenarios con baja densidad de pilotos o elevada selectividad frecuencial (van de Beek et al., 1997).

No obstante, los estimadores basados en información estadística del canal presentan una complejidad computacional mayor que los métodos LS convencionales debido a las operaciones matriciales requeridas. Este compromiso entre precisión de estimación y costo computacional resulta especialmente relevante en sistemas OFDM modernos que utilizan modulaciones de alta eficiencia espectral y numerologías de elevada densidad de subportadoras.

En los últimos años, la estimación de canal en sistemas OFDM ha constituido un área activa de investigación debido a la creciente demanda de eficiencia espectral y robustez en sistemas inalámbricos de nueva generación. Diversos trabajos recientes han propuesto variantes LMMSE de baja complejidad, técnicas basadas en DFT y enfoques asistidos por aprendizaje automático para sistemas OFDM y MIMO-OFDM orientados a aplicaciones 5G y *beyond* 5G (Patra et al., 2022; Martín-Vega & Gómez, 2021; Le et al., 2021). Sin embargo, existe menor cantidad de estudios comparativos que evalúen de modo simultáneo BER, EVM, la eficiencia espectral y la complejidad computacional bajo un mismo marco OFDM inspirado en estándares wifi modernos.

En consecuencia, el objetivo de este trabajo es comparar, bajo un mismo marco de simulación y mediante ensayos Monte Carlo, el desempeño de dos esquemas de estimación de canal asistidos

por pilotos en sistemas OFDM inspirados en estándares wifi: un estimador LS con interpolación en frecuencia tipo pchip y un estimador LMMSE basado en PDP, implementado como filtro de Wiener en el dominio de la frecuencia.

Las principales contribuciones de este trabajo pueden resumirse en los siguientes aspectos:

- i. la implementación y la comparación de estimadores LS y LMMSE dentro de un mismo marco OFDM consistente con sistemas wifi modernos;
- ii. el análisis del impacto de la densidad de pilotos sobre BER, EVM y la eficiencia espectral;
- iii. la incorporación de una evaluación experimental de complejidad computacional basada en tiempos de ejecución en MATLAB;
- iv. la evaluación del desempeño para modulaciones de alta eficiencia espectral, lo que incluye a 1024-QAM;
- v. el análisis complementario del desempeño bajo canales dinámicos con Doppler.

El resto del artículo se organiza de la siguiente manera. En la Sección 2 se presenta el modelo del sistema OFDM y la formulación matemática de los estimadores empleados. La Sección 3 describe la metodología de simulación y los parámetros considerados en los experimentos Monte Carlo. En la Sección 4 se presentan y analizan los resultados obtenidos en términos de BER, EVM, la eficiencia espectral y la complejidad computacional. Además, se desarrolla el experimento para canales dinámicos. Por último, la Sección 5 resume las principales conclusiones y las posibles líneas de trabajo futuro.

2. Marco teórico

2.1. Modelo general del sistema OFDM

La Figura 1 presenta el diagrama en bloques general del sistema OFDM implementado en este trabajo, lo que comprende las etapas de transmisión, la propagación sobre canal Rayleigh multitrayectoria y el procesamiento en recepción.

En transmisión, la secuencia binaria se agrupa y modula al utilizar distintos esquemas digitales (BPSK, QPSK y M-QAM). Posteriormente, los símbolos modulados se asignan sobre las subportadoras OFDM junto con las subportadoras piloto destinadas a la estimación de canal. La señal OFDM temporal se obtiene mediante una IFFT y luego se añade el CP.

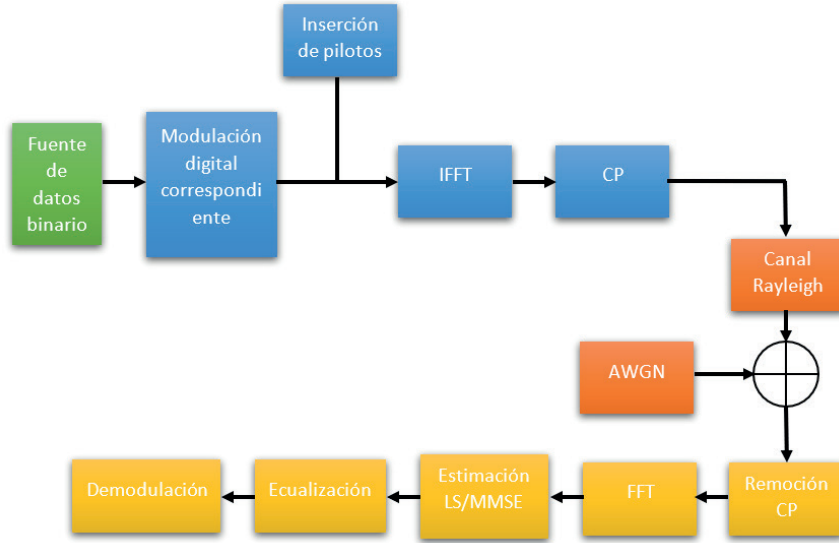


Figura 1. Modelo general del sistema OFDM.

La señal transmitida atraviesa un canal Rayleigh multitrayectoria con ruido aditivo gaussiano complejo (AWGN) y modela escenarios inalámbricos selectivos en frecuencia. En el receptor, se realiza la eliminación del CP y la aplicación de FFT a fin de recuperar las subportadoras en frecuencia.

A continuación, se estima la respuesta del canal mediante los métodos LS o LMMSE. Por último, se aplica ecualización *one-tap*, demodulación y cálculo de métricas de desempeño como BER y EVM.

2.2. Modelo OFDM con prefijo cíclico

En sistemas OFDM, el prefijo cíclico permite mitigar los efectos de la propagación multitrayectoria y preservar la ortogonalidad entre subportadoras frente a retardos dispersivos del canal. Bajo condiciones de dispersión temporal severa, la pérdida de ortogonalidad puede incluir ISI e ICI (Proakis & Salehi, 2002; Sklar, 2001; van de Beek et al., 1997).

El símbolo OFDM en banda base definido (bajo la convención IDFT) se representa del siguiente modo:

$$x[n] = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=0}^{N-1} X[k] e^{j2\pi \frac{k}{N} n}, \quad 0 \leq n < N, \quad (3)$$

$X[k]$ son los símbolos modulados en cada subportadora, N es el número de subportadoras y $x[n]$ representa la secuencia temporal del símbolo (Proakis, 2008; van de Beek et al., 1997).

El prefijo cíclico se introduce al copiar las últimas N_{CP} muestras del símbolo y las antepone al inicio, lo que origina un intervalo de guarda. En estándares y diseños prácticos de OFDM, la duración del CP suele elegirse como una fracción del símbolo útil (por ejemplo, 1/4 o 1/8), según el compromiso entre robustez a multitrayectoria y eficiencia espectral (Keysight Technologies, s. f.; Hajjar, s. f.). La señal transmitida queda de la siguiente manera:

$$x_{CP}[n] = \begin{cases} x[n + N - N_{CP}], & 0 \leq n < N_{CP} \\ x[n - N_{CP}], & N_{CP} \leq n < N + N_{CP} \end{cases}, \quad (4)$$

Así, la longitud total del símbolo transmitido es $N + N_{CP}$. Gracias a este mecanismo, las réplicas retardadas de la señal quedan contenidas dentro del prefijo siempre que el retardo máximo del canal sea menor que su longitud. En el receptor, el prefijo se descarta antes del procesamiento, de modo que la parte afectada por la interferencia no impacta en el símbolo útil.

El canal *multipath* discreto puede modelarse de la siguiente forma:

$$h[n] = \sum_{l=0}^{L-1} h_l \delta[n - \tau_l] \quad (5)$$

h_l son los coeficientes complejos de cada trayectoria y τ_l sus retardos asociados (en segundos o en muestras). En este trabajo se consideran retardos discretos como múltiplos de T_s . La señal recibida se expresa del siguiente modo:

$$y[n] = \sum_{l=0}^{L-1} h_l x_{CP}[n - \tau_l] + w[n] \quad (6)$$

$w[n]$ es el ruido aditivo gausseano.

Como se mencionó, la condición fundamental para la correcta eliminación de la ISI entre símbolos OFDM es $\tau_{max} < N_{CP}$ (en muestras) equivalente a $\tau_{max} < T_{CP}$ (en segundos), donde τ_{max} es el retardo máximo del canal y $T_{CP} = N_{CP}T_s$ (van de Beek et al., 1997; Keysight Technologies, s. f.). Bajo esta condición, las réplicas retardadas del símbolo quedan contenidas dentro del CP y no contaminan el bloque útil.

Al descartar el CP en el receptor y aplicar la transformada rápida de Fourier (FFT), la convolución lineal entre la señal transmitida y el canal puede tratarse como convolución circular sobre la parte útil. En consecuencia, el modelo por subportadora se escribe como en la ecuación (2). Esto implica que cada subportadora se ve afectada principalmente por un factor complejo multiplicativo, lo que habilita la ecualización de baja complejidad (*one-tap*) y preserva la ortogonalidad cuando se cumple la condición del CP, lo que resulta en la mitigación de la ICI (van de Beek et al., 1997; Proakis, 2008).

En consecuencia, el uso del prefijo cíclico permite desacoplar el canal selectivo en frecuencia en un conjunto de subcanales planos independientes, lo que habilita una ecualización de baja complejidad por subportadora. No obstante, su incorporación reduce la eficiencia espectral al introducir sobrecarga, por lo que su longitud debe seleccionarse como un compromiso entre robustez y eficiencia (Proakis & Salehi, 2002; Keysight Technologies, s. f.).

