

Multilayer Extreme Learning Machine as Equalizer in OFDM-Based Radio-Over-Fiber Systems

David Zabala-Blanco, Marco Mora, Cesar A. Azurdia-Meza, Ali Dehghan Firoozabadi, Pablo Palacios Játiva, and Samuel Montejo-Sánchez

Abstract—Mobile/wireless networks aim to support diverse services with numerous and sophisticated requirements, such as energy efficiency, spectral efficiency, negligible latency, robustness against time and frequency selective channels, low hardware complexity, among others. From the central station to the base stations, radio-over-fiber orthogonal frequency division multiplexing (RoF-OFDM) schemes with direct-detection are then implemented. Unfortunately, laser phase noise, chromatic fiber dispersion, and carrier frequency offset impair the orthogonality of the subcarriers; hence, deteriorating the performance of the RoF-OFDM system. In order to take all the processing tasks to the cognitive level (the last goal in the telecommunication industry), various extreme learning machines (ELMs), composed by only a single hidden layer, have been recently adopted as equalizers. The reason behind this trend comes from the lower computational complexity, higher detection accuracy, and minimum human intervention of the ELM algorithms. In this article, we introduce a multilayer ELM-based receiver for RoF schemes transmitting phase-correlated OFDM signals affected by phase and frequency errors. Results report that by appropriately setting the hyper-parameters of the multilayer ELMs, the ELM with 3 hidden layers outperforms most of the ELMs reported in the literature (the ELM with 2 hidden layers, original ELM, regularized ELM, and 2 fully-independent ELMs defined in the real domain), as well as the benchmark pilot-assisted equalizer in terms of bit error rate. Nevertheless, this benefit comes with excessive computational cost. Finally, we show that the fully-complex ELM is still the best equalizer taking into account several key metrics.

Index Terms—Adaptive equalizers, extreme learning machines, frequency offset, orthogonal frequency division multiplexing, phase noise, radio-over-fiber systems.

I. INTRODUCCIÓN

Durante las últimas décadas, la industria de telecomunicaciones ha experimentado un crecimiento exponencial tanto en número de usuarios como también en la demanda de transmisiones de datos de alta velocidad [1]. Actualmente y con proyección futura, las redes celulares/móviles

(5G/WiGig) deben ser caracterizadas por confiabilidad, rentabilidad económica y ubicuidad en el acceso [2], [3]. Todas estas exigencias son oportunamente abordadas por los sistemas de *radio over fiber* (RoF) transportando señales *orthogonal frequency division multiplexing* (OFDM) [4].

Los sistemas RoF están constituidos por una estación central, la red de distribución óptica, estaciones bases y numerosas terminales móviles. En esta tecnología se combinan y explotan los siguientes medios de propagación: la fibra óptica (la cual se destaca por su baja atenuación y gran ancho de banda) y la transmisión de señales inalámbricas con frecuencias mayores a 5 GHz (la cual se destaca por su extensa cobertura y baja potencia de transmisión requerida) [5]. La integridad de la transmisión RoF es usualmente evaluada a través del *bit error rate* (BER), definido como el número de bits erróneos recibidos dada una secuencia de transmisión. El BER de un sistema RoF depende de diversas fuentes de ruido: i) el térmico y de disparo en el foto-detector; ii) la emisión espontánea amplificada de los amplificadores en el enlace óptico; y iii) los de intensidad relativa y de fase del oscilador óptico [1]. Adicionalmente, la combinación de los tonos ópticos en una estación base resulta en la conversión de fase a amplitud. Por lo tanto, la potencia de salida del ruido es aumentada por la dependencia de la frecuencia modulada con el tiempo y la dispersión inducida por la fibra [6]. En otras palabras, el ruido resultante determina el límite de la potencia de salida dado un valor del BER [5]. Mientras que las no linealidades (excluidas en este trabajo) restringen la potencia máxima generada, transportada o recibida; y pueden ser originadas en el modulador óptico, el canal óptico, los amplificadores ópticos y el foto-detector [7]. Es así que para la tecnología RoF, la adopción de sistemas de modulación y transmisión avanzados (tal como OFDM) es altamente recomendable [2], [8].

OFDM es un método de modulación multi-portadora de banda ancha que proporciona alta eficiencia espectral y robustez contra la interferencia inter-símbolo intrínseca en todo medio de propagación [9]. Por su elevada tasa de transmisión, su equalización simple y sus técnicas de codificación/modulación adaptativas, OFDM es considerado por otros estándares, entre los que destacan: 5G [2], WiGig [3], *visible light communications* [10] y *passive optical networks* [11]. Para la comunicación exitosa de una señal OFDM, la ortogonalidad entre sus subportadoras debe mantenerse entre la transmisión, propagación y detección de cada uno de sus símbolos. Desafortunadamente, la característica de ortogonalidad puede ser penalizada por el desplazamiento frecuencial [12]–[15] y el ruido de fase [9], [11], [16] (presentes también en sistemas RoF como se mencionó previamente), degradándose el BER.

D. Zabala-Blanco pertenece al Centro de investigación de estudios avanzados del Maule (CIEAM), Vicerrectoría de investigación y postgrado, Universidad Católica del Maule, Talca 3466706, Chile (dzabala@ucm.cl). M. Mora pertenece al Departamento de Computación e Industrias, Universidad Católica del Maule, Talca 3466706, Chile (mmora@ucm.cl). C. A. Azurdia-Meza y P. Palacios Játiva pertenecen al Departamento de Ingeniería Eléctrica, Universidad de Chile, Santiago 8370451, Chile (cazurdia@ing.uchile.cl y pablo.palacios@ug.uchile.cl). Ali Dehghan Firoozabadi pertenece al Departamento de Electricidad, Universidad Tecnológica Metropolitana, Santiago 7800002, Chile (adehghanfiroozabadi@utem.cl). Samuel Montejo-Sánchez pertenece al Programa Institucional de Fomento a la I+D+i, Universidad Tecnológica Metropolitana, Santiago 8940577, Chile (smontejo@utem.cl).

Agradecimientos a los proyectos ANID FONDECYT Regular N° 1200810, ANID FONDECYT Postdoctorado N° 3190147, ANID FONDECYT Iniciación N° 11200659, y al Laboratory of Technological Research in Pattern Recognition (LITRP) de la Universidad Católica del Maule.

En la constelación de símbolos, ambos impedimentos físicos ocasionan notorios efectos: (i) el *intercarrier interference* (ICI) que produce una dispersión con comportamiento parecido al ruido Gaussiano pero dependiente de la posición de la subportadora; y (ii) el *common phase error* (CPE) que origina una rotación invariante para todas las subportadoras [12], [13], [17], [18]. Afortunadamente, cualquier receptor OFDM puede mitigar eficientemente el CPE de forma simple y elegante gracias a la técnica *pilot-assisted equalization* (PAE) [6], [9], [12], [13], [16], [17], [19], [20], que viene a ser un proceso obligatorio para estimar la respuesta al impulso del canal de propagación. Para compensar el ruido de fase y/o desplazamiento frecuencial, diferentes métodos han sido reportados [6], [18], [21]. Sin embargo, estas técnicas, aumentan la complejidad del módem OFDM (por etapas especializadas) o disminuyen la eficiencia espectral de la señal transmitida (debido a pilotos especiales en un símbolo OFDM o un preámbulo temporal dentro de un paquete OFDM).

