

APLICACIÓN DE UN ALGORITMO BASADO EN PROPAGACIÓN DE ESPERANZAS PARA DETECCIÓN DE SÍMBOLOS EN SISTEMAS L-MIMO



APPLICATION OF AN EXPECTATION PROPAGATION BASED ALGORITHM FOR SYMBOL DETECTION IN L-MIMO SYSTEMS

AUTOR

Guefry L. Agredo Méndez
Magíster en Electrónica y
Telecomunicaciones
*Universidad del Cauca
Docente
Departamento de telecomunicaciones
Gagredo@unicauca.edu.co
COLOMBIA

AUTOR

Pablo Emilio Jojoa Gómez
Doctor en ingeniería
eléctrica
*Universidad del cauca
Docente
Departamento de telecomunicaciones
Pjojoa@unicauca.edu.co
COLOMBIA

AUTOR

Vicenç Almenar Terré
Doctor en telecomunicaciones
**Universidad Politécnica de Valencia
Docente
Departamento de
comunicaciones
Valmenar@dcom.upv.es
ESPAÑA

*INSTITUCIÓN

Universidad del Cauca
UNICAUCA
Universidad Pública
Calle 5 # 4 -70
Popayán, Cauca
COLOMBIA

**INSTITUCIÓN

Universidad Politécnica de Valencia
UPV
Universidad Pública
Camino de Vera, s/n, 46022
Valencia, Valencia
ESPAÑA

INFORMACIÓN DE LA INVESTIGACIÓN O DEL PROYECTO: el proyecto busca soluciones al problema de la detección en sistemas MIMO con multiplexación espacial cuando en las estaciones base se emplea un gran número de antenas para atender a un gran número de dispositivos, lo que es conocido como L-MIMO (*Large MIMO*) en la búsqueda de un esquema de detección de baja complejidad y prestaciones aceptables, evaluando comparativamente la aplicación de algoritmos, metaheurísticas y en general *soft computing*.

RECEPCIÓN: 30 de abril de 2015

ACEPTACIÓN: 15 de Agosto de 2015

TEMÁTICA: Sistemas Inalámbricos y Móviles

TIPO DE ARTÍCULO: Artículo de Investigación Científica e Innovación

Forma de citar: Agredo Méndez, G. L. (2015). Aplicación de un algoritmo basado en propagación de esperanzas para detección de símbolos en sistemas L-MIMO. EN R, LLAMOSA VILLALBA (ED.). REVISTA GERENCIA TECNOLÓGICA INFORMÁTICA, 14(39), 75-85. ISSN 1657-8236.

RESUMEN ANALÍTICO

Uno de los retos en el diseño de esquemas de detección para sistemas MIMO con un gran número de antenas en sistemas de comunicaciones inalámbricas, conocido como L-MIMO (*Large MIMO*), es lograr algoritmos de detección eficientes de baja complejidad para hacer viable su implementación real. Este artículo presenta los resultados logrados con un esquema basado en el algoritmo de propagación de esperanzas, comparándolo por medio de simulación con detectores lineales de referencia que se tienen en la literatura, demostrando que a partir de configuraciones 8x8 se logra una mejor relación desempeño-complejidad, consiguiendo disminuir notoriamente el tiempo de ejecución en evaluaciones que se hacen hasta L-MIMO 64x64.

PALABRAS CLAVES: L-MIMO, Propagación de Esperanzas, Detección, Baja Complejidad, Comunicaciones Inalámbricas.

ANALYTICAL SUMMARY

One of the challenges in designing detection schemes for MIMO systems with a large number of antennas in wireless communications systems, known as L-MIMO (Large MIMO) is to achieve efficient detection algorithms with low complexity to make possible their actual implementation. This article presents the results achieved with an algorithm based on the expectation propagation scheme comparing it, by simulation with reference linear detectors that are in the literature, demonstrating that from settings 8x8 a better relationship performance-complexity is achieved, getting decrease markedly the runtime on assessments that are made up to L-MIMO 64x64.

KEYWORDS: L-MIMO, Expectation Propagation, Detection, Low Complexity, Wireless Communications.