2.3. Estimación de canal LS

A partir del modelo OFDM con prefijo cíclico, y bajo el supuesto de que se cumple $\tau_{max} < T_{CP}$, la relación por subportadora en el dominio de la frecuencia puede escribirse como la ecuación (1) (van de Beek et al., 1997; Proakis & Salehi, 2002). En particular, para las subportadoras piloto (índice p), cuyo símbolo transmitido $X[p]$ resulta conocido en el receptor, por lo que se obtiene:

$$Y[p] = H[p]X[p] + W[p] \quad (7)$$

El algoritmo de mínimos cuadrados busca obtener una estimación $\hat{\mathbf{h}}_p$ que minimice el error cuadrático entre el vector recibido y el modelo lineal. En notación vectorial sobre el conjunto de pilotos, puede formularse de la siguiente manera (Proakis, 2008; Rey Micolau & Villares Piera, s. f.):

$$\hat{\mathbf{h}}_p = \underset{\mathbf{h}_p}{\operatorname{argmin}} \|\mathbf{y}_p - \mathbf{X}_p \mathbf{h}_p\|^2 \quad (8)$$

El operador $\underset{\mathbf{h}}{\operatorname{argmin}}$ significa “el valor de $\mathbf{h}$ que minimiza esa diferencia”.

$\mathbf{y}_p$ contiene las observaciones en las subportadoras piloto, $\mathbf{h}_p$ la respuesta del canal en dichos pilotos y $\mathbf{X}_p = \operatorname{diag}\{X[p]\}$ es una matriz diagonal que contiene los pilotos transmitidos (Proakis, 2008; Rey Micolau & Villares Piera, s. f.).

Con el objetivo de minimizar, la solución LS se obtiene al derivar la función de costo y al igualarla a cero:

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{h}_p} = -2\mathbf{X}_p^H (\mathbf{y}_p - \mathbf{X}_p \mathbf{h}_p) = 0 \Rightarrow \mathbf{X}_p^H \mathbf{y}_p = \mathbf{X}_p^H \mathbf{X}_p \mathbf{h}_p, \quad (9)$$

Por lo tanto, (Proakis, 2008; Haykin, 2013):

$$\hat{\mathbf{h}}_p = (\mathbf{X}_p^H \mathbf{X}_p)^{-1} \mathbf{X}_p^H \mathbf{y}_p \quad (10)$$

Dado que $\mathbf{X}_p$ es diagonal, la solución se desacopla por subportadora piloto del siguiente modo:

$$\hat{H}[p] = \frac{Y[p]}{X[p]} \quad (11)$$

El estimador LS en OFDM consiste en la división de la señal recibida por el piloto transmitido en cada subportadora (van de Beek et al., 1997; Rey Micolau & Villares Piera, s. f.).

Por último, la estimación del canal sobre todas las subportadoras se obtiene mediante interpolación en frecuencia a partir de los valores estimados en las posiciones piloto. En este trabajo se emplea interpolación tipo pchip debido a su suavidad y estabilidad numérica. Posteriormente, se aplica ecualización *one-tap* por subportadora de la siguiente manera:

$$\hat{X}[k] = \frac{Y[k]}{\hat{H}[k]}, \quad k \in \mathcal{D} \quad (12)$$

$\mathcal{D}$ es el conjunto de subportadoras de datos. El estimador LS es simple en términos conceptuales y carece de sesgos bajo el modelo lineal, pero no incorpora de manera explícita información estadística del canal ni del ruido; por ello su varianza depende directamente del nivel de ruido, y su desempeño queda condicionado por la densidad de pilotos y el método de interpolación utilizado (van de Beek et al., 1997; Jacob, s. f.; Proakis & Salehi, 2002).

2.4. Estimación LMMSE basada en PDP

Bajo la hipótesis $\tau_{max} < T_{CP}$, a partir del modelo OFDM expresado en la ecuación (1) y, en especial, para las subportadoras piloto $\mathbf{p}$ como en la ecuación (7) y mediante una representación vectorial, se define el vector de observaciones en pilotos $\mathbf{y}_p \in \mathbb{C}^{P \times 1}$, el vector de canal en pilotos $\mathbf{h}_p \in \mathbb{C}^{P \times 1}$ y la matriz diagonal $\mathbf{X}_p = \text{diag}\{X[p]\}$, se obtiene lo siguiente:

$$\mathbf{y}_p = \mathbf{X}_p \mathbf{h}_p + \mathbf{n}_p \quad (13)$$

$\mathbf{n}_p$ es ruido AWGN complejo circular (Proakis, 2008; Haykin, 2013).

2.4.1. Formulación del estimador lineal MMSE

LMMSE busca una estimación lineal de la siguiente forma:

$$\hat{\mathbf{h}} = \mathbf{A} \mathbf{y}_p \quad (14)$$

De ese modo, se minimiza el error cuadrático medio de la siguiente manera:

$$\mathbf{A}_{LMMSE} = \arg \min_{\mathbf{A}} \mathbb{E} \left\{ \|\mathbf{h} - \mathbf{A} \mathbf{y}_p\|^2 \right\} \quad (15)$$

La solución óptima (tipo filtro de Wiener) se obtiene de la siguiente forma (Haykin, 2013; Proakis, 2008):

$$\mathbf{A}_{LMMSE} = \mathbf{R}_{hy} \mathbf{R}_{yy}^{-1} \quad (16)$$

Donde,

$\mathbf{R}_{yy} = \mathbb{E}\{\mathbf{y}_p \mathbf{y}_p^H\}$ es la autocorrelación de la observación;

$\mathbf{R}_{hy} = \mathbb{E}\{\mathbf{h} \mathbf{y}_p^H\}$ es la correlación cruzada entre el canal a estimar y la observación.

Al implementar $\mathbf{y}_p = \mathbf{X}_p \mathbf{h}_p + \mathbf{n}_p$, y al asumir que existe una independencia entre el canal y el ruido, se obtiene (van de Beek et al., 1997; Jacob, s. f.) lo siguiente:

$$\mathbf{R}_{yy} = \mathbf{X}_p \mathbf{R}_{pp} \mathbf{X}_p^H + \mathbf{R}_{nn}, \quad \mathbf{R}_{hy} = \mathbf{R}_{hp} \mathbf{X}_p^H \quad (17)$$

donde:

$\mathbf{R}_{pp} = \mathbb{E}\{\mathbf{h}_p \mathbf{h}_p^H\}$ es la correlación del canal en pilotos;

$\mathbf{R}_{hp} = \mathbb{E}\{\mathbf{h} \mathbf{h}_p^H\}$ es la correlación entre el canal en todas las subportadoras y el canal en pilotos;

$\mathbf{R}_{nn} = \sigma_n^2 \mathbf{I}$ para AWGN.

Por tanto, el estimador LMMSE para reconstruir el canal completo $\mathbf{h} \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ queda de la siguiente manera:

$$\hat{\mathbf{h}}_{LMMSE} = \mathbf{R}_{hp} \mathbf{X}_p^H (\mathbf{X}_p \mathbf{R}_{pp} \mathbf{X}_p^H + \mathbf{R}_{nn})^{-1} \mathbf{y}_p \quad (18)$$

Si los pilotos tienen módulo unitario (por ejemplo $X[p] = 1$), entonces $\mathbf{X}_p = \mathbf{I}$ y el estimador se simplifica del modo siguiente:

$$\hat{\mathbf{h}}_{LMMSE} = \mathbf{R}_{hp} (\mathbf{R}_{pp} + \sigma_n^2 \mathbf{I})^{-1} \mathbf{y}_p \quad (19)$$

2.4.2. Relación con LS en pilotos

A partir de la estimación LS sobre pilotos definida según la ecuación (10). En forma vectorial, $\hat{\mathbf{h}}_{LS,p} = \mathbf{X}_p^{-1} \mathbf{y}_p$. Tras reemplazar $\mathbf{y}_p = \mathbf{X}_p \hat{\mathbf{h}}_{LS,p}$ en la ecuación (18), se obtiene una forma muy utilizada en la práctica de la siguiente manera:

$$\hat{\mathbf{h}}_{LMMSE} = \mathbf{R}_{hp} (\mathbf{R}_{pp} + \sigma_n^2 \mathbf{I})^{-1} \hat{\mathbf{h}}_{LS,p} \quad (20)$$

Se demuestra que el LMMSE puede interpretarse como un filtrado óptimo aplicado a la estimación LS, al explotar la correlación del canal y el nivel de ruido (Jacob, s. f.; van de Beek et al., 1997).

2.4.3. Construcción de $\mathbf{R}_{HH}$ a partir del PDP (Power Delay Profile)

Con el objetivo de aplicar LMMSE es necesario modelar la correlación del canal en frecuencia. En un canal multitrayectoria discreto con PDP $\{(\tau_l, P_l)\}$, la correlación entre subportadoras puede expresarse de la siguiente manera (van de Beek et al., 1997; Proakis & Salehi, 2002):

$$\mathbf{R}_{HH}[k, m] = \sum_{l=0}^{L-1} P_l e^{-j2\pi\Delta f(k-m)\tau_l} \quad (21)$$

k, m son los índices de las subportadoras donde se mide la correlación, Δf es el espaciamiento entre subportadoras, L número de trayectos (taps), τ_l retardo de la trayectoria l (en segundos), P_l su potencia media (en escala lineal, por lo general, se normaliza $\sum_l P_l = 1$). Con esta matriz $\mathbf{R}_{HH} \in \mathbb{C}^{N \times N}$ se forma lo siguiente:

$$\mathbf{R}_{hp} = \mathbf{R}_{HH}(:, \mathcal{P}), \quad \mathbf{R}_{pp} = \mathbf{R}_{HH}(\mathcal{P}, \mathcal{P}) \quad (22)$$

$\mathcal{P}$ es el conjunto de índices piloto. Esta formulación es coherente con implementaciones prácticas donde el estimador LMMSE “aprovecha” la correlación espectral inducida por el PDP con el fin de reducir el error cuadrático medio (MSE) respecto de LS, en especial cuando el número de pilotos es limitado (Jacob, s. f.; van de Beek et al., 1997).

Por último, una vez obtenida $\hat{\mathbf{H}}[k]$, la ecualización OFDM se realiza por lo general con un ecualizador *one-tap* como el de la ecuación (11) y se procede a la demodulación y al cálculo de BER. En la práctica, para arribar a la estimación de canal en OFDM, se utiliza casi siempre la versión lineal (LMMSE), porque da una expresión cerrada con matrices de correlación y es implementable. Además, si el canal y el ruido se modelan como gaussianos (por ejemplo, canal Rayleigh complejo circular y AWGN), el LMMSE coincide con el MMSE (Haykin, 2013; Proakis, 2008; van de Beek et al., 1997; Jacob, s. f.).