Por otra parte, existen algoritmos de aprendizaje automático para ecualizar señales basadas en OFDM [22], [23]. Aunque las redes neuronales artificiales sujetas al algoritmo de descenso de gradiente, las máquinas de soporte vectorial y las redes neuronales con aprendizaje profundo han sido desarrolladas positivamente en términos de desempeño, la intervención del usuario y velocidad de aprendizaje son aún problemas presentes. Dado que los pesos de la capa de entrada y los sesgos de la capa oculta son generados aleatoriamente en la *extreme learning machine* (ELM) estándar [24], su proceso de entrenamiento se limita únicamente a la resolución de un sistema lineal. En otras palabras, la ELM está caracterizada por un tiempo de entrenamiento ínfimo gracias a la teoría detrás de la matriz inversa generalizada de Moore-Penrose. Las ELM estándar, definida en el dominio complejo y mejorada por la inclusión del parámetro de regularización han sido propuestas para recuperar transmisiones OFDM sujetas a canales ópticos [16], [19], [25] o inalámbricos [26]–[28]. En comunicaciones ópticas con detección directa o coherente, el impacto del ruido de fase del láser [16], [19], la dispersión cromática de la fibra óptica [16] y las no linealidades de la tecnología RoF [25] en el BER han sido minimizados a través de las ELM mencionadas, que están compuestas solamente por una capa oculta. Considerando la composición de un símbolo OFDM (varias subportadoras moduladas en fase y cuadratura, es decir una suma de números complejos), la adopción de la ELM compleja (ELM-C) como ecualizador muestra superioridad en términos de efectividad y simplicidad [19]. Sin embargo, una versión mejorada y/o extendida de la ELM-C no es realizable, lo que puede limitar su capacidad de predicción.

Recientemente la ELM multicapa (ELM-M) ha sido propuesta para mejorar la capacidad de generalización [29], debido a que depende de las características del conjunto de datos de entrenamiento. La expansión del algoritmo ELM es posible en un único proceso de aprendizaje gracias a la ELM-*autoencoder* (ELM-AE) destinada para el aprendizaje de representación de las múltiples capas, seguida de una capa final con la ELM estándar orientada a la tarea de clasificación [30], [31]. En este trabajo se introduce por primera vez la ELM-M como ecualizador para redes RoF-OFDM susceptibles al ruido de fase del láser, el efecto de la dispersión cromática de la fibra

y el desplazamiento frecuencial. Considerando información estrictamente real y disponiendo de una capacidad de aprendizaje similar a la ELM-C, la ELM regularizada (ELM-R) [16], [27] se adopta como la base de la ELM-M. Las principales contribuciones de la investigación son: i) la introducción de la ELM-M para compensar el CPE e ICI debido a errores frecuenciales y de fase, donde la ecualización se realiza en tiempo real por la explotación de los pilotos OFDM como muestras de entrenamiento; ii) la optimización numérica del número de capas ocultas y neuronas por cada capa de la ELM-M con el objetivo de maximizar el desempeño del sistema; iii) la inclusión del impacto del desplazamiento frecuencial en el BER de sistemas RoF-OFDM sujetos a ecualizadores ELM, considerando que trabajos previos solamente se ocupan de errores de fase [16], [19]; y iv) la competitividad en términos del BER de la ELM de 3 capas ocultas respecto a la ELM-C tomando en cuenta varios *signal-to-noise ratios* (SNRs), desplazamientos frecuenciales, ruidos de fase del láser, longitudes de fibra óptica y frecuencias milimétricas.

El resto del artículo está organizado de la siguiente forma. En la Sección II se presenta el modelado del sistema RoF-OFDM y se introduce el ecualizador basado en la ELM-M. En la Sección III se optimizan numéricamente los hiperparámetros de acuerdo al número de capas de la ELM. Además, se muestra la comparación del método propuesto, tanto con el resto de las ELM reportadas en la literatura como también con la técnica PAE en términos de rendimiento final y simplicidad computacional. Finalmente, en la Sección IV se exponen las conclusiones del manuscrito.

II. METODOLOGÍA

A. Modelo del Sistema

Los mayores problemas para la implementación de un sistema RoF vienen a ser la dependencia proporcional de la velocidad de los moduladores ópticos y el ancho de banda de los foto-detectores con respecto a la frecuencia milimétrica de operación [32]. Es así que la detección directa es preferida sobre la detección coherente, ya que además ocupa menos componentes ópticos (más económica). En un sistema de RoF-OFDM bajo detección directa, la señal eléctrica recibida por el demodulador está dada por [12], [19]

$$y(t) = 2RE_0^2 x(t) \exp\{j[\phi_0 + \phi_{diff}(t) + 2\pi\Delta f t]\} + r(t), \quad (1)$$

donde: R denota la responsividad del foto-detector; E_0 representa la amplitud del campo eléctrico del láser; $x(t) = \sum_{k=0}^{N-1} a(k) \exp(j2\pi kt/T)$ viene a ser la señal OFDM transmitida en banda base siendo N el número de subportadoras, $a(k)$ los símbolos de la constelación tal que $k = 0, 1, \dots, N-1$ y T el período de símbolo; y $\phi_0 = 2\pi(f_{RF} - f_0)\tau$ representa una rotación invariante en tiempo y frecuencia para los $a(k)$ siendo función de la *radio frequency* (RF) (simbolizada por f_{RF}), la frecuencia óptica central ($f_0=193.1$ THz) y el parámetro que cuantifica el efecto de la dispersión cromática de la fibra óptica (τ). Mientras que $\phi_{diff}(t) = \phi(t) - \phi(t + \tau)$ representa el ruido de fase diferencial, donde $\phi(\cdot)$ es un proceso Wiener con media nula y varianza dependiente del ancho de línea de la portadora óptica central ($\Delta\nu$); Δf es el desplazamiento frecuencial; y $r(t)$ denota