INTRODUCCIÓN

Es evidente el impacto que en la sociedad moderna han tenido las comunicaciones inalámbricas, en especial la comunicación de datos unida a la masificación en el uso de dispositivos móviles como *laptops*, *tablets* y *smartphones* que han incidido en las actividades diarias del ser humano. Ahora por ejemplo la mensajería está siempre presente, se realizan videollamadas y videoconferencias, y más aún sincronización de altos volúmenes de información como las fotos y videos de móviles de diferentes usuarios, o al acceder a la red para hacer reproducción de videos en alta definición, lo que conlleva una demanda creciente en la capacidad y la velocidad de acceso de las redes inalámbricas sean fijas como WiFi 802.11n/ac [1] o móviles como HSPA+ o LTE. Lo anterior eleva el tráfico, poniendo en evidencia el crecimiento exponencial de los requisitos para alta velocidad de las redes de comunicación, particularmente para las inalámbricas. Adicionalmente, se tienen iniciativas [2] que propenden por soluciones para atender las demandas de tráfico de las futuras comunicaciones Máquina a Máquina (M2M, *Machine-to-Machine*) en las que millones de dispositivos inteligentes se interconectarán en escenarios tales

como: Sistemas Inteligentes de Transporte, *Smart Grid*, *Internet of Things*, Domótica y e-salud, entre otros; para los que la capacidad y velocidad de las redes actuales sería insuficiente [3]. En el último pronóstico global de tráfico de datos móviles [4] se aprecia como se ha proyectado que el tráfico de video móvil generará tres cuartas partes del total del tráfico móvil para 2020.

Lo anterior ha conminado a la búsqueda de soluciones tecnológicas que puedan hacerle frente a esta necesidad, las cuales se han recogido en lo que ahora se conoce como la quinta generación móvil o 5G [5]. Particularmente una de estas soluciones es el uso de un gran número de antenas en la estación base atendiendo un gran número de dispositivos (ya no se habla de atender usuarios, pues, uno solo podría tener una gran cantidad de dispositivos como un *Smartphone*, una *Tablet*, un *laptop*, un *smartwatch*, entre otros) a lo que en la literatura se le conoce como MIMO extenso (L-MIMO, *Large MIMO*) o MIMO Masivo (M-MIMO, *Massive MIMO*) [6] [7] en general asociándose a arreglos que usen N_T antenas transmisoras por N_R antenas receptoras en configuraciones de $N_T \times N_R$ pudiendo ser 16 x 16, 32 x 32, 64 x 64 o superior. Con este tipo de arreglos las tecnologías inalámbricas

consiguen diversos tipos de beneficios [8] como el aumento en la capacidad y velocidad, disminución de la energía consumida por antena pudiendo enmarcarse en las actualmente denominadas "Comunicaciones Verdes" y mayor tolerancia a fallas por la alta redundancia del sistema al contar con más elementos, pero por otra parte el proceso que se realiza en el receptor para detectar los símbolos que llevan la información por el medio inalámbrico se torna extremadamente complejo y al seguir los esquemas tradicionales de los sistemas MIMO de bajo orden resultan en tiempos de ejecución muy elevados que hacen inviable su implementación práctica, pues, no atienden con efectividad la demanda de un procesamiento de señal rápido que permita aprovechar los beneficios conseguidos con el elevado número de antenas.

Esta problemática es la que se aborda en el presente artículo, que muestra los resultados de un proyecto de investigación que evalúa diversas técnicas de detección, que particularmente en este caso resalta la efectividad de la conocida como Propagación de Esperanzas (EP, *Expectation Propagation*) en la búsqueda de un esquema de detección L-MIMO de baja complejidad que permita unas prestaciones comparables o mejores a las de los detectores tradicionales pero que requiera un tiempo de ejecución significativamente menor.

Este artículo está organizado de la siguiente manera: en la sección 1 se presentan los trabajos relacionados con el tema objeto de estudio, luego en la sección 2 se explican las técnicas de detección relacionadas con fines de sentar la base matemática de las mismas, en la sección 3 se explica la metodología y en la sección 4 se presentan los resultados obtenidos, finalizando con las conclusiones y trabajos futuros.

1. DETECCIÓN L-MIMO DE BAJA COMPLEJIDAD

Recientemente la investigación en la técnica de antenas de Múltiple Entrada Múltiple Salida (MIMO, *Mutiple Input Multiple Output*) se ha orientado hacia arreglos de decenas o centenas de antenas, considerándola como una de las tecnologías que permitirá confiabilidad y altas tasas de datos en las futuras redes inalámbricas [9].