3. Metodología

Esta sección describe la metodología de simulación implementada en MATLAB a fin de evaluar el desempeño de dos esquemas de estimación de canal en sistemas OFDM asistidos por pilotos:

LS con interpolación en frecuencia tipo *pchip* y LMMSE basado en PDP. La evaluación se realizó mediante simulaciones Monte Carlo al tomar en cuenta métricas de BER, EVM, la eficiencia espectral y la complejidad computacional, junto con diagramas de dispersión de constelación para análisis cualitativo del desempeño de ecualización.

3.1. Parámetros del sistema OFDM

Se implementó un sistema OFDM en banda base con frecuencia de muestreo $F_s = 20 \text{ MHz}$. Para las modulaciones BPSK, QPSK, 16-QAM, 64-QAM y 256-QAM se utilizó una configuración inspirada en IEEE 802.11a/g/n/ac del siguiente modo:

$$N = 64, \quad N_{cp} = 16, \quad \Delta f = F_s/N = 312.5 \text{ kHz}.$$

Para la modulación 1024-QAM se empleó una configuración OFDM más densa inspirada en IEEE 802.11ax-like:

$$N = 256, \quad N_{cp} = 64, \quad \Delta f = F_s/N = 78.125 \text{ kHz}.$$

al mantener un ancho de banda total aproximado de 20 MHz y una relación constante $N_{cp}/N = 1/4$.

En ambos casos

$$T_s = \frac{1}{F_s}, \quad T_{CP} = N_{CP}T_s \quad (23)$$

Se evaluaron distintos números de subportadoras piloto:

$$N_p \in \{8, 12, 16\}$$

El número total de bits transmitidos se ajustó a fin de garantizar compatibilidad exacta con la estructura OFDM, a fin de evitar *padding* adicional y garantizar un mapeo consistente de símbolos y subportadoras:

$$N_b^{(tx)} = \left\lceil \frac{N_b}{(N - N_p) \log_2 M} \right\rceil (N - N_p) \log_2 M \quad (24)$$

M representa el orden de la modulación.

3.2. Modulaciones evaluadas

Con el objetivo de representar configuraciones utilizadas en la familia IEEE 802.11, se evaluaron los siguientes esquemas de modulación digital:

$$\text{BPSK, QPSK, 16 - QAM, 64 - QAM, 256 - QAM, 1024 - QAM}$$

En todas las modulaciones QAM se empleó el mapeo Gray y la normalización de potencia promedio unitaria mediante el parámetro `UnitAveragePower`, lo que permitió mantener comparabilidad entre distintos órdenes de modulación.

3.3. Inserción de pilotos y estructura del símbolo OFDM

Para cada símbolo OFDM se construyó el vector de subportadoras $X[k]$ al utilizar N_p subportadoras piloto y $N - N_p$ subportadoras de datos. Las posiciones piloto se distribuyeron casi de manera uniforme sobre el conjunto de subportadoras disponibles, lo que incluía pilotos en los extremos a fin de evitar extrapolación durante la interpolación en frecuencia.

Los símbolos piloto se definieron como constantes unitarias del siguiente modo:

$$X[p] = 1, \quad p \in \mathcal{P}$$

$\mathcal{P}$ representa el conjunto de índices piloto.

La señal OFDM temporal se obtuvo tras aplicar una IFFT con normalización unitaria de la siguiente manera:

$$x[n] = \text{IFFT}\{X[k]\} \cdot \sqrt{N} \quad (25)$$

Por último, se añadió el prefijo cíclico tras copiar las últimas N_{cp} muestras del símbolo OFDM y al anteponerlas al inicio del bloque transmitido.

3.4. Modelo de canal y ruido

El canal de propagación se modeló como un canal Rayleigh multitrayectoria discreto cuasi-estático durante cada símbolo OFDM ($f_D = 0$, equivalente a *Maximum Doppler Shift* nulo), lo que resultó ser coherente con escenarios *indoor* de baja movilidad típicos de redes wifi. Los retardos y las ganancias promedio de las trayectorias se definieron mediante un perfil simplificado de dispersión temporal inspirado en modelos *indoor* IEEE 802.11/TGn reportados en la literatura

(Erceg et al., 2004; Molisch, 2012), ya que se buscaba reproducir un canal selectivo en frecuencia con dispersión temporal moderada del siguiente modo:

$$\tau_l \in \{0, 1, 2, 4, 7\}T_s$$

Y las ganancias promedio en dB:

$$G_l \in \{0, -2, -6, -10, -14\} \text{ dB}$$

$T_s = 1/F_s$ representa el período de muestreo. Las ganancias se convirtieron a escala lineal y normalizadas a fin de construir el PDP utilizado en el estimador LMMSE.

Las gráficas en la Figura 2 exponen la respuesta del canal al impulso y la respuesta del canal en frecuencia, respectivamente.

Se verificó la condición $\tau_{max} < T_{CP}$ a fin de garantizar la validez del modelo OFDM por subportadora y la aplicabilidad de ecualización *one-tap*. El ruido se modeló como AWGN complejo circular de la siguiente manera:

$$w[n] \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_n^2)$$

En la simulación cualitativa se estableció un $SNR_{dB} = 20\text{dB}$ y para el barrido Monte Carlo se utilizó $SNR_{dB} \in [-5, 35] \text{ dB}$. En cualquier caso, se estimó la potencia promedio de señal $P_s = \mathbb{E}\{|s[n]|^2\}$ y se fijó la varianza del ruido complejo AWGN del siguiente modo:

$$\sigma_n^2 = \frac{P_s}{SNR}, \quad SNR = 10^{SNR_{dB}/10} \quad (26)$$

Aunque el presente trabajo se centra principalmente en escenarios cuasiestáticos, acordes con aplicaciones wifi *indoor* de baja movilidad, se incorporó, además, en la Sección 4, un experimento complementario bajo canal variante en el tiempo ($f_D > 0$) con el objetivo de analizar el impacto del Doppler sobre la pérdida de ortogonalidad entre subportadoras y la degradación de la estimación de canal. En dichos escenarios, la densidad temporal y la frecuencial de pilotos adquiere un rol crítico a fin de mantener una estimación confiable del canal y reducir los efectos de ICI.

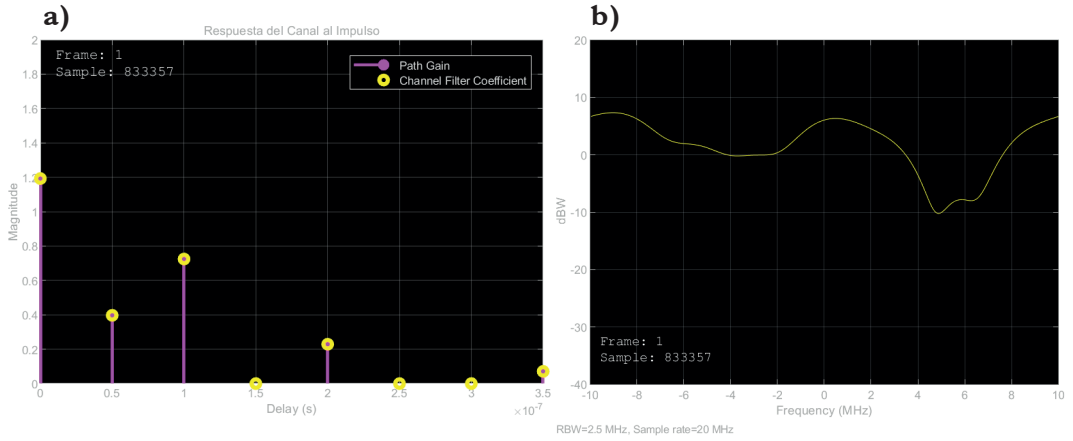


Figura 2. Canal Rayleigh multitrayectoria:

a) Respuesta al impulso / Perfil de retardos de potencia (PDP), b) Respuesta en frecuencia del canal $H[f]$.

3.5. Receptor OFDM

En recepción se realizó segmentación de símbolos OFDM, eliminación del prefijo cíclico y aplicación de FFT unitaria de la siguiente manera:

$$Y[k] = \frac{\text{FFT}\{y[n]\}}{\sqrt{N}} \quad (27)$$

A partir de $Y[k]$ se estimó la respuesta del canal mediante LS o LMMSE y se aplicó ecualización *one-tap* según ecuación (11).

Por último, se extrajeron las subportadoras de datos, se demodularon según el esquema correspondiente y se reconstruyó la secuencia binaria para el cálculo de métricas de desempeño.

3.6. Estimación LS + interpolación *pchip*

La estimación LS en las subportadoras piloto se obtuvo mediante la siguiente fórmula:

$$\hat{H}_{LS}[p] = \frac{Y[p]}{X[p]} \quad (28)$$

Posteriormente, la respuesta completa del canal se reconstruyó mediante la interpolación en frecuencia tipo *pchip* sobre todas las subportadoras.

Con la estimación resultante se aplicó ecualización *one-tap* y la posterior demodulación.

3.7. Estimación LMMSE basada en PDP

El estimador LMMSE se implementó a partir de la estimación LS en pilotos y de la matriz de correlación construida a partir del PDP del siguiente canal:

$$\hat{H}_{LMMSE} = R_{hp} (R_{pp} + \sigma_n^2 I)^{-1} \hat{H}_{LS,p} \quad (29)$$

R_{HH} se construyó a partir del PDP del canal como la ecuación (21).

Las potencias P_l se obtuvieron a partir de G_l y se normalizaron ($\sum_l P_l = 1$). La ecualización posterior se realizó mediante *one-tap* por subportadora.

3.8. Métricas de desempeño

3.8.1. Tasa de error de bit (BER)

La evaluación cuantitativa principal se realizó mediante simulaciones Monte Carlo de BER versus SNR. Para cada combinación de parámetros (N, N_p, SNR_{dB}) se realizaron múltiples realizaciones independientes del canal y del ruido.

La BER se estimó del siguiente modo:

$$BER = \frac{N_{errores}}{N_{bits}} \quad (30)$$

$N_{errores}$ representa el número total de bits erróneos y N_{bits} el número total de bits transmitidos.