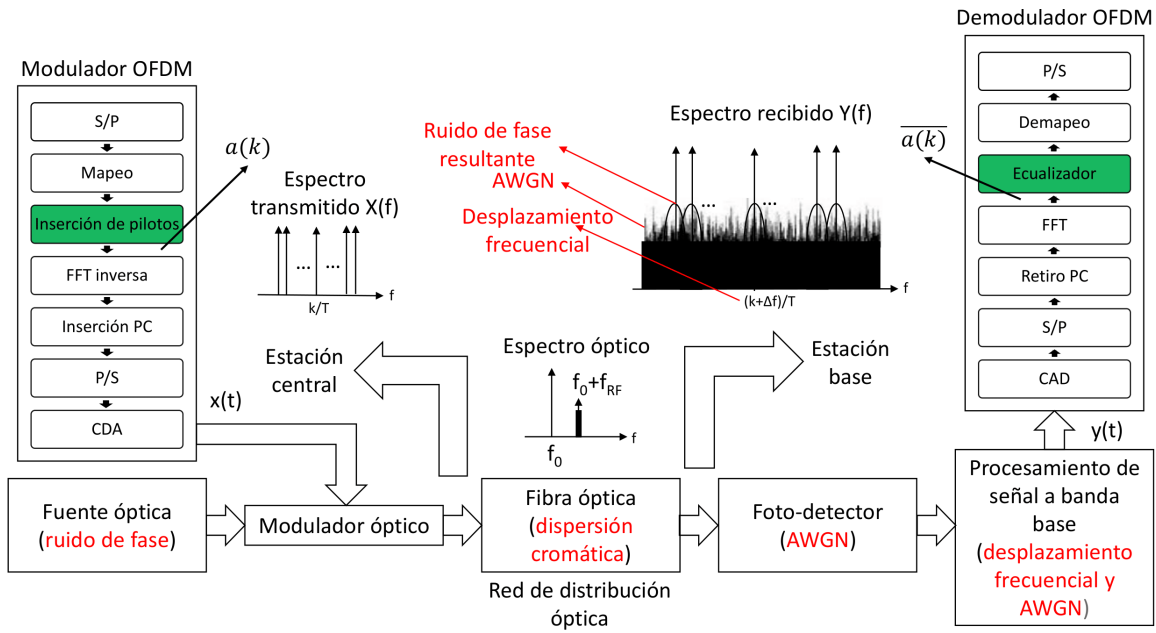


Fig. 1. Diagrama de bloques del sistema RoF-OFDM donde las deficiencias y las soluciones son resaltados con el color rojo y verde, respectivamente. S/P: conversión de serial a paralelo, FFT: fast Fourier transform, PC: prefijo cíclico, P/S: conversión de paralelo a serial, CDA: convertidor digital a analógico y CAD: convertidor analógico a digital.

el *additive white Gaussian noise* (AWGN) que cuantifica los ruidos térmico y de disparo originados por los procesos de foto-detección y banda base. Todas las etapas desde la estación central hasta una estación base ($x(t) \rightarrow y(t)$) son ilustradas en la Fig. 1 y son descritas matemáticamente en [17]. Además, se muestran los espectros de las señales transmitida y recibida de manera de distinguir claramente los efectos del ruido de fase del láser, la dispersión cromática de la fibra, el desplazamiento frecuencial y el AWGN. Para mayor información de estos efectos en el dominio frecuencial refiérase a [14], [17], que por la propiedad de linealidad de la transformada de Fourier pueden ser concatenados. Finalmente, nótese que τ y por ende (1) tienen sentido siempre y cuando el ancho de banda de la señal OFDM en banda base sea mucho menor que la RF , donde $\tau = DLf_{RF}c/f_0^2$ siendo $D = 16.75$ ps/nm-km el parámetro de dispersión, L la distancia de transmisión y $c = 3 \times 10^8$ m/s la velocidad de la luz en el vacío [6], [8].

Considerando señales ópticas de potencia controlada por fines prácticos ($R=1$ A/W y $E_0=\sqrt{0.5}$ V/m), excluyendo el término ϕ_0 debido a que puede ser eliminado totalmente a través de una simple multiplicación por un exponencial complejo y uniendo los términos $\phi_{diff}(t)$ y Δf ya que ambos producen CPE e ICI en los puntos de constelación [12], [13], [17], [18], la expresión (1) adquiere la forma siguiente

$$y(t) = x(t)h(t) + r(t), \quad (2)$$

donde $h(t) = \exp\{j[\phi_{diff}(t) + 2\pi\Delta ft]\}$ se puede interpretar como el efecto de la respuesta al impulso del sistema RoF-OFDM. Como se observa, la señal recibida está contaminada por ruidos de fase, frecuencial y amplitud, todos inducidos por $h(t)$ y/o $r(t)$.

Esta señal ($y(t)$) es digitalizada a través de una frecuencia de muestreo, paralelizada por medio de N subportadoras, acotada en términos del prefijo cíclico y demodulada por la

transformada rápida de Fourier, ver el receptor OFDM de la Fig. 1. Entonces, el símbolo de constelación k^{mo} a ser ecualizado resulta como [16]

$$\overline{a}(k) = a(k)\theta(0) + \sum_{m=0, m \neq k}^{N-1} a(m)\theta(k-m) + r(k), \quad (3)$$

donde $\theta(0)$ se refiere al término CPE, la suma del segundo término condensa el ICI y $r(k)$ denota el AWGN en la subportadora k^{ma} . $\theta(m)$ está definido como [19]

$$\theta(m) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} \exp\{j[h(n) + 2\pi nm/N]\}, \quad (4)$$

donde $h(n)$ es consecuencia de la digitalización de $h(t)$. Como se ve en (3) y como se mencionó en la Sección I, la tecnología OFDM está típicamente afectada por el ruido de fase y el desplazamiento frecuencial, ampliándose entonces la motivación y contribuciones del presente trabajo a todo sistema de comunicaciones en base a OFDM.

B. Ecuador Basado en la ELM Multicapa

En un símbolo OFDM, ciertas subportadoras, conocidas como pilotos ($a_p(k)$), son señales de referencia destinadas a realizar exitosamente el proceso de demodulación (compensar ruidos, interferencias, no linealidades, entre otros [6], [9], [12], [13], [16], [17], [19], [20]). A través de su interpolación lineal (por aceptable eficiencia y mínima complejidad), la distorsión en las subportadoras de datos ($a_d(k)$) se reduce símbolo por símbolo considerando un canal excesivamente variante en el tiempo [9]. Este procedimiento viene a ser el método de ecualización de referencia y como se mencionó en la Sección I es conocido como PAE.

Considerando la ELM-R para mitigar el efecto de la dispersión cromática de la fibra en sistemas de RoF-OFDM

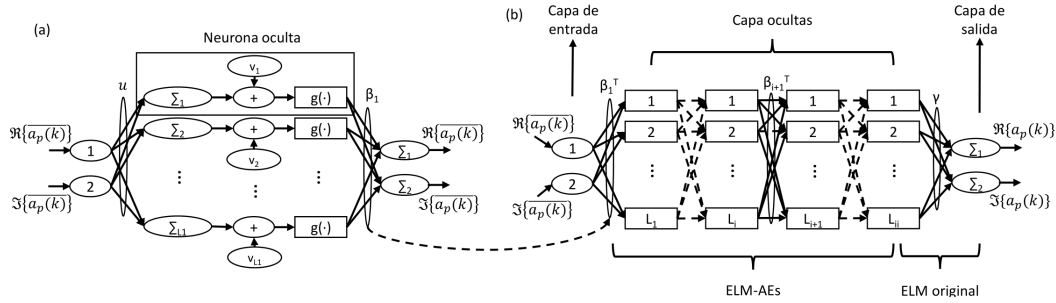


Fig. 2. (a) ELM-AE para la primera capa de la ELM multicapa donde sus entradas y salidas corresponden a las componentes de los pilotos recibidos ($\Re\{a_p(k)\}$ y $\Im\{a_p(k)\}$). (b) Entrenamiento del equalizador basado en la ELM-M a través de las señales de referencia ($a_p(k)$ y $a_p(k)$).