En este escenario, una de las líneas de continua investigación trata la gran dificultad de implementación que para sistemas MIMO tiene la detección de señal en el extremo receptor. El algoritmo de máxima verosimilitud (ML, *Maximun Likelihood*) es la solución óptima para la detección en MIMO [10], pero dada su alta complejidad se considera como un problema de tiempo polinomial no-determinístico (NP, *Non-deterministic Polynomial time*) difícil (NP-hard). Este problema puede visualizarse

como un árbol de decisión, para el que se han planteado diversas técnicas entre las cuales se encuentran: ZF (*Zero Forcing*), ZF-SIC (*ZF with Successive Interference Cancelation*), MMSE (*Minimum Mean Square Error*), MMSE-SIC (*MMSE with Successive Interference Cancelation*) y las que han logrado aproximaciones a ML como SD (*Sphere Decoding*) o FCS (*Fixed-Complexity Sphere Decoder*) [11].

La complejidad de la detección de señal es mayor cuando se tienen sistemas con un gran número de antenas como ocurre en L-MIMO [8], por tanto, en la actualidad reviste gran interés la búsqueda de la detección cuasi-óptima de baja complejidad para esta tecnología, más cuando se considera el alto potencial de proyección a futuro para poder atender la alta demanda de mayores velocidades de comunicación de datos por parte de los usuarios móviles.

De esta forma la oportunidad se presenta ante la complejidad de los algoritmos actuales que se han utilizado en MIMO a los cuales les surgen problemas de complejidad o desempeño cuando deben tratar con un gran número de antenas, pudiéndose aportar con la aplicación técnicas basadas en otros algoritmos, metaheurísticas o en general *soft computing*, algunas sub-óptimas pero de baja complejidad para hacer viable la implementación real de sistemas L-MIMO y en especial el aprovechamiento de sus beneficios [12].

En general lo que ha sucedido como se podrá encontrar en la descripción de trabajos a continuación es que algoritmos que han funcionado muy bien en MIMO como los basados en detección esférica (SD) y reducción de retícula (LR) entre otros, elevan significativamente su complejidad cuando el número de antenas comienza a ser grande por lo que se han debido emplear otros enfoques algunos de los cuales están basados en metaheurísticas o inteligencia computacional, para procurar por baja complejidad.

En [13] se propone un detector de baja complejidad para sistemas L-MIMO con constelaciones BPSK o QAM. El detector trabaja a nivel de bits y se compone de tres etapas. Se hace uso de algoritmos de tipo "soft-heuristic" y se soportan mejoras de desempeño sobre algoritmos de detección actuales para sistemas L-MIMO. En [14] se proponen algoritmos de baja complejidad basados en cadenas de Markov Monte Carlo (MCMC, *Markov Chain Monte Carlo*) para detección de señal y estimación de canal en el *uplink* en L-MIMO multiusuario con una gran cantidad de antenas en la estación base (BS, *Base Station*) y así mismo un gran número de usuarios. El algoritmo propuesto para estimación de canal basado en MCMC refina la estimación inicial del canal obtenido durante la fase piloto a través de