3.8.2. Error vectorial medio (EVM)

El desempeño de ecualización también se evaluó mediante el error vectorial medio, definido del siguiente modo:

$$EVM_{RMS} = \sqrt{\frac{\sum_k |\hat{X}[k] - X[k]|^2}{\sum_k |X[k]|^2}} \quad (31)$$

$X[k]$ representa el símbolo ideal transmitido y $\hat{X}[k]$ el símbolo ecualizado recibido.

De la misma manera, el EVM se expresó en decibeles del siguiente modo:

$$EVM_{dB} = 20 \log_{10}(EVM_{RMS}) \quad (32)$$

3.8.3. Eficiencia espectral

La eficiencia espectral efectiva del sistema se estimó considerando los siguientes aspectos de forma simultánea:

- el orden de modulación empleado;
- la fracción de subportadoras destinadas a datos útiles;
- la degradación producida por errores de detección (BER).

$$\eta = \frac{N - N_p}{N} \log_2 M (1 - BER) \quad (33)$$

N_p representa el número de pilotos, M el orden de modulación y BER la tasa de error binaria obtenida debido a la simulación Monte Carlo.

Esta definición permite representar de manera conjunta el impacto del esquema de modulación, la densidad de pilotos y la calidad de estimación de canal sobre la tasa efectiva de transmisión útil.

3.8.4. Complejidad computacional

Además del desempeño BER y EVM, se analizó la complejidad computacional de ambos estimadores.

El estimador LS presenta baja complejidad computacional, dominada principalmente por operaciones de división e interpolación:

$$\mathcal{O}(N_p)$$

Por otro lado, el estimador LMMSE requiere inversión de matrices asociadas a la correlación del siguiente canal:

$$\mathcal{O}(N_p^3)$$

lo cual incrementa significativamente el costo computacional para altas densidades de pilotos.

Asimismo, se realizó *benchmarking* temporal experimental en MATLAB a fin de comparar los tiempos de ejecución promedio de ambos algoritmos bajo distintas configuraciones OFDM.

3.8.5. Histogramas de densidad de constelación

Como complemento a las métricas cuantitativas, se generaron histogramas bidimensionales de densidad de constelación (`histogram2`) a partir de los símbolos ecualizados $\hat{X}[k]$ en el plano complejo. Esta representación permite analizar la distribución espacial de los símbolos recibidos luego del proceso de estimación de canal y ecualización.

Los histogramas se obtuvieron para las distintas modulaciones a considerar en este trabajo, con una configuración de pilotos y SNR representativos (por ejemplo, $N_p = 16$ y $SNR = 20dB$), al comparar los estimadores LS y LMMSE bajo iguales condiciones de simulación. En todos los casos se utilizaron las componentes en fase (I) y cuadratura (Q) de los símbolos ecualizados con el objetivo de construir mapas de densidad normalizados de la constelación recibida.

4. Resultados experimentales

En esta sección se presentan los resultados obtenidos mediante las simulaciones desarrolladas en MATLAB con el propósito de evaluar el desempeño de los estimadores de canal LS + interpolación en frecuencia (*pchip*) y LMMSE basado en PDP en sistemas OFDM inspirados en estándares IEEE 802.11.

El análisis se realizó al utilizar métricas complementarias de desempeño con el objetivo de caracterizar tanto la calidad de la estimación del canal como su impacto sobre la recepción OFDM. En particular, se consideraron los siguientes aspectos:

- histogramas bidimensionales de densidad de constelación, para analizar visualmente la dispersión residual de los símbolos ecualizados;
- curvas BER vs. SNR obtenidas mediante simulación Monte Carlo;
- EVM vs. SNR, como métrica de calidad de modulación, también en simulación Monte Carlo;
- eficiencia espectral efectiva;
- complejidad computacional teórica y experimental de los estimadores.

Del mismo modo, se ensayó el desempeño de estimadores LS y LMMSE para canales dinámicos.

Además, con el fin de contextualizar los resultados alcanzados, las curvas simuladas se comparan con referencias teóricas y con tendencias reportadas en trabajos previos sobre estimación de canal OFDM.

Todos los experimentos se realizaron con la implementación del modelo OFDM presentado en la Sección 2 y el canal Rayleigh multitrayectoria descritos en la Sección 3, al mantener la condición $\tau_{max} < T_{CP}$ con el objetivo de garantizar la validez del modelo por subportadora y la ecualización *one-tap*.

4.1. Evaluación cualitativa mediante histogramas de densidad de constelación

Con el objetivo de analizar de modo visual la calidad de la ecualización y el impacto del error residual de estimación de canal, se utilizaron histogramas bidimensionales de densidad de constelación obtenidos a partir de los símbolos ecualizados $\hat{X}[k]$.

Los histogramas permiten representar la densidad estadística de ocurrencia de los símbolos recibidos sobre el plano IQ, lo que facilita la observación de regiones de dispersión, la concentración

y el solapamiento entre símbolos. Este análisis resulta en particular útil en modulaciones QAM de alto orden, donde la distancia mínima entre símbolos disminuye y el sistema se vuelve más sensible a errores residuales de amplitud y fase.

Para la generación de los histogramas de densidad se consideraron las modulaciones BPSK, QPSK, 16-QAM, 64QAM, 256-QAM. Se utilizó una configuración OFDM con $N = 64$ subportadoras, conforme con sistemas IEEE 802.11a/g/n/ac-like; para la modulación 1024-QAM se empleó $N = 256$ subportadoras, coherente con configuraciones IEEE 802.11ax-like utilizadas en wifi de alta eficiencia.

En todos los casos se fijó lo siguiente:

$$N_P = 16, SNR_{dB} = 25dB$$

Además, se fijaron semillas reproducibles de canal y ruido, con el fin de garantizar una comparación consistente entre LS y LMMSE bajo exactamente la misma realización de señal recibida.

Los pilotos se definieron como símbolos unitarios del siguiente modo:

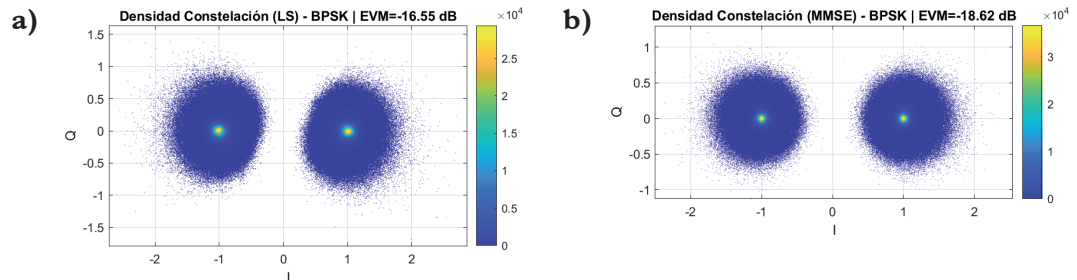
$$X[p] = 1$$

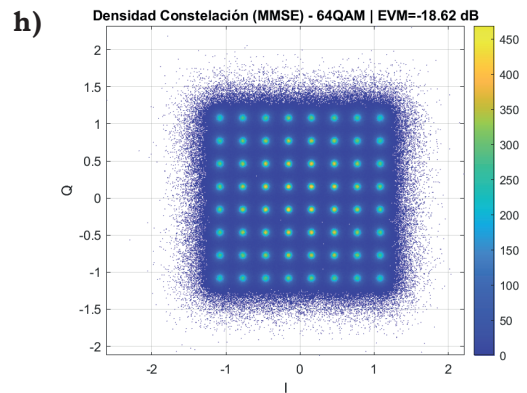
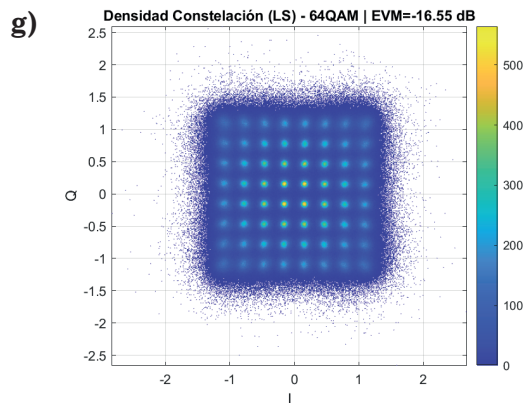
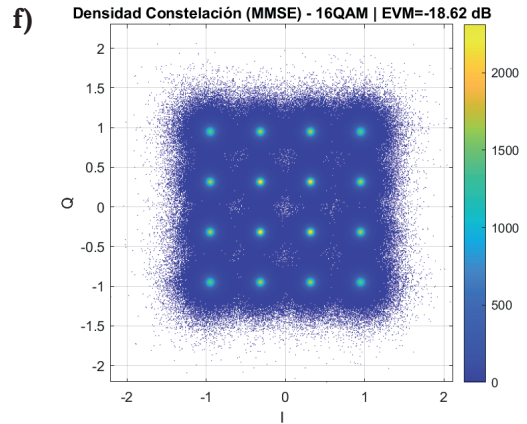
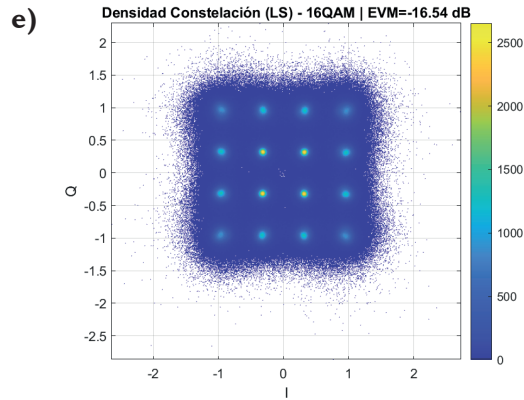
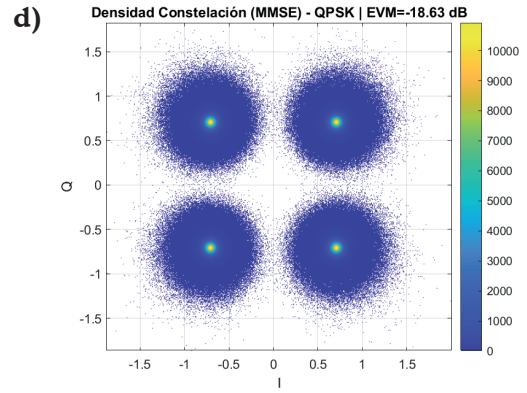
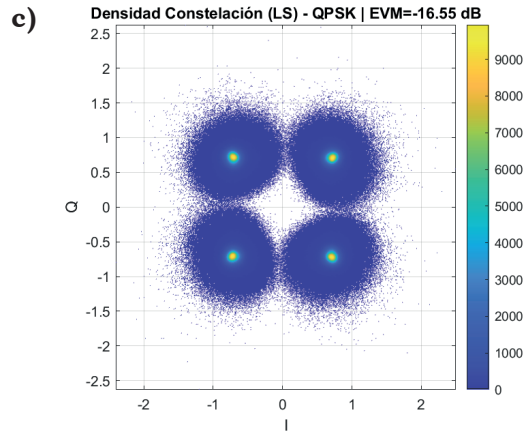
y tan solo se representaron las subportadoras de datos luego de la ecualización *one-tap*.