[16] o canales selectivos en frecuencia transportando símbolos OFDM [27], en este artículo se introduce un receptor ELM-M para aumentar la tolerancia de la tecnología OFDM al ruido de fase diferencial (ϕ_{diff}) y al desplazamiento frecuencial (Δf). Se adopta esta variante de ELM, ya que es viable su expansión a una ELM con muchas capas ocultas, debido a que las muestras de entrenamiento/testeo pertenecen al plano real, y además presenta una relación efectividad/complejidad competitiva a la ELM-C [19]. Con el fin de reforzar la capacidad de aprendizaje, la estructura de la ELM-M está dada por dos entradas, varias capas ocultas (cada una constituida por una cierta cantidad de neuronas) y dos salidas, ver Fig. 2. Para trabajar con entradas y salidas estrictamente reales, los símbolos de constelación son descompuestos en sus componentes de fase ($\Re\{\cdot\}$) y cuadratura ($\Im\{\cdot\}$). Evidentemente, los pilotos y las subportadoras de datos se asignan a las etapas de entrenamiento y testeo, respectivamente (uso de la ELM en tiempo real) y la ecualización se realiza para cada símbolo OFDM (canal variante en el tiempo).

El entrenamiento de la ELM-M está dividido estructuralmente por dos diferentes etapas: representación jerárquica de características no supervisadas (ELM-AE [30]) y clasificación de características supervisadas (ELM estándar [24]). Para la ELM-AE los datos de entrada son usados como datos de salida de manera de poder realizar un aprendizaje no supervisado. En la fase inicial, las entradas originales se descomponen en múltiples capas ocultas y las salidas de la capa anterior se utilizan como las entradas de la capa actual. La ELM-AE se construye capa por capa simplemente siguiendo una estructura jerárquica. Matemáticamente, la salida de cada capa oculta puede ser representada como [29], [31]

$$H_i = g[(\beta_i)^T H_{i-1}], \quad (5)$$

donde H_i es la salida de la capa i^{ma} , $g(\cdot)$ denota la función de activación de las capas ocultas y β_i representa la matriz de pesos entre las capas. La capa de entrada sucede para $i-1=0$ y H_{i-1} viene a representar las entradas de la ELM-M, es decir los pilotos recibidos de la señal OFDM en sus componentes de fase y cuadratura ($\Re\{a_p(k)\}$ y $\Im\{a_p(k)\}$), ver Fig. 2(a). Excluyendo el subíndice i por fines de simplicidad, β está dado por [16]

$$\beta = H^\dagger X = \begin{cases} (H^T H)^{-1} H^T X & TS > L \\ H^T (H H^T)^{-1} X & TS \leq L \end{cases}, \quad (6)$$

donde $H = [h_1, \dots, h_{TS}]$ son las salidas de la capa oculta de la ELM-AE (TS simboliza el número de muestras de entrenamiento, es decir: el número de pilotos OFDM), \dagger significa el operador asociado a la inversa generalizada Moore-Penrose de una matriz, $X = [x_1, \dots, x_{TS}]$ son los datos de entrada y salida de la ELM-AE (entrenamiento no supervisado) y L denota al número de nodos ocultos. Nótese que se descarta el parámetro de regularización en la determinación H^\dagger por fines de simplicidad. De acuerdo a la teoría de la ELM, los pesos (u) y sesgos (v) de los nodos ocultos son generados aleatoriamente en base a una función de densidad de probabilidad y están sujetos a la condición de ortogonalidad [29] (con el propósito de aumentar el rendimiento general de la ELM), es decir [31]

$$h = g(ux + v) \quad \text{sujeto a} \quad u^T u = I \quad \text{y} \quad v^T v = 1, \quad (7)$$

donde $u = [u_1, \dots, u_L]$ es el peso aleatorio ortogonal, $v = [v_1, \dots, v_L]$ representa el sesgo aleatorio ortogonal entre los nodos de entrada y los nodos ocultos e I corresponde a la matriz identidad. En la segunda etapa (ELM estándar), la salida de las conexiones (γ) entre la última capa oculta y los nodos de salida ($\Re\{a_p(k)\}$ y $\Im\{a_p(k)\}$), la información a priori conocida en la estación base se calcula analíticamente recurriendo al método de mínimos cuadrados regularizados [16], ver Fig. 2(b). Es importante hacer notar que todos los trabajos previos respecto a ecualizadores basados en la ELM para los sistemas basados en OFDM [16], [19], [25]–[28] se circunscriben solamente a la segunda etapa de la propuesta (entrenamiento supervisado) [24], estancándose potencialmente el rendimiento de los demoduladores.

Después que la ELM-M es entrenada, está es usada para obtener los símbolos de constelación corregidos ($\hat{a}_d(k)$) usando obviamente el conjunto de testeo ($a_d(k)$). Como se observa, el pre-entrenamiento basado en el modelo de canal (típico en ecualizadores basados en otras redes neuronales artificiales [22], [23]) no es necesario gracias a la rápida velocidad de aprendizaje de la ELM y la explotación oportuna de los pilotos OFDM como muestras de entrenamiento.

III. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

En base a las referencias [6], [9], [16], [19], [20], los parámetros utilizados para la señal RoF-OFDM son: tasa de transmisión (10 Gbps), número de subportadoras de datos (112) y referencia (16), duración del prefijo cíclico (1/10 del período de símbolo), tasa de muestreo (100 Gsps) y formato de modulación de subportadora (*quadrature phase shift keying*).

El BER es estimado vía simulaciones Monte Carlo con el método de conteo directo de errores, es decir: 10 corridas de 10^4 bits son desarrolladas de manera de obtener un intervalo de confianza del 99 % para BERs mayores o iguales a 10^{-4} [17]. Como en trabajos previos [6], [11], [16], se adopta un límite *forward error correction* (FEC) de 3.8×10^{-3} y se excluye la codificación del canal por simplicidad.

A. Optimización Numérica de la ELM Multicapa

Considerando que el AWGN provoca una dispersión uniforme y circular en los símbolos de la constelación y que el ICI y CPE son resultado de la susceptibilidad de los sistemas OFDM a los errores de fase y/o frecuencia, la optimización por fuerza bruta de la ELM-M se realiza en ausencia de AWGN y en términos del desplazamiento frecuencial para un enlace punto a punto (ruido de fase diferencial nulo). Para la ELM propuesta se originan los pesos de entrada (u) y sesgos (v) por medio de una distribución uniforme definida en el intervalo $[-1,1]$ [19] y se adopta la función de activación sigmoide: $g(x) = 1/[1 - \exp(-x)]$, ya que está asegura el éxito del entrenamiento de la ELM [24].

Inicialmente, para la ELM de una sola capa oculta, el BER como función del desplazamiento frecuencial normalizado (ΔfT) con el número de neuronas como parámetro se muestra en la Fig. 3. Como se esperaba, el desempeño del sistema empeora a medida que el error frecuencial aumenta. Teniendo en cuenta el límite FEC, el aprendizaje de la ELM resulta ser superior e inferior para 8 y 16 neuronas ocultas, respectivamente. Cuando los nodos en la capa oculta superan las muestras de entrenamiento (> 16), el BER tiende a ser invariante al número de neuronas ocultas. Nótese que está ELM corresponde a la ELM-R excluyendo el parámetro de regularización [24].