iteraciones que emplean detección con cadenas de Markov - Monte Carlo Aleatorias (R-MCMC, *Randomize - Markov Chain Monte Carlo*) durante la fase de datos. Se indica que este esquema puede ser utilizado en sistemas de duplexación por división de tiempo (TDD, *Time División Duplex*) para el *downlink*. En [15] se detalla el gran potencial de los sistemas L-MIMO para la próxima generación de comunicaciones inalámbricas. Se proponen algoritmos de reducción de retícula basada en elementos (ELR, *Element-Based Lattice Reduction*) que minimizan los elementos de la diagonal de la matriz de covarianza de ruido de detectores lineales, mejorando el rendimiento asintótico. Los algoritmos propuestos encuentran soluciones sub-óptimas a las reducciones, con baja complejidad y alto rendimiento frente a los detectores de baja complejidad existentes para sistemas L-MIMO. En [8] se presentan algunos de los retos de L-MIMO, en específico se tratan temas como los límites de desempeño de la teoría de la información, algunos algoritmos, la influencia de las propiedades del canal en el sistema y las limitaciones prácticas de los arreglos de antenas. En [16] se encuentra el resultado de la aplicación de los códigos de comprobación de paridad de baja densidad no binarios (NBLDPC, *Non Binary Low Density Parity Check*) a sistemas L-MIMO. Se muestra que al incorporar detector de mínimo error cuadrático medio (MMSE, *Minimum Mean Squared Error*) de baja complejidad y códigos NBLDPC este tipo de sistemas L-MIMO pueden conseguir una baja probabilidad de error de bit cerca del límite de la capacidad de MIMO ofreciendo un mejor desempeño frente a otros sistemas con los que hacen la comparación. En [17] se propone un método denominado marginación sub-espacial con supresión de interferencias (SUMIS, *Subspace Marginalization with Interference Suppression*), que ofrece un rendimiento notable a baja complejidad (determinista), cuenta con un adecuado balance entre complejidad y rendimiento computacional, realizando un proceso inicial de organización que hace una selección de columnas de la matriz de canal. Este algoritmo no implica ninguna búsqueda ni ramificación algorítmica, por lo que tiene un tiempo de ejecución predecible. En [18] proponen un detector de baja complejidad para L-MIMO usando BPSK o QAM. Funciona en el nivel de bits y exhibe ventajas para sistemas L-MIMO. Se compone de tres etapas, la primera realiza la detección parcial de máxima verosimilitud (ML, *Maximum Likelihood*), la segunda hace la generación de valores flexibles, y la tercera realiza un proceso de optimización genética. En la última etapa el algoritmo de programación genética utiliza los valores suaves calculados por la segunda etapa. Los Resultados de simulación demuestran que para L-MIMO, el detector entrega mejores resultados que el de los detectores del momento frente a los que se compara. En [19] se menciona la gran atención

que ha logrado la técnica de reducción de retícula (LR, *Lattice Reduction*) dada su relativa baja complejidad y alto desempeño, pero cuando el número de antenas es muy grande este tipo de detectores y los de cancelación sucesiva de interferencias (SIC, *Successive Interference Cancellation*) exhiben un resultado que se mantiene distante frente del detector óptimo de máxima verosimilitud (MLD, *Maximum Likelihood Detector*) por lo que frente a esta situación se desarrollaron los detectores LR de tipo K-best, conllevando un aumento en la complejidad computacional. Es por eso que, en este trabajo, desarrollaron un algoritmo LR de tipo K-best con menor complejidad haciendo uso de una cola de prioridades, lo que lo hace conveniente para sistemas L-MIMO. En [20] se propone un algoritmo para detección de baja complejidad en L-MIMO basado en búsqueda local por capas presentando como ventaja, que por la baja complejidad relativa de los algoritmos de búsqueda local se adecua a los sistemas L-MIMO, ajustándose convenientemente para relaciones señal a ruido (SNR, *Signal to Noise Ratio*) moderadas a altas y requiriendo aumento en los símbolos en la definición de vecindad para baja SNR. En [21] se propone el algoritmo MCMC aleatorio (R-MCMC, *Randomize - Markov Chain Monte Carlo*) como una variante del algoritmo de cadenas de Markov Monte Carlo (MCMC) y además se propone un algoritmo con un enfoque en selección al azar para escoger los vectores candidatos a ensayar en una búsqueda local. Presentan cómo la complejidad que ofrecen los algoritmos MCMC y R-MCMC es atractiva para sistemas L-MIMO. En [22] se trata inicialmente el aporte que para detección en sistemas L-MIMO ha tenido el algoritmo de búsqueda local denominado Búsqueda Tabú Reactiva (RTS, *Reactive Tabu Search*) y el algoritmo de Propagación de Creencias (BP, *Belief Propagation*), de la observación del comportamiento de los dos algoritmos mencionados se propone un esquema de algoritmo híbrido que aprovecha lo mejor de ambos y los resultados presentados evidencian mejoras al usarlos de esta manera. En [23] se presenta un algoritmo de baja complejidad para detección sistemas L-MIMO basados en el algoritmo de búsqueda ascendente de verosimilitud (LAS, *Likelihood Ascent Search*), con éste se generan diversas salidas y se trata de seleccionar la mejor. Las simulaciones demuestran que el algoritmo propuesto: Selección de Salida Múltiple-LAS (MOS-LAS, *Multiple Output Selection-LAS*) mantiene el mismo orden de complejidad del algoritmo LAS convencional, pero es superior en tasa de error de bit (BER, *Bit Error Rate*). En [24] se aporta un algoritmo de baja complejidad basada en Búsqueda Tabú Reactiva (RTS, *Reactive Tabu Search*) para detección cercana a máxima verosimilitud (ML, *Maximum Likelihood*) en sistemas L-MIMO. En [25] se presentan y comparan en cuanto a BER, tres algoritmos de baja complejidad que se desarrollaron para sistemas L-MIMO, estos algoritmos incluyen dos basados en