La Figura 3 presenta los histogramas de densidad de constelación obtenidos para ambos estimadores y para todas las modulaciones evaluadas.

En términos generales, los resultados muestran que el estimador LMMSE produce distribuciones más concentradas alrededor de las posiciones ideales de la constelación, lo que refleja una reducción del error residual de estimación respecto al método LS. Esta diferencia se vuelve más evidente a medida que aumenta el orden de modulación, donde la menor separación entre símbolos incrementa la sensibilidad frente a errores de amplitud y fase.

Asimismo, las mediciones de EVM resultan coherentes con la dispersión observada en los histogramas, lo que demuestra una menor dispersión residual para el estimador LMMSE respecto a LS.





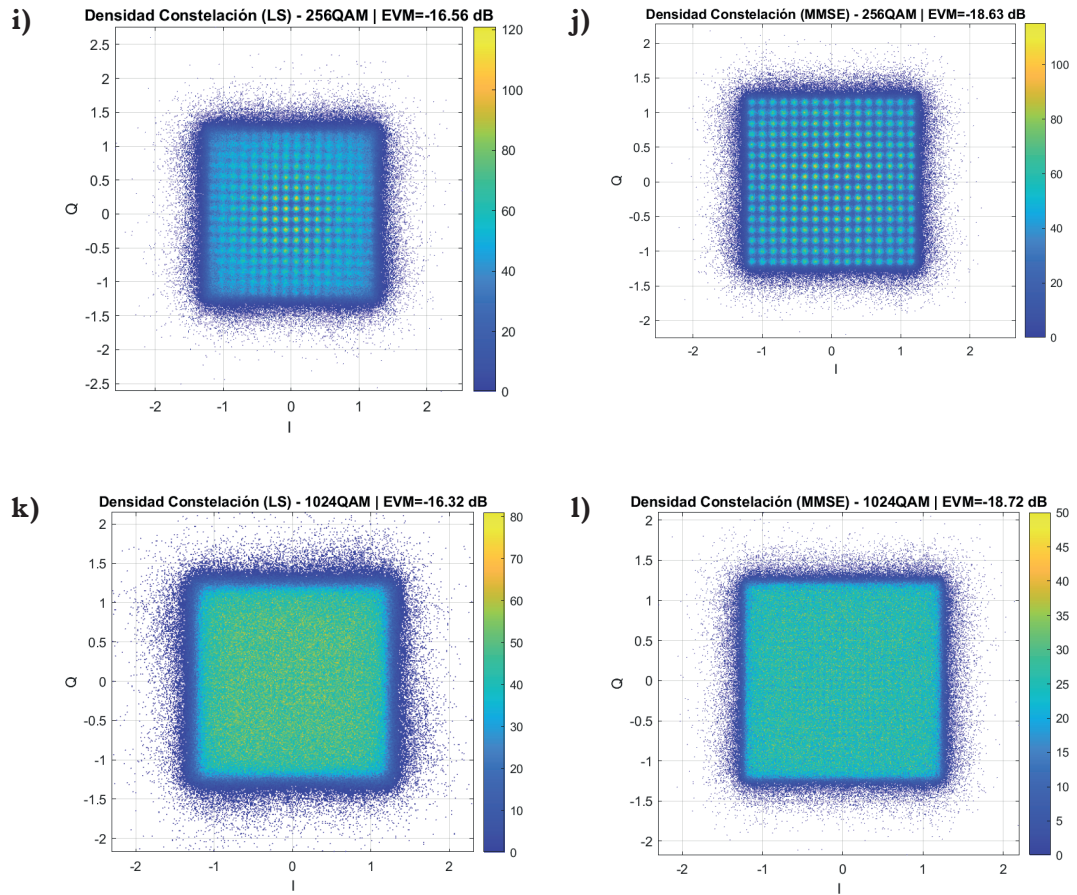


Figura 3. Histogramas bidimensionales de densidad de constelación tras ecualización OFDM: a) BPSK-LS, b) BPSK-LMMSE, c) QPSK-LS, d) QPSK-LMMSE, e) 16-QAM-LS, f) 16-QAM-LMMSE, g) 64-QAM-LS, h) 64-QAM-LMMSE, i) 256-QAM-LS, j) 256-QAM-LMMSE, k) 1024-QAM-LS, l) 1024-QAM-LMMSE.

4.2. Evaluación BER vs. SNR

Con el objetivo de comparar el desempeño de los estimadores LS + interpolación *pchip* y LMMSE basado en PDP frente a las variaciones de SNR, la densidad de pilotos y el orden de modulación se construyeron curvas de BER vs. SNR obtenidas por simulación Monte Carlo. Además, se incorporó una referencia de ecualización ideal (*perfect CSI*) obtenida a partir de la respuesta exacta del canal, con el fin de contextualizar el límite de desempeño alcanzable y verificar el comportamiento esperado de las curvas simuladas.

Para cada combinación de modulación, número de pilotos y valor de SNR, se realizaron múltiples realizaciones independientes de canal Rayleigh multitrayectoria y ruido AWGN, al acumular errores de *bit* y cantidad total de *bits* transmitidos según la ecuación (30). El barrido se efectuó sobre:

$$SNR_{dB} \in [-5, 40] \text{ dB},$$

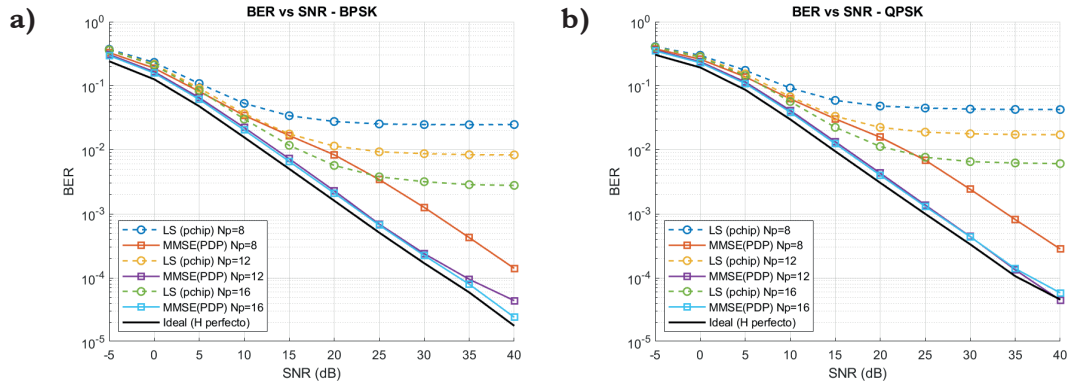
considerando distintas densidades de pilotos:

$$N_p \in \{8, 12, 16\}$$

Las curvas obtenidas permiten analizar de modo simultáneo los siguientes aspectos:

- el efecto del orden de modulación sobre la robustez del sistema;
- la sensibilidad de los estimadores frente a la densidad de pilotos;
- la diferencia de desempeño entre LS y LMMSE;
- la distancia respecto del caso ideal con conocimiento perfecto del canal.

Las Figuras 4 presentan las curvas BER vs. SNR para las modulaciones BPSK, QPSK, 16-QAM, 64-QAM, 256-QAM y 1024-QAM, respectivamente, lo que implica la comparación de los estimadores para cada número de pilotos para cada caso.



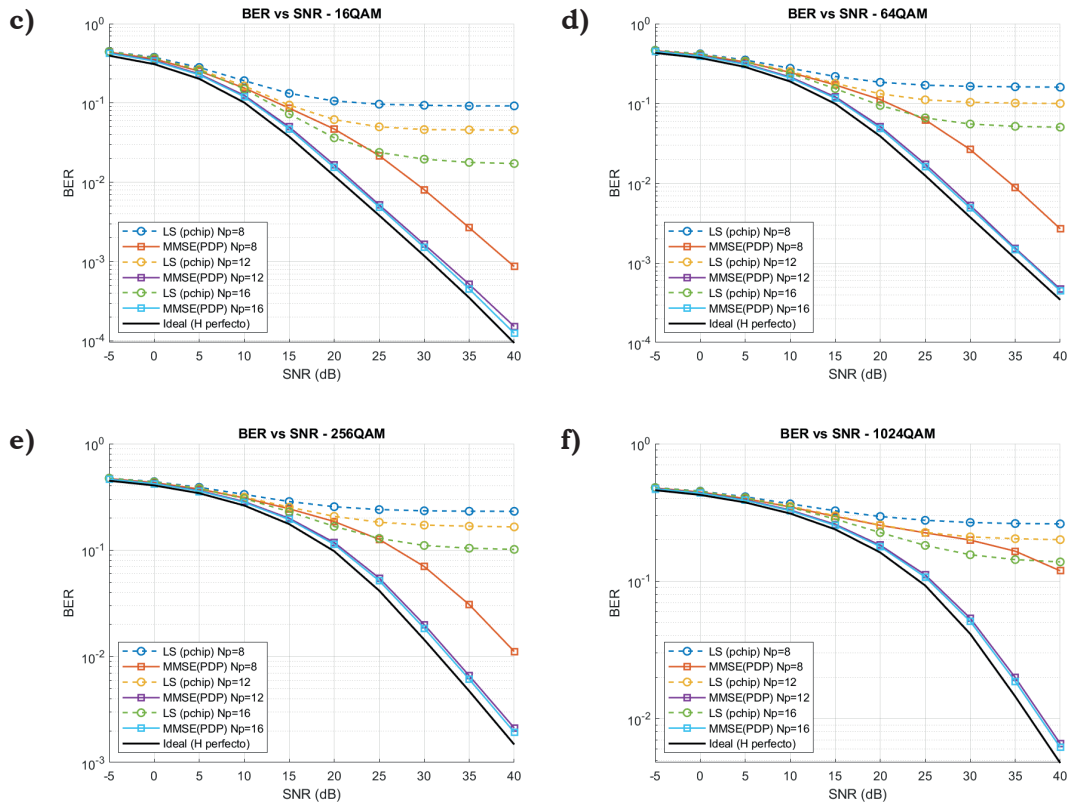


Figura 4. Curvas Monte Carlo BER vs. SNR comparación LS – LMMSE: a) BPSK, b) QPSK, c) 16-QAM, d) 64-QAM, e) 256-QAM, f) 1024-QAM.