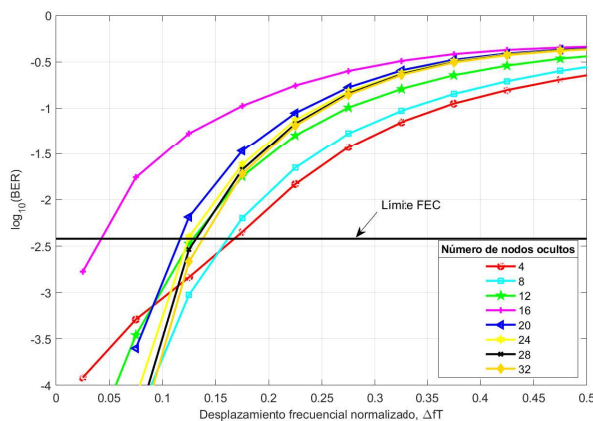


Fig. 3. Para la ELM estándar, el BER vs. el desplazamiento frecuencial con el número de neuronas ocultas como parámetro.

Con el fin de aumentar la tolerancia de la señal OFDM a los efectos CPE e ICI, el BER resultante de un ecualizador ELM de dos capas ocultas en términos de sus números de nodos para diferentes errores frecuenciales se presenta en la Fig. 4. En base a los resultados de la Fig. 3, $\Delta fT = 0.075$, 0.150 y 0.225 son elegidos para obtener a priori un desempeño del sistema cercano al límite FEC. En la situación que la cantidad de neuronas de las 1^{ra} y 2^{da} capas ocultas sobrepasa

el doble de muestras de entrenamiento ($> 2 \times 16$), el BER es minimizado e independiente a la arquitectura de la ELM. Caso contrario, el desempeño del sistema es deteriorado y no guarda relación lineal con los números de neuronas de la ELM de dos capas ocultas. Comparando los resultados optimizados de las Figs. 3 y 4, la introducción de la ELM-M como ecualizador adquiere relevancia incuestionable. Por ejemplo, para el valor de $\Delta fT = 0.15$, el $\log_{10}(\text{BER})$ corresponde a -2.6 y -3.8 usando la ELM monocapa y de dos capas ocultas, respectivamente.

Para una ELM conformada de 3 capas ocultas, la Fig. 5 despliega el BER como función de la cantidad de neuronas en las capas ocultas fijando el desplazamiento frecuencial normalizado a 0.15 (valor optado por fines demostrativos). En general, con respecto a la ELM de dos capas ocultas sub-óptima, el desempeño del sistema es mejorado levemente cuando las 1^{ra} , 2^{da} y 3^{ra} capas ocultas tienen neuronas mayores al doble de los datos de aprendizaje ($> 2 \times 16$), considerar Fig. 4(b) y Fig. 5. En este caso, además, el BER tiende a ser invariante a la arquitectura de la ELM. Sí la cantidad de neuronas ocultas de la ELM es menor a 32, el BER es severamente deteriorado, con excepción de ciertas combinaciones. En consecuencia, se puede inferir que la minimización del BER se va estancando para receptores ELM formados por tres o más capas ocultas.

B. Rendimiento Comparado

En esta sub-sección, las ELM introducidas son comparadas en términos del desempeño del sistema con el método PAE [6], [9], [12], [13], [16], [17], [19], [20] (incluido en todo demodulador OFDM por propósitos de mitigación de la interferencia inter-símbolo) y las ELM encontradas en el estado del arte: dos ELM reales e independientes (2ELM-RI) [19], ELM-C [19] y ELM-R [16], [28]. Para las ELM-M con una capa oculta (ELM-M1), con dos capas ocultas (ELM-M2) y con tres capas ocultas (ELM-M3), los números de neuronas corresponden a sus valores sub-óptimos: 8, 40/40 y 40/40/40, respectivamente (ver sub-sección III-A). Para las otras redes neuronales artificiales, se adoptan los hiper-parámetros que maximizan la capacidad de aprendizaje del algoritmo ELM (ver Sección 5 de [19] para las 2ELM-RI y ELM-C y sub-sección 4.1 de [16] para la ELM-R).

La Fig. 6 muestra el BER en términos del SNR con el método de ecualización como parámetro (ver marcador de la línea) para $\Delta fT = 0.075$ y $\Delta fT = 0.15$ (ver estilo de la curva). Se emula un *external cavity laser* (ECL) caracterizado por 100 kHz de ancho de línea ($\Delta\nu$) (láser relativamente costoso) [32] y un producto de longitud de la fibra óptica por frecuencia milimétrica (Lf_{RF}) igual a 37.1×10^4 km-GHz [19] (parámetro representativo para señales RoF-OFDM). Se adopta el producto Lf_{RF} considerando fines generales de diseño, es decir: evadir observaciones puntuales en una cierta RF o distancia de transmisión. Como era de esperar, el BER empeora para los SNR bajos y/o errores frecuenciales altos. Respecto a la efectividad de los ecualizadores se destaca lo siguiente: i) la ELM-C descuella positivamente y la 2ELM-RI es totalmente ineficiente (el límite FEC nunca se alcanza); ii) la ELM-M3 muestra competitividad con la ELM-C (especialmente para desplazamientos frecuenciales normalizados bajos y los SNR

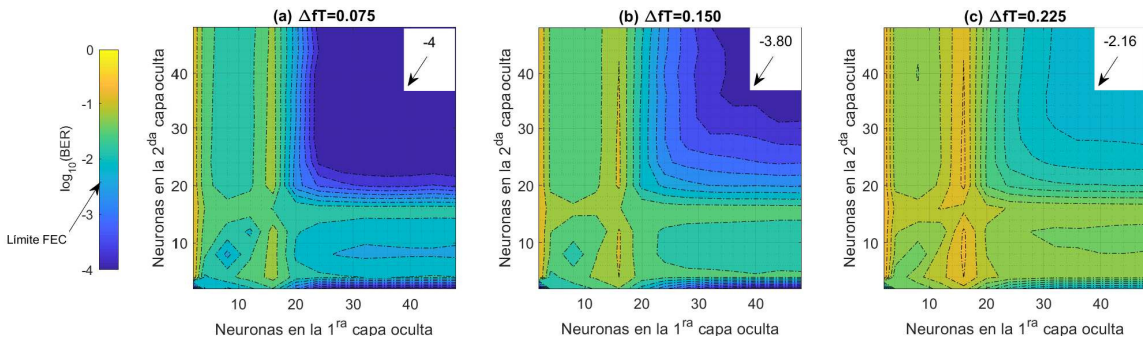


Fig. 4. Para diversos desplazamientos frecuenciales normalizados, el BER en términos de los números de neuronas de la ELM-M de 2 capas ocultas.

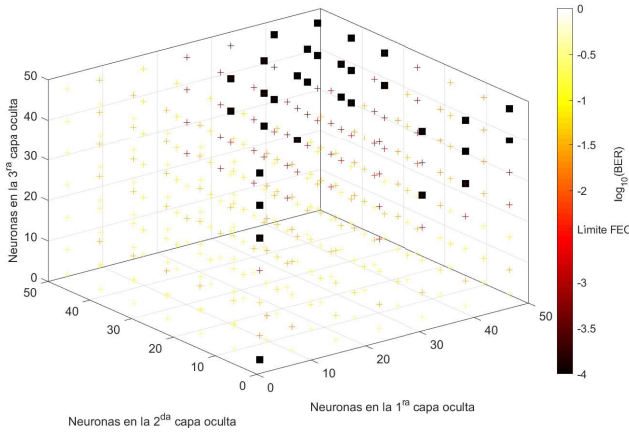


Fig. 5. El BER como función del número de neuronas para la ELM de tres capas ocultas dado $\Delta fT=0.15$.