búsqueda local denominados Búsqueda Ascendente de Verosimilitud (LAS, *Likelihood Ascent Search*) y Búsqueda Tabú Reactiva (RTS), y uno de paso de mensajes basado en Propagación de Creencias (BP, *Belief Propagation*), al ser de baja complejidad se pueden considerar para la implementación de sistema L-MIMO de alta eficiencia espectral. En [26] se presentan los resultados del uso la técnica de Propagación de Esperanzas (EP, *Expectation Propagation*) en sistemas MIMO de alta dimensión donde se aprecia su alta efectividad, a diferencia en el presente trabajo se aporta al comparar con las técnicas de detección lineales que se detallan a la siguiente sección, en configuraciones que usan modulación QPSK acelerando la obtención de resultados al recurrir al procesamiento paralelo de Matlab para hacer uso de las capacidades de procesadores *multicore*. Aunque en Colombia no se encuentran trabajos en la línea de L-MIMO, en [27] se diseñaron y evaluaron algoritmos de detección de señal según los principios de la optimización basada en Colonias de Hormigas mostrando que con esta nueva aproximación se logran resultados comparables a los obtenidos con algoritmos ampliamente utilizados para la detección de señal en sistemas MIMO.

2. MODELO DE SEÑAL Y TÉCNICAS DE DETECCIÓN EN MIMO

Se considera el modelo de canal MIMO con desvanecimiento plano de Rayleigh (*flat Rayleigh fading*) con N_T antenas transmisora x N_R antenas receptoras como:

$$y = Hx + n \quad (1)$$

Donde $y, n \in \mathbb{C}^{N_R}$, $H \in \mathbb{C}^{N_R \times N_T}$, $x \in \mathbb{S}^{N_T}$, \mathbb{C} denota el conjunto de número complejos y \mathbb{S} denota el conjunto de puntos de constelación de la modulación. La cardinalidad de \mathbb{S} , que se denota como $|\mathbb{S}|$, es contable finita. El vector de símbolos transmitidos es $x = [x_1 \dots x_{N_T}]^T$ y el vector de símbolos recibidos es $y = [y_1 \dots y_{N_R}]^T$. Se asume que los vectores de símbolos en x son aleatorios no correlacionados con media cero y matriz de covarianza $\sigma_x^2 I$, donde I es la matriz identidad. Los vectores de ruido gaussiano blanco aditivo (AWGN, *Additive White Gaussian Noise*) $n = [n_1 \dots n_{N_R}]^T$ son independientes e idénticamente distribuidos (i.i.d) con media cero y matriz de covarianza $\sigma_n^2 I$. La matriz del canal de valores complejos H tiene entradas gaussianas i.i.d con media zero y varianza unitaria y se asume que es perfectamente conocida en el receptor.

En las siguientes sub-secciones se describen brevemente las técnicas de detección MIMO relacionadas con este trabajo. La detección de máxima verosimilitud (ML, *Maximum Likelihood*) logra el desempeño óptimo; sin embargo, adolece de incrementos exponenciales de la complejidad computacional, de tal forma que en

sistemas prácticos MIMO se hace inviable, y más aún para sistemas L-MIMO. Por su parte las técnicas de detección de cero forzado (ZF, *Zero Forcing*) y mínimo error cuadrático medio (MMSE, *Minimum Mean Square Error*) son métodos lineales basados en equalización [28] que bajan la complejidad a expensas de degradar el desempeño. En la sub-sección final se describen brevemente el algoritmo de Propagación de Esperanzas que es una generalización del algoritmo de Propagación de Creencias [29], la aplicación de este algoritmo en la detección MIMO de configuraciones de alto orden de del tipo L-MIMO muestran excelentes resultados en cuanto a desempeño con una notoria baja complejidad computacional frente a los detectores lineales ZF y MMSE siendo este el principal aporte de este trabajo.