En términos generales, las curvas muestran el comportamiento esperado de un sistema OFDM bajo canal Rayleigh selectivo en frecuencia: la BER disminuye de forma progresiva al aumentar la relación señal a ruido, mientras que las modulaciones de mayor orden presentan una degradación más pronunciada debido a la reducción de la distancia mínima entre símbolos de la constelación.

Para todas las modulaciones evaluadas, el estimador LMMSE presenta una mejora consistente respecto al estimador LS para un mismo número de pilotos. Esta diferencia resulta en particular visible en regiones de SNR intermedio y alto, donde el desempeño del sistema comienza a verse limitado ante todo por el error residual de estimación del canal, más que por el ruido AWGN. En contraste, el estimador LS depende en gran medida de la densidad de pilotos y, por ende, de la precisión de la interpolación en frecuencia. Es posible apreciar la aparición de pisos de BER (*error floor*) incluso para configuraciones con mayor cantidad de pilotos, en especial bajo canales altamente selectivos en frecuencia.

El mejor desempeño del estimador LMMSE se atribuye a la utilización explícita de información estadística del canal mediante la matriz de correlación $\mathbf{R}_{HH}$ construida a partir del PDP. En la práctica, esto equivale a realizar un filtrado tipo Wiener en frecuencia, al reducir el error cuadrático medio de estimación y al moderar la amplificación de ruido durante la ecualización *one-tap*. Este comportamiento resulta coherente con los resultados clásicos reportados para estimación de canal OFDM basados en LMMSE (van de Beek et al., 1997; Proakis & Salehi, 2002; Le, H. A., Chien, T. V., 2021).

Asimismo, las curvas muestran que el incremento del número de pilotos mejora el desempeño de ambos estimadores, ya que permite reconstruir con mayor precisión la respuesta frecuencial del canal. Sin embargo, este aumento implica también una reducción de subportadoras disponibles para la transmisión de datos, lo que introduce el compromiso clásico entre precisión de estimación y eficiencia espectral.

En modulaciones QAM de alto orden, en especial, 256-QAM y 1024-QAM, las diferencias entre estimadores se vuelven más evidentes. Debido a la elevada sensibilidad de estas modulaciones frente a errores residuales de amplitud y fase, pequeñas imprecisiones en la estimación de canal producen incrementos significativos de BER. En este régimen, el uso de estimadores estadísticos como LMMSE adquiere un rol en particular importante a fin de mantener una comunicación confiable.

Por último, la inclusión de la referencia ideal (*perfect CSI*) permite verificar la coherencia física de las simulaciones y observar que, incluso en ausencia de error de estimación, las modulaciones de alto orden todavía se ven limitadas a causa de la sensibilidad inherente al ruido y a la selectividad frecuencial del canal.

4.3. Evaluación EVM vs. SNR

Además de la BER, se evaluó el desempeño de los estimadores mediante la métrica *Error Vector Magnitude*, de uso generalizado en sistemas de comunicaciones inalámbricas modernos como wifi, LTE y 5G a fin de cuantificar la calidad de modulación y el error residual presente en los símbolos ecualizados (IEEE Std 802.11ax, 2021; Goldsmith, 2005), es decir, la desviación promedio entre los símbolos recibidos ecualizados y los símbolos ideales de referencia (Proakis & Salehi, 2008; Molisch, 2012).

El EVM se calculó sobre los símbolos ecualizados correspondientes a las subportadoras de datos según la ecuación (31). Los resultados se expresaron en dB mediante (32). El barrido y la distribución de pilotos se realizaron de la misma manera que en el experimento BER de la subsección anterior:

$$SNR_{dB} \in [-5, 40] \text{ dB}, \quad N_p \in \{8, 12, 16\}$$

para los estimadores LS + se obtuvo una interpolación pchip y LMMSE basado en PDP.

Debido a que todas las modulaciones se normalizaron a potencia promedio unitaria

(UnitAveragePower = true), las tendencias EVM vs. SNR obtenidas resultaron similares entre modulaciones en términos cualitativos. Por este motivo, se presentan únicamente casos representativos correspondientes a:

- 16-QAM, como ejemplo de modulación de complejidad moderada;
- 1024-QAM, como caso representativo de alta eficiencia espectral y alta sensibilidad a errores residuales.

La Figura 5 presenta las curvas EVM vs. SNR, obtenidas para ambas configuraciones.

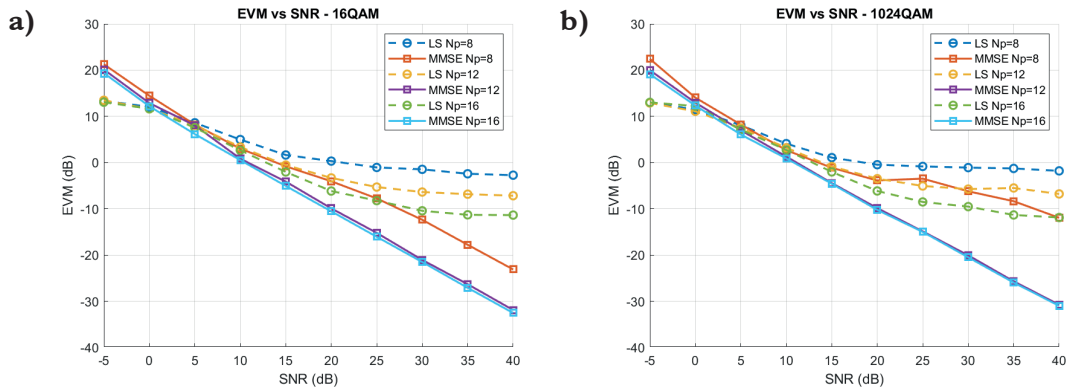


Figura 5. Curvas EVM vs. SNR para LS y MMSE: a) 16-QAM, b) 1024-QAM.

Las curvas evidencian que el EVM decrece de manera progresiva al aumentar el SNR, comportamiento en concordancia con la reducción del impacto relativo del ruido AWGN sobre los símbolos ecualizados. Del mismo modo, se observa que el estimador LMMSE presenta menores valores de EVM respecto a LS para igual densidad de pilotos de forma sistemática, lo que refleja una reducción del error residual de estimación del canal.

En el caso de LS, el desempeño depende en gran medida de la densidad de pilotos. Cuando N_p disminuye, aumenta el error de interpolación frecuencial entre los tonos piloto, lo que incrementa el error residual sobre las subportadoras de datos y deteriora el EVM. En su lugar, el estimador LMMSE logra una reconstrucción más robusta al incorporar información estadística del canal mediante la matriz de correlación $\mathbf{R}_{HH}$, lo que reduce la sensibilidad frente a pilotos escasos.

La mejora observada en EVM resulta coherente con la reducción de dispersión observada en los histogramas de densidad de constelación y con la disminución de BER presentada en la subsección anterior. En particular, bajo modulaciones de alto orden como 1024-QAM, pequeñas variaciones de amplitud y fase producen degradaciones significativas debido a la menor distancia euclidiana entre símbolos, motivo por el cual una estimación precisa del canal adquiere un rol crítico.

Estos resultados concuerdan con tendencias reportadas en la literatura especializada, donde los estimadores LMMSE presentan menores niveles de EVM y mejor robustez frente a selectividad frecuencial respecto a estimadores LS convencionales (Edfors et al., 1998; Coleri et al., 2002).

4.4. Eficiencia espectral efectiva

Además de las métricas de error, se evaluó la eficiencia espectral efectiva del sistema, con el objetivo de analizar el compromiso entre precisión de estimación y sobrecarga introducida por los pilotos. Esta métrica resulta de gran relevancia en sistemas inalámbricos modernos, donde la utilización eficiente del ancho de banda constituye un parámetro crítico de diseño (Goldsmith, 2005; Tse & Viswanath, 2005).

Para cada configuración se calculó según la ecuación (33). Con el fin de evitar redundancia visual, se presentan tan solo las dos siguientes configuraciones representativas:

- una modulación de orden intermedio (16-QAM), representativa de escenarios OFDM convencionales;
- una modulación de muy alto orden (1024-QAM), representativa de esquemas wifi IEEE 802.11ax de alta eficiencia espectral.

En ambos casos se compararon los siguientes aspectos:

- estimación LS + interpolación pchip;
- estimación LMMSE basada en PDP;
- distintas densidades de pilotos $N_p \in \{8, 12, 16\}$.

La Figura 6 muestra las curvas de eficiencia espectral efectiva para ambos casos.