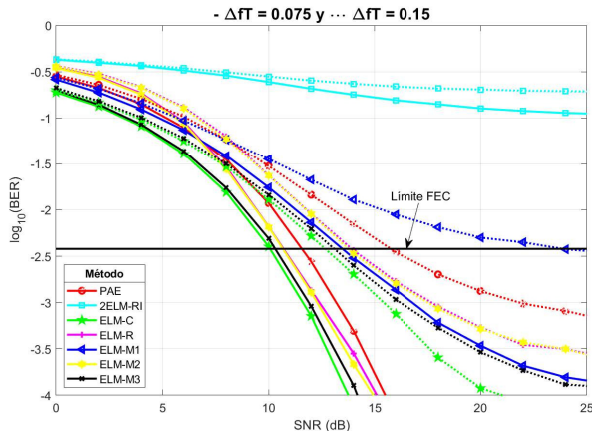


Fig. 6. Considerando los ecualizadores basados en el algoritmo ELM y el método PAE, el BER en términos del SNR para diferentes desplazamientos frecuenciales normalizados. El ancho de línea del láser es 100 kHz y el producto distancia de transmisión y RF corresponde a 37.1×10^4 km-GHz.

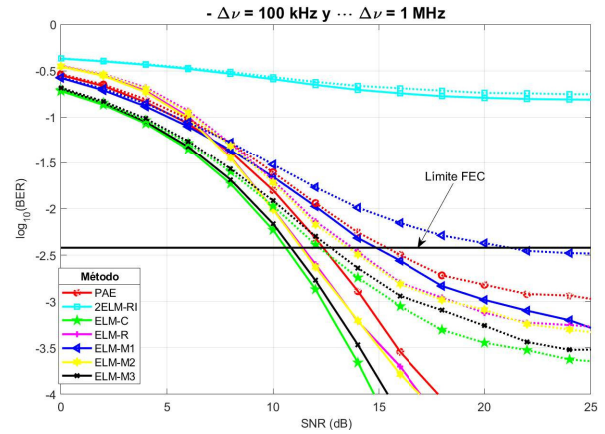


Fig. 7. Considerando $\Delta fT=0.1$ y $Lf_{RF} = 37.1 \times 10^4$ km-GHz, el BER en términos del SNR con el método de ecualización como parámetro para dos ruidos de fase de láser.

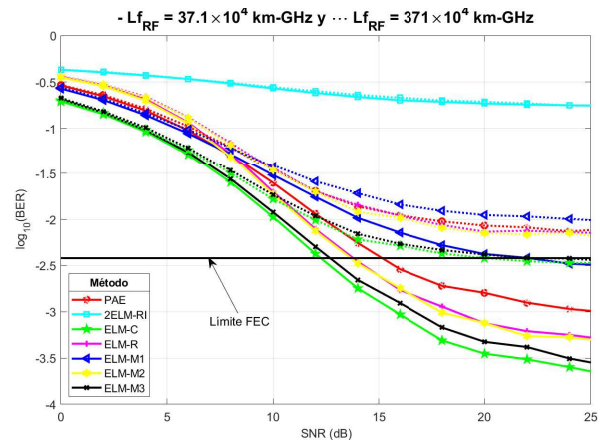


Fig. 8. Considerando $\Delta fT=0.1$ y $\Delta\nu= 1$ MHz (un típico DFB), el BER en términos del SNR con el método de ecualización como parámetro para dos productos de distancia de transmisión y RF.

bajos); iii) las ELM-M3, ELM-M2 y ELM-R son superiores a la técnica de referencia (PAE); iv) las ELM-M2 y ELM-R producen similares resultados; y v) al igual que la 2ELM-RI, la ELM-M1 resulta ser desdeñable, ya que el método PAE es superior a estas.

Fijando el desplazamiento frecuencial normalizado a 0.1, las Figs. 7 y 8 revelan el BER contra el SNR con la técnica de ecualización como parámetro para dos ruidos de fase de láser ($\Delta\nu$) y dos productos de distancia de transmisión y RF (Lf_{RF}), respectivamente. De acuerdo a los parámetros de la

señal RoF-OFDM expuestos al inicio de la sección actual, el desplazamiento frecuencial resulta ser 4.54 MHz. Desde aquí, este valor es adoptado para considerar un escenario crítico [21]. El parámetro Lf_{RF} corresponde a 37.1×10^4 km-GHz [19] en la Fig. 7, mientras que el ancho de línea del láser resulta ser 1 MHz (valor común para un económico *distributed feedback laser* (DFB) [32]) en la Fig. 8. Para los resultados de la Fig. 8 y de acuerdo con experimentaciones propias, se descarta el ECL con $\Delta\nu=100$ kHz para ilustrar el efecto del incremento de la longitud de la fibra óptica y/o la frecuencia

milimétrica en el BER. Prácticamente todas las observaciones previas (ver párrafo anterior) sobre la efectividad de los ecualizadores se repiten. Sin embargo, considerando las curvas verdes y negras de las Figs. 6, 7 y 8, y recordando que el desplazamiento frecuencial, el ruido de fase del láser o el efecto de la dispersión cromática de la fibra producen los mismos efectos en la constelación de símbolos (CPE e ICI) [12], [13], [17], [18], el comentario ii) se reescribe como sigue: la ELM-M3 y ELM-C tienden a tener una igual efectividad, en especial para los SNR bajos, y errores frecuenciales y de fase pequeños (donde la curva del BER tiene forma de cascada) y grandes (donde el $\log_{10}(\text{BER})$ es superior a -3.5). Para la cuantificación de la pureza espectral y por ende la relación entre los ruidos de fase y frecuencial, la adopción de la métrica de ruido de fase de banda lateral única [9] a señales RoF-OFDM con detección directa pudiera ser realizada. Sin embargo, esta tarea queda fuera del objetivo del presente trabajo.

C. Análisis de Complejidad

Resulta importante analizar el costo computacional de las ELM propuestas. La complejidad del proceso de ecualización determina directamente la viabilidad física del sistema RoF-OFDM con respecto al consumo de energía eléctrica y al hardware requerido. En base a un procedimiento recurrente y práctico reportado en investigaciones anteriores [14], [19], [33], se desarrolla la comparación de la complejidad para los 7 métodos estudiados midiendo el tiempo promedio transcurrido en el ecualizador (donde el módem OFDM exhibiría cambios). Se utiliza el lenguaje de programación de alto nivel MATLAB R2018a en un procesador Intel Core i5 con 2.6 GHz de velocidad de reloj y 4 GB de memoria de acceso aleatorio para obtener estos resultados. Se establecen los impedimentos de prueba ($\Delta fT=0.1$, $\Delta\nu=100$ kHz, $Lf_{RF}=37.1 \times 10^4$ km-GHz y SNR=15 dB por fines demostrativos), se realizan 100 simulaciones y la media de la complejidad estimada se ilustra en la Tabla I. Para el setup experimental desarrollado, la ELM-C es más rápida que el resto de los ecualizadores. Por el contrario, las ELM-M3 y ELM-M2 exhiben los tiempos de procesamiento más críticos, ya que ambas ocupan ELM-AE para sus etapas de aprendizaje no supervisado. En consecuencia, con respecto al ecualizador más simple (ELM-C), el método de referencia (PAE) y las ELM propuestas (ELM-M1, ELM-M2 y ELM-M3) presentan una penalidad computacional de 1.35, 1.69, 50.78 y 74.14 veces, respectivamente. Debido a la relación que existe entre el tiempo de entrenamiento (costo computacional mayoritario en el ecualizador) y la arquitectura de toda red neuronal artificial [22], [24], [30], [31], las observaciones previas pueden ser rápidamente explicadas por el número total de nodos (suma de las neuronas de entrada, ocultas y de salida) de cada ecualizador ELM, ver Tabla I. Nuevamente, se nota la simplicidad (4 nodos) y complejidad (124 nodos) de la ELM-C y la ELM-M3, respectivamente. Además, el tiempo de ecualización y conjunto de nodos de las otras ELM exhiben correspondencias coherentes. Nótese que la ELM-C descuella por su costo de implementación a pesar de estar constituida por nodos pertenecientes al plano complejo y como se mencionó al inicio de la sub-sección

III-B, los hiper-parámetros de las ELM son adoptados para minimizar sus errores de aprendizaje.