2.1 MÁXIMA VEROSIMILITUD

La expresión para el detector de Máxima Verosimilitud - ML es [28]:

$$\hat{x}_{ML} = \underset{x \in \mathbb{S}^{N_T}}{\operatorname{argmin}} \|y - Hx\|^2 \quad (2)$$

La detección ML calcula la mínima distancia euclidiana entre el vector de señal recibido y el producto de todos los posibles vectores de señal transmitidos con el canal H y encuentra el que tenga la mínima distancia. Al obtener la solución que satisface a (2) en el conjunto \mathbb{S}^{N_T} el problema es la enorme cardinalidad de \mathbb{S}^{N_T} que crece exponencialmente en la medida que aumenta N_T y el orden de la modulación [30].

2.2 DETECTOR ZF

La detección ZF multiplica el vector de símbolos recibidos por una matriz de equalización W , en la forma $\hat{x}_{ZF} = W_{ZF} \times y$. La equalización ZF se deriva de la pseudo-inversa de Moore-Penrouse [31] de,

$$W_{ZF} = (H^H H)^{-1} H^H \quad (3)$$

Donde $(\cdot)^{-1}$ y $(\cdot)^H$ corresponden a la matriz inversa y a la hermitiana respectivamente. Luego de la equalización el vector estimado de símbolos transmitido \hat{x}_{ZF} en la detección ZF es:

$$\hat{x}_{ZF} = W_{ZF} y = (H^H H)^{-1} H^H y = x + \hat{n} \quad (4)$$

Donde $\hat{n} = (H^H H)^{-1} H^H n$ perturba al vector de símbolos transmitidos x . De (4) se remueve la diafonía de x generada por el canal H en la y que se recibe, como si se invirtiera el efecto del canal, mientras que el ruido gaussiano \hat{n} es coloreado, razón que influye en un menor desempeño.

2.3 DETECTOR MMSE

La detección MMSE minimiza conjuntamente la interferencia como el ruido, mientras que ZF solo remueve los efectos de la interferencia. Podría decirse que busca el equilibrio entre la cancelación de la interferencia y la reducción del realce del ruido. Esto implica que se minimiza el error cuadrático medio entre los símbolos transmitidos y los estimados del receptor. Por tanto, MMSE es mejor que ZF en presencia de ruido.

El concepto que la detección MMSE utiliza es minimizar el error cuadrático medio $E(\|Wy - x\|^2)$, donde $E(\cdot)$ denota la esperanza de la variable aleatoria. La detección MMSE considera la varianza del ruido y reduce su realce usando una matriz de equalización de error cuadrático medio mínimo, para despejar x se necesita encontrar una matriz de ponderación W que satisfaga $WH = I$ la cual viene dada por [32]:

$$W_{MMSE} = (H^H H + (\sigma_n^2 / \sigma_x^2) I)^{-1} H^H \quad (5)$$

El vector estimado de símbolos transmitidos \hat{x}_{MMSE} en la detección MMSE es:

$$\hat{x}_{MMSE} = W_{MMSE} y = (H^H H + (\sigma_n^2 / \sigma_x^2) I)^{-1} H^H y \quad (6)$$

Los resultados de la detección ZF y MMSE, es decir, \hat{x}_{ZF} y \hat{x}_{MMSE} no son necesariamente puntos propios de la constelación en \mathbb{S} por lo que deben aproximarse o redondearse al punto de constelación más cercano.

2.4 DETECTORES ZF-SIC Y MMSE-SIC

Los métodos de detección lineales presentan una baja complejidad en cuanto a su implementación en hardware. Su desempeño se puede mejorar sin que la complejidad se aumente significativamente mediante la cancelación sucesiva de interferencias (SIC, *Successive Interference Cancellation*). De esta forma se tiene un banco de receptores lineales, donde cada uno detecta a uno de los flujos de datos paralelos, cancelando sucesivamente las componentes de señal detectadas a partir de la señal recibida en cada etapa.

De esta forma los receptores en SIC identifican qué antena de transmisión tiene el mejor canal y tratan de detectar el símbolo enviado por esa antena. Una vez detectado, ese símbolo se resta de la información recibida en otras antenas. Cuando se aplica SIC, el orden de la detección es muy importante para el desempeño del sistema de detección. Existen varios métodos para determinar el orden de detección [28], uno muy aceptado utiliza la matriz de covarianza del error de estimación, pues, los procesos de anulación y cancelación pueden provocar propagación de errores: si x_1 se estima inadecuadamente puede producir errores importantes en la estimación de los aún desconocidos x_2, x_3, \dots

x_3, \dots Para reducir los efectos de esta posible propagación, se trabaja como fue propuesto en V-BLAST [33], yendo desde la señal más "fuerte" a la más "débil".