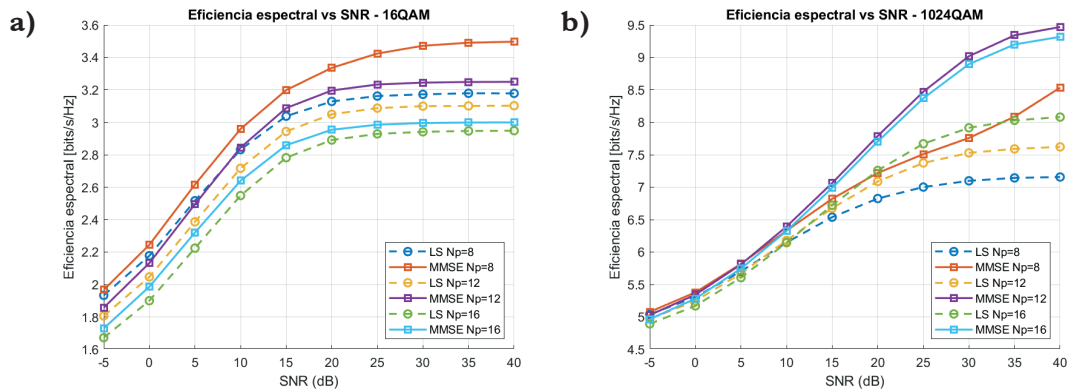


Figura 6. Eficiencia espectral efectiva vs. SNR: a) 16-QAM, b) 1024-QAM.

En términos experimentales, es posible verificar que la eficiencia espectral efectiva aumenta con el SNR debido a la reducción progresiva de BER. De esta manera, el estimador LMMSE presenta ventajas respecto a LS, especialmente en regímenes de SNR intermedio y alto, donde la mejora en la estimación del canal permite sostener menores tasas de error y, por consiguiente, mayores tasas útiles efectivas.

Por otro lado, el incremento del número de pilotos mejora la calidad de estimación del canal, pero, del mismo modo, reduce la cantidad de subportadoras disponibles para transmisión de datos. Este comportamiento evidencia el compromiso clásico entre la precisión de estimación y la eficiencia espectral en sistemas OFDM basados en pilotos.

En modulaciones de alto orden, en particular 1024-QAM, el compromiso entre la densidad de pilotos y la eficiencia espectral se vuelve más crítico debido a la elevada sensibilidad del sistema frente a errores residuales de amplitud y fase. En este régimen, pequeñas mejoras en la estimación del canal producen reducciones significativas de BER, lo que impacta de forma directa sobre la tasa útil efectiva de transmisión. En consecuencia, aunque un mayor número de pilotos reduce la cantidad de subportadoras disponibles para datos, la mejora en precisión de estimación proporcionada por el estimador LMMSE permite compensar dicha sobrecarga y alcanzar mayores niveles de eficiencia espectral efectiva.

4.5. Complejidad computacional

Con el objetivo de evaluar el costo computacional asociado a los algoritmos de estimación de canal, se realizó un *benchmark* experimental al comparar los estimadores LS y LMMSE para distintos números de pilotos y se midió el tiempo promedio de ejecución al utilizar la función `timeit` de MATLAB sobre múltiples realizaciones independientes. La Figura 7 presenta el tiempo promedio de ejecución por símbolo OFDM junto con la cantidad teórica aproximada de operaciones complejas requeridas por cada método.

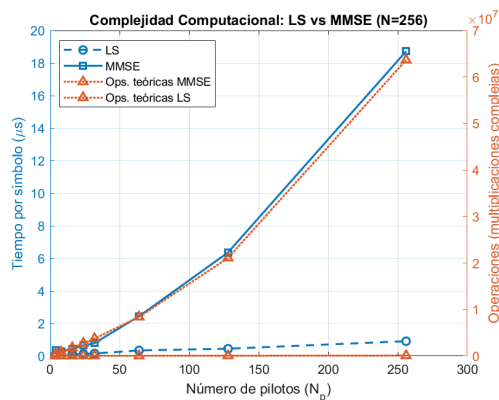


Figura 7. Comparación de complejidad computacional LS vs. LMMSE.

Puede apreciarse que el estimador LS mantiene una complejidad computacional reducida y un crecimiento casi lineal con el número de pilotos, debido a que su implementación se basa sobre todo en operaciones de división compleja sobre las subportadoras piloto. En contraste, el estimador LMMSE presenta un incremento computacional de mayor magnitud al aumentar N_p , asociado principalmente a las operaciones matriciales involucradas en la inversión y la multiplicación de matrices de correlación del canal.

En particular, para configuraciones con elevada densidad de pilotos, el tiempo de ejecución del estimador LMMSE aumenta de modo significativo respecto a LS, al alcanzar diferencias de más de un orden de magnitud. Este comportamiento resulta coherente con la complejidad teórica del algoritmo LMMSE, dominada por operaciones del orden de $\mathcal{O}(N_p^3)$, mientras que LS mantiene un crecimiento mucho más moderado.

Asimismo, se observa que los tiempos de ejecución experimentales obtenidos en MATLAB se ajustan a la tendencia teórica esperada para ambos algoritmos. No obstante, las mediciones reales incluyen sobrecargas adicionales asociadas al entorno de ejecución, la administración de memoria y las optimizaciones internas del *software*, por lo que los tiempos absolutos no representan solo el costo algorítmico ideal. Aun así, el comportamiento relativo entre LS y LMMSE se mantiene consistente con el análisis teórico de complejidad computacional.

El experimento realizado evidencia el compromiso existente entre el desempeño y la complejidad computacional. Mientras el estimador LMMSE proporciona mejoras sistemáticas en BER, EVM y eficiencia espectral efectiva, dichas mejoras se obtienen a costa de un incremento significativo en el costo computacional, sobre todo en escenarios con gran cantidad de pilotos o sistemas OFDM de alta dimensión. Del mismo modo, se observa una fuerte correspondencia entre el crecimiento teórico de operaciones complejas y los tiempos experimentales medidos en MATLAB, lo que valida de manera empírica el comportamiento asintótico esperado para ambos estimadores.

4.6. Experimento complementario: canal dinámico

Con el objetivo de analizar el comportamiento del sistema OFDM frente a canales variantes en el tiempo, se realizó un experimento complementario al tomar en cuenta distintos valores de Doppler máximo f_D , representativos de escenarios de movilidad típicos en comunicaciones inalámbricas. Mientras que las secciones anteriores se enfocaron en un canal cuasiestático ($f_D = 0$), este análisis permite evaluar el impacto de la pérdida de ortogonalidad entre subportadoras y la aparición de ICI en presencia de variaciones temporales del canal.

Se consideraron los tres escenarios OFDM representativos siguientes:

- configuración wifi clásica: $64QAM, N = 64, \Delta f = 312.5KHz$;
- configuración IEEE 802.11ax-like: $1024QAM, N = 256, \Delta f = 78.125KHz$;
- configuración LTE/5G NR-like: $64QAM, N = 1024, \Delta f \approx 15KHz$.

En todos los casos se fijó lo siguiente:

$$N_p = 16, \text{SNR} = 25 \text{ dB}$$

Se mantuvo el mismo canal Rayleigh multitrayectoria y el mismo procedimiento de estimación LS y LMMSE descrito con anterioridad.

Los valores de Doppler máximo considerados se seleccionaron a partir de velocidades típicas de movilidad en sistemas inalámbricos y de la relación clásica de desplazamiento Doppler:

$$f_D = \frac{v}{c} f_c$$

v es la velocidad relativa usuario–receptor, c es la velocidad de la luz y f_c la frecuencia portadora. Al tomar en cuenta bandas de operación típicas de Wi-Fi/LTE/5G sub-6 GHz ($f_c \approx 2.4$ –5 GHz), los valores de Doppler seleccionados representan escenarios prácticos que abarcan desde usuarios estáticos hasta movilidad vehicular moderada/alta, en concordancia con modelos clásicos de canales móviles reportados en la literatura (Tse & Viswanath, 2005; Molisch, 2012; Goldsmith, 2005), dichos valores se presentan en la Tabla 1.

Tabla 1.

Escenario	Velocidad	f_D aproximado @ 2.4 GHz	f_D aproximado @ 5 GHz
quieto	0 km/h	0 Hz	0 Hz
caminar lento	3 km/h	7 Hz	14 Hz
caminar rápido	6 km/h	13 Hz	28 Hz
correr	12 km/h	27 Hz	56 Hz
automóvil urbano	40 km/h	90 Hz	185 Hz
automóvil ruta	80 km/h	180 Hz	370 Hz
automóvil rápido	120 km/h	270 Hz	555 Hz
tren/alta movilidad	300 km/h	670 Hz	1380 Hz

La Figura 8 presenta las curvas BER vs. f_D , mientras que la Figura 9 muestra la evolución del EVM frente al incremento del Doppler.

Se observa que la sensibilidad al Doppler depende en gran medida de la numerología OFDM. En concreto, configuraciones con mayor separación entre subportadoras (wifi clásico, $\Delta f = 312.5 \text{ KHz}$) presentan una elevada robustez frente a las variaciones temporales del canal, ya que la duración útil del símbolo OFDM resulta relativamente pequeña.

Por el contrario, al disminuir Δf (como ocurre en configuraciones tipo 802.11ax y, en especial, LTE/5G), aumenta la duración del símbolo OFDM ($T_u = 1/\Delta f$), al incrementar la sensibilidad frente a variaciones temporales del canal dentro de la duración de un símbolo OFDM y al favorecer la aparición de ICI. En términos físicos, esta degradación puede interpretarse mediante el parámetro Doppler normalizado $f_D T_u$, o de forma equivalente $f_D/\Delta f$, de uso generalizado, a fin de caracterizar la pérdida de ortogonalidad entre subportadoras en sistemas OFDM móviles. A medida que este parámetro aumenta, crece la interferencia entre portadoras y se deteriora el desempeño BER y EVM del sistema de manera progresiva.

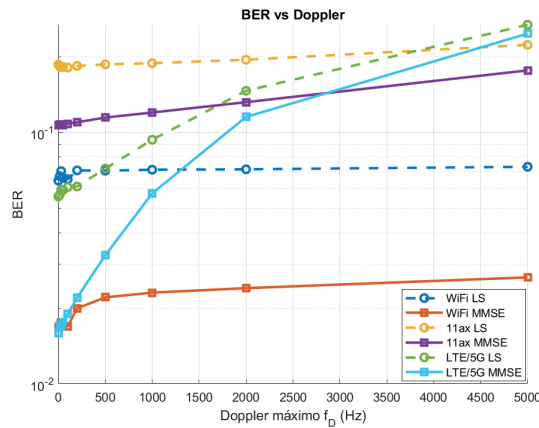


Figura 8. BER en función del Doppler máximo f_D para los escenarios Wi-Fi-like, IEEE 802.11ax-like y LTE/5G NR-like, comparando LS y LMMSE.