TABLA I
EVALUACIÓN DE LA COMPLEJIDAD.

Método	Tiempo de ecualización (s)	Número total de neuronas
PAE	0.0642	-
2ELM-RI	0.1348	$2 \times (1+10+1)=24 \in \mathbb{R}$
ELM-C	0.0474	$1+2+1=4 \in \mathbb{C}$
ELM-R	0.1408	$2+24+2=28 \in \mathbb{R}$
ELM-M1	0.0803	$2+8+2=12 \in \mathbb{R}$
ELM-M2	2.4069	$2+40+40+2=84 \in \mathbb{R}$
ELM-M3	3.5145	$2+40+40+40+2=124 \in \mathbb{R}$

IV. CONCLUSIONES

En este artículo, se introduce un ecualizador ELM constituido por varias capas ocultas para reducir los efectos del ruido de fase del láser, el efecto de la dispersión cromática de la fibra y el desplazamiento frecuencial en los sistemas RoF-OFDM con detección directa. Explotando los pilotos OFDM, los pesos y sesgos aleatorios de la ELM-M se determinan en dos etapas: aprendizaje supervisado para la última capa oculta, procedido por aprendizaje no supervisado para el resto de capas ocultas. La ELM de tres capas ocultas presenta resultados mejores que las técnicas 2ELM-RI, ELM-R, ELM-M1, ELM-M2 y PAE en términos del BER, siendo solamente superada por la ELM-C. La desventaja de la ELM-M3 radica en su alto costo computacional respecto al resto de ecualizadores. Por otra parte, se demuestra que la ortogonalidad de las subportadoras OFDM, y por ende el desempeño del sistema, son igualmente afectadas por el error de fase o frecuencial.

REFERENCIAS

- [1] J. Beas, G. Castanon, I. Aldaya, A. Aragon-Zavala, and G. Campuzano, "Millimeter-wave frequency radio over fiber systems: A survey," *IEEE Communications Surveys Tutorials*, vol. 15, no. 4, pp. 1593–1619, 2013.
- [2] J. Perez Santacruz, S. Rommel, U. Johannsen, A. Jurado-Navas, and I. Tafur Monroy, "Candidate waveforms for ARoF in beyond 5G," *Applied Sciences*, vol. 10, no. 11, 2020.
- [3] Y. He, Y. Chen, Y. Hu, and B. Zeng, "WiFi vision: sensing, recognition, and detection with commodity MIMO-OFDM WiFi," *IEEE Internet of Things Journal*, pp. 1–1, 2020.
- [4] G. Li, Z. Lin, X. Huang, and J. Li, "A radio over fiber system with simultaneous wireless multi-mode operation based on a multi-wavelength optical comb and pulse-shaped 4QAM-OFDM," *Electronics*, vol. 8, no. 10, 2019.
- [5] V. Sarup and A. Gupta, "A Study of various trends and enabling technologies in radio over fiber (RoF) systems," *Optik*, vol. 126, no. 20, pp. 2606 – 2611, 2015.
- [6] L. Zhang, Y. Ming, and J. Li, "Suppression of laser phase noise in direct-detection optical OFDM transmission using phase-conjugated pilots," *Optics Communications*, vol. 403, pp. 197 – 204, 2017.
- [7] V. A. Thomas, M. El-Hajjar, and L. Hanzo, "Millimeter-wave radio over fiber optical upconversion techniques relying on link nonlinearity," *IEEE Communications Surveys Tutorials*, vol. 18, no. 1, pp. 29–53, 2016.
- [8] P. Torres Ferrera, L. Pacheco Ramirez, and R. Gutierrez Castrejon, "Next-generation 400 Gb/s Ethernet PMD over SMF at 1310 nm via DD-OFDM with electro-absorption modulator-based transmitters," *IEEE Latin America Transactions*, vol. 14, no. 6, pp. 2681–2686, 2016.
- [9] D. Zabala-Blanco, C. A. Azurdia-Meza, S. Montejó-Sánchez, and A. Dehghan Firoozabadi, "OFDM tolerance to additive white Gaussian and laser phase noises in optical heterodyning systems accompanied by the feasible pilot-assisted equalization," *Optical Review*, vol. 27, no. 2, pp. 156–169, Apr 2020.
- [10] V. Kishore, V. S. Prasad, and V. V. Mani, "A blind timing synchronization algorithm for DCO-OFDM VLC systems," *IEEE Photonics Technology Letters*, vol. 32, no. 17, pp. 1121–1124, 2020.