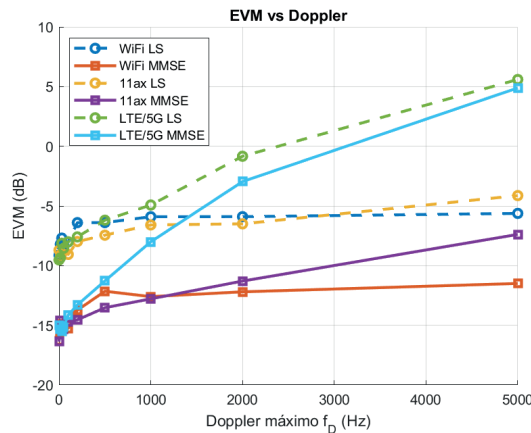


Figura 9. EVM en función del Doppler máximo f_D para los escenarios Wi-Fi-like, IEEE 802.11ax-like y LTE/5G NR-like, comparando LS y LMMSE.

En escenarios LTE/NR-like con Doppler elevado, el EVM alcanza valores cercanos e incluso superiores a 0 dB, lo que indica una degradación severa de la ortogonalidad OFDM y un régimen dominado por ICI. Asimismo, se observa que el estimador LMMSE mantiene menor BER y menor EVM respecto a LS para todos los valores de Doppler considerados, lo que demuestra mayor robustez frente a la decorrelación temporal del canal. Este comportamiento resulta coherente con estudios previos sobre sensibilidad Doppler en sistemas OFDM, donde la degradación del desempeño se asocia de manera directa a la pérdida de ortogonalidad entre subportadoras y a la insuficiencia de esquemas de estimación basados tan solo en interpolación piloto (Van de Beek et al., 1995; Coleri et al., 2002; Tse & Viswanath, 2005).

5. Conclusiones y trabajos futuros

En este trabajo se implementó y evaluó un sistema OFDM en banda base sobre un canal Rayleigh multitrayectoria, al comparar dos estrategias de estimación de canal asistida por pilotos: LS con interpolación en frecuencia tipo *pchip* y LMMSE basado en PDP. La evaluación se realizó mediante simulaciones Monte Carlo al considerar distintas modulaciones, las densidades de pilotos y las condiciones de SNR, mediante la implementación de métricas complementarias de BER, EVM, eficiencia espectral y complejidad computacional.

Las curvas obtenidas muestran que el estimador LMMSE proporciona mejoras sistemáticas respecto al estimador LS en términos de BER y EVM, en particular, en escenarios con baja densidad de pilotos y modulaciones de alto orden como 256-QAM y 1024-QAM. Dichas mejoras se atribuyen a la utilización explícita de información estadística del canal mediante la matriz de correlación construida a partir del PDP, lo que permite reducir el error residual de estimación y mejorar la robustez de la ecualización OFDM.

Los resultados obtenidos para 1024QAM permitieron evidenciar con mayor claridad las limitaciones del estimador LS frente a errores residuales de estimación de canal debido a la elevada sensibilidad de las constelaciones de muy alto orden frente a pequeñas variaciones de amplitud y fase. En este régimen, las ventajas proporcionadas por el estimador LMMSE resultaron de especial relevancia.

Asimismo, se observó que el desempeño del estimador LS depende fuertemente de la densidad de pilotos y de la calidad de la interpolación en frecuencia, que presenta la posibilidad de pisos de BER en escenarios de elevada selectividad frecuencial. Sin embargo, aunque el estimador LMMSE exhibe un desempeño superior, esto ocurre a costa de un incremento significativo de complejidad computacional debido a las operaciones matriciales requeridas. Los resultados del *benchmark* experimental mostraron una tendencia consistente con el análisis teórico de complejidad, lo que confirma el crecimiento aproximadamente lineal del estimador LS y el incremento más pronunciado del estimador LMMSE al aumentar el número de pilotos.

El análisis de eficiencia espectral demostró además que el aumento del número de pilotos mejora la estimación del canal, pero reduce de modo simultáneo la capacidad útil de transmisión, lo que pone de relieve el compromiso entre la precisión de estimación y la sobrecarga espectral características de los sistemas OFDM asistidos por pilotos.

Por otra parte, el experimento bajo canal dinámico permitió verificar que la sensibilidad al Doppler depende en gran medida de la numerología OFDM, lo que evidencia una mayor degradación en las configuraciones con subportadoras angostas debido al incremento del parámetro Doppler normalizado ($f_D T_u$) y la consecuente pérdida de ortogonalidad entre subportadoras.

Como líneas de trabajo futuro, resulta de interés extender el modelo hacia escenarios MIMO-OFDM y OFDMA acordes con sistemas IEEE 802.11ax/802.11be y 5G NR, incorporar técnicas de estimación de canal de baja complejidad basadas en DFT o *sparse recovery*, y evaluar algoritmos asistidos por aprendizaje automático para la mitigación de ICI y la estimación adaptativa en canales altamente dinámicos. Asimismo, podrían analizarse escenarios con sincronización imperfecta, *offset* de frecuencia portadora y modelos de canal más realistas orientados a aplicaciones vehiculares y de alta movilidad.

Además, se plantea la validación experimental mediante un prototipo con radio definida por *software* (SDR), mediante la comparación de resultados simulados y mediciones reales en condiciones controladas de multitrayectoria, así como la evaluación de la robustez del sistema frente a imperfecciones propias de la cadena RF.

Referencias

- Coleri, S., Ergen, M., Puri, A., & Bahai, A. (2002). Channel estimation techniques based on pilot arrangement in OFDM systems. *IEEE Transactions on Broadcasting*, 48(3), 223–229. <https://doi.org/10.1109/TBC.2002.804034>
- Edfors, O., Sandell, M., van de Beek, J.-J., Wilson, S. K., & Börjesson, P. O. (1998). OFDM channel estimation by singular value decomposition. *IEEE Transactions on Communications*, 46(7), 931–939. <https://doi.org/10.1109/26.701321>
- Erceg, V., Schumacher, L., Kyritsi, P., Molisch, A. F., Baum, D. S., Burke, G., Ling, J., Chizhik, D., Correia, L. M., Liberti, J. C., Olesen, K. I., Arent, B., Ghosh, A., & Murray, R. (2004). *TGn channel models* (IEEE 802.11-03/940r4). IEEE 802.11 Wireless LANs.
- Goldsmith, A. (2005). *Wireless communications*. Cambridge University Press.
- Hajjar, C. (2007). *Synchronization algorithms for OFDM systems (IEEE 802.11a)* [Tesis de grado].
- Haykin, S. O. (2013). *Adaptive filter theory* (5th ed.). Pearson.
- IEEE. (2021). *IEEE standard for information technology—Telecommunications and information exchange between systems local and metropolitan area networks—Specific requirements—Part 11: Wireless LAN medium access control (MAC) and physical layer (PHY) specifications. Amendment 1: Enhancements for high efficiency WLAN* (IEEE Std 802.11ax-2021).
- Jacob, J. (2010). *MMSE/LSE estimation and equalization for better signal quality and packet detection in ultra-wideband systems* [Tesis de maestría, University of Alabama at Birmingham].
- Keysight Technologies. (s. f.). *802.11 a/b/g basics* [Nota de aplicación].
- Khorov, E., Kiryanov, A., Lyakhov, A., & Bianchi, G. (2019). A tutorial on IEEE 802.11ax high efficiency WLANs. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 21(1), 197–216. <https://doi.org/10.1109/COMST.2018.2871099>
- Le, H. A., Chien, T. V., Nguyen, T. H., Choo, H., & Nguyen, V. D. (2021). Machine learning-based 5G-and-beyond channel estimation for MIMO-OFDM communication systems. *Sensors*, 21(14), 4861. <https://doi.org/10.3390/s21144861>
- Martín-Vega, F. J., & Gómez, G. (2021). A low-complexity pilot-based frequency-domain channel estimation for ICI mitigation in OFDM systems. *Electronics*, 10(12), 1404. <https://doi.org/10.3390/electronics10121404>
- Molisch, A. F. (2012). *Wireless communications* (2nd ed.). Wiley-IEEE Press.
- Patra, J. P., Pradhan, B. B., & Singh, P. (2022). A DFT-based low complexity LMMSE channel estimation technique for OFDM systems. *Journal of Telecommunications and Information Technology*, 1, 72–78. <https://doi.org/10.26636/jtit.2022.148720>
- Proakis, J. G. (2008). *Digital communications* (5th ed.). McGraw-Hill.
- Proakis, J. G., & Salehi, M. (2002). *Communication systems engineering* (2nd ed.). Prentice Hall.
- Rey Micolau, F., & Villares Piera, J. (2014). *Ecualització de canal*. Universitat Oberta de Catalunya.
- Sklar, B. (2001). *Digital communications: Fundamentals and applications* (2nd ed.). Prentice Hall.
- Tse, D., & Viswanath, P. (2005). *Fundamentals of wireless communication*. Cambridge University Press.
- Van de Beek, J.-J., Edfors, O., Sandell, M., Wilson, S. K., & Börjesson, P. O. (1997). On channel estimation in OFDM systems. In *Proceedings of IEEE 45th Vehicular Technology Conference* (Vol. 2, pp. 815–819). IEEE. <https://doi.org/10.1109/VETEC.1995.504981>

Martín Josa

Perfil académico y profesional: Ingeniero en Telecomunicaciones y especialista en sistemas embebidos. Profesor Auxiliar en las cátedras de Teoría de circuitos II, Propagación y Radiación Electromagnética y Sistemas de Comunicaciones de UCASAL. Investigador en UCASAL. Posee experiencia en el sector privado en empresas como Claro, ZTE y Ceragon.

Correo electrónico: mjosa@ucasal.edu.ar