- [11] L. Gonzalez-Guerrero, H. Shams, I. Fatadin, M. J. Fice, M. Naftaly, A. J. Seeds, and C. C. Renaud, "Single sideband signals for phase noise mitigation in wireless THz-over-fibre systems," *Journal of Lightwave Technology*, vol. 36, no. 19, pp. 4527–4534, 2018.
- [12] L. Tao, J. Yu, J. Zhang, Y. Shao, and N. Chi, "Reduction of intercarrier interference based on window shaping in OFDM RoF systems," *IEEE Photonics Technology Letters*, vol. 25, no. 9, pp. 851–854, 2013.
- [13] T. Kanesan, S. T. Le, D. Roque, and A. D. Ellis, "Non-rectangular perfect reconstruction pulse shaping based ICI reduction in CO-OFDM," *Optics Express*, vol. 22, no. 2, pp. 1749–1759, Jan 2014.
- [14] D. Zabala-Blanco, G. Campuzano, C. A. Azurdia-Meza, and S. Montejo-Sanchez, "Performance enhancement in OFDM systems with ICI utilizing the improved double jump linear combination pulse," in *IEEE 9th Latin-American Conference on Communications (LATINCOM)*, 2017, pp. 1–6.
- [15] M. R. Kaloop, D. Kumar, P. Samui, A. R. Gabr, J. W. Hu, X. Jin, and B. Roy, "Particle swarm optimization algorithm-extreme learning machine (PSO-ELM) model for predicting resilient modulus of stabilized aggregate bases," *Applied Sciences*, vol. 9, no. 16, 2019.
- [16] D. Zabala-Blanco, M. Mora, C. A. Azurdia-Meza, A. Dehghan Firoozabadi, P. Palacios Jativa, and I. Soto, "Relaxation of the radio-frequency linewidth for coherent-optical orthogonal frequency-division multiplexing schemes by employing the improved extreme learning machine," *Symmetry*, vol. 12, no. 4, 2020.
- [17] D. Zabala-Blanco, G. Campuzano, I. Aldaya, G. Castanon, and C. Vargas-Rosales, "Impact of partial phase decorrelation on the performance of pilot-assisted millimeter-wave RoF-OFDM systems," *Physical Communication*, vol. 26, pp. 106 – 115, 2018.
- [18] B. Lim and Y. Ko, "SIR analysis of OFDM and GFDM waveforms with timing offset, CFO, and phase noise," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 16, no. 10, pp. 6979–6990, 2017.
- [19] D. Zabala-Blanco, M. Mora, C. A. Azurdia-Meza, and A. Dehghan Firoozabadi, "Extreme learning machines to combat phase noise in RoF-OFDM schemes," *Electronics*, vol. 8, no. 9, 2019.
- [20] A. Ferreira, B. Dias, J. A. de Oliveira, A. Alves, J. D. Marconi, G. Campuzano, J. Pita, and I. Aldaya, "Optimization of OFDM Parameters for 10-Gbps Long Reach Coherent PONs," in *21st International Conference on Transparent Optical Networks (ICTON)*, 2019, pp. 1–4.
- [21] D. Wang, L. Yuan, J. Lei, G. Wu, S. Li, R. Ding, and D. Wang, "Joint channel/frequency offset estimation and correction for coherent optical FBMC/OQAM system," *Optical Fiber Technology*, vol. 39, pp. 87 – 94, 2017.
- [22] C. Zhang, Y. Ueng, C. Studer, and A. Burg, "Artificial intelligence for 5G and beyond 5G: implementations, algorithms, and optimizations," *IEEE Journal on Emerging and Selected Topics in Circuits and Systems*, vol. 10, no. 2, pp. 149–163, 2020.
- [23] M. G. Kibria, K. Nguyen, G. P. Villardi, O. Zhao, K. Ishizu, and F. Kojima, "Big data analytics, machine learning, and artificial intelligence in next-generation wireless networks," *IEEE Access*, vol. 6, pp. 32328–32338, 2018.
- [24] G. Huang, G.-B. Huang, S. Song, and K. You, "Trends in extreme learning machines: A review," *Neural Networks*, vol. 61, pp. 32 – 48, 2015.
- [25] G. Kaur and G. Kaur, "Performance analysis of Wilcoxon-based machine learning nonlinear equalizers for coherent optical OFDM," *Optical and Quantum Electronics*, vol. 50, no. 6, p. 256, Jun 2018.
- [26] D. F. Carrera, D. Zabala-Blanco, C. Vargas-Rosales, and C. A. Meza-Azurdia, "Extreme learning machine-based receiver for multi-user massive MIMO systems," *IEEE Communications Letters*, 2020.
- [27] J. Liu, K. Mei, X. Zhang, D. Ma, and J. Wei, "Online extreme learning machine-based channel estimation and equalization for OFDM systems," *IEEE Communications Letters*, vol. 23, no. 7, pp. 1276–1279, 2019.
- [28] L. Yang, Q. Zhao, and Y. Jing, "Channel equalization and detection with ELM-based regressors for OFDM systems," *IEEE Communications Letters*, vol. 24, no. 1, pp. 86–89, 2020.
- [29] L. Kasun, H. Zhou, G.-B. Huang, and C. Vong, "Representational learning with ELMs for big data," *IEEE Intelligent Systems*, vol. 28, pp. 31–34, 2013.
- [30] J. Tang, C. Deng, and G. Huang, "Extreme learning machine for multilayer perceptron," *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, vol. 27, no. 4, pp. 809–821, 2016.
- [31] S. Ding, N. Zhang, X. Xu, L. Guo, and J. Zhang, "Deep extreme learning machine and its application in EGG classification," *Mathematical Problems in Engineering*, vol. 2014, p. 129021, Nov 2014.
- [32] I. Aldaya, J. Beas, G. Castanon, G. Campuzano, and A. Aragon-Zavala, "A survey of key-enabling components for remote millimetric wave generation in radio over fiber networks," *Optics & Laser Technology*, vol. 49, pp. 213 – 226, 2013.
- [33] S. Kamal, C. A. Azurdia-Meza, and K. Lee, "Suppressing the effect of ICI power using dual sinc pulses in OFDM-based systems," *AEU - International Journal of Electronics and Communications*, vol. 70, no. 7, pp. 953 – 960, 2016.



David Zabala-Blanco recibió el grado de Doctor en Tecnologías de Información y Comunicaciones del Tecnológico de Monterrey, México en 2018. Desde el 2019 es Investigador Postdoctorante en la Universidad Católica del Maule, Talca, Chile. Entre sus intereses de investigación están: sistemas de comunicación ópticos e inalámbricos, formatos de modulación multiportadora, máquinas de aprendizaje extremo y clasificación de huellas digitales.



Marco Mora se graduó como Doctor en Ciencias de la Computación de la Universidad de Toulouse, Francia en 2008. Actualmente es Profesor Asistente del Departamento de Computación e Informática de la Universidad Católica del Maule, Talca, Chile. Entre sus áreas de experticia destacan tratamientos de imágenes, morfología matemática, redes neuronales, entre otras.



Cesar A. Azurdia-Meza recibió el grado de Doctor en Ingeniería Electrónica y de Radio de la Universidad Kyung Hee, República de Corea en 2013. Desde el 2013 es Profesor Asistente de la Universidad de Chile. Entre sus intereses de investigación destacan: sistemas basados en OFDM y SC-FDMA, sistemas de comunicación en luz visible, comunicaciones vehiculares, y técnicas de procesamiento de señal para sistemas de comunicaciones.



Ali Dehghan Firoozabadi recibió el grado de Ph.D. en Ingeniería Eléctrica (Telecomunicaciones) de la Universidad Yazd, Irán en 2015. Desde septiembre de 2017 es Profesor Asociado del Departamento de Electricidad, Universidad Tecnológica Metropolitana, Santiago, Chile. Su investigación actual se centra en los siguientes tópicos: el procesamiento del habla, el procesamiento de la señal de arreglos de micrófonos, el procesamiento de la señales relacionados a volcanes y exo-planetas.



Pablo Palacios Jativa recibió el título de Maestría en Ingeniería de Redes de Comunicaciones en la Universidad de Chile, Chile en 2017. Actualmente es estudiante de Doctorado en Ingeniería Eléctrica en la Universidad de Chile. Entre sus intereses de investigación están: sistemas de comunicación por luz visible e inalámbricos, radio cognitiva, métodos basados en NOMA para asignación de potencia, y algoritmos de detección y decisión sobre el espectro de radiofrecuencia.



Samuel Montejo-Sánchez recibió el título de Doctor en Ciencias Técnicas (Telecomunicaciones) en la Universidad Central de Las Villas (UCLV), Cuba en 2013. En el 2016 recibió el Premio Nacional de la Academia de Ciencias de Cuba. Desde el 2018 es Investigador Académico del Programa Institucional de Fomento a la I+D+i en la Universidad Tecnológica Metropolitana. Entre sus intereses de investigación están, la eficiencia energética, confiabilidad, seguridad y optimización en las comunicaciones inalámbricas.