El algoritmo de ZF-SIC consta de los siguientes tres pasos recursivos:

- Ordenar: se determina el flujo transmitido con la menor varianza de error
- Anulación de Interferencia: se estima la señal transmitida más fuerte anulando todas las señales débiles.
- Cancelación de Interferencia: se extraen los bits de datos, se resta su contribución del vector de señal recibido y se retorna a la etapa de ordenamiento.

Para el caso de MMSE-SIC [34] se decide sobre la componente con la diagonal más pequeña en la matriz de covarianza en (6) y se remueve su efecto en el canal de salida y luego de cada iteración se actualiza el vector recibido. El algoritmo de MMSE-SIC consta de tres pasos en forma similar a ZF:

- Calcular la matriz W buscando la entrada de diagonal j -ésima más pequeña. Permutar la columna j -ésima de H para que sea última columna y permutar las filas de W en consecuencia.
- A partir de la estimación determinar los elementos detectados \hat{x} .
- Si aún quedan flujos de estimación por procesar se regresa el primer paso.

Esta presentación del funcionamiento de los detectores ZF, MMSE, ZF-SIC y MMSE-SIC se ha realizado fundamentalmente por dos razones: la primera que son tradicionales en la literatura luego se convierten en un referente inmediato y la segunda porque aunque se tienen detectores que se aproximan a ML como el detector esférico (SD, *Sphere Detector*), la complejidad computacional que revisten cuando se tienen altos niveles de MIMO es demasiado elevada de tal forma que se evitan en las simulaciones por no ser práctico su uso, ni siquiera en variantes de menor complejidad como en el caso del detector esférico de complejidad fija (FCSD, *Fixed Complexity Sphere Decoder*) [8].

2.5 PROPAGACIÓN DE ESPERANZAS

La Propagación de Esperanzas - EP [35] como tal, es una técnica de Aprendizaje de Máquinas (*Machine Learning*) que aproxima creencias posteriores con distribuciones de familias exponenciales [36].

Para relacionar la detección MMSE con la detección EP conviene presentar la solución \hat{x}_{MMSE} en (6) como una aproximación a la probabilidad a posteriori $p(x|y)$ del vector de símbolos transmitido x , mediante una

aproximación gaussiana $q_{EP}(x)$ que se obtiene de forma iterativa, buscando que sea mínima la divergencia de Kullback-Leibler [37] de ambas distribuciones con lo que se tiene la siguiente expresión [38].

$$p\left(\frac{x}{y}\right) = \frac{p(y/x)p(x)}{p(y)} \propto \mathcal{N}(y; Hx, \sigma^2 I) \prod_{i=1}^N \mathbb{I}_{x_i \in \mathcal{A}} \quad (7)$$

en la que la función $\mathbb{I}_{x_i \in \mathcal{A}}$ es aquella que toma valor 1 si $x_i \in \mathcal{A}$ y 0 en otro caso. Ahora bien, como el término $\prod_{i=1}^N \mathbb{I}_{x_i \in \mathcal{A}}$ es una uniforme discreta, con la aplicación de Propagación de Esperanzas se sustituye por una gaussiana quedando $p(x/y)$ como se presenta a continuación [36]:

$$q_{EP}(x) \propto \mathcal{N}(y; Hx, \sigma^2 I) \prod_{i=1}^N \exp(\gamma_i x_i - \frac{1}{2} \Lambda_i x_i^2) \quad (8)$$

por tanto

$$q_{EP}(x) = \mathcal{N}(x; \mu_{EP}, \Sigma_{EP}) \quad (9)$$

en la que la solución óptima para EP será aquella cuya media y varianza sean:

$$\mu_{EP} = \mathbb{E}_{p(x/y)}[x] \quad (10)$$

$$\Sigma_{EP} = \text{CoVar}_{p(x/y)}[x] \quad (11)$$

La distribución $q_{EP}(x)$ por la cual se aproxima $p(x)$ en el algoritmo de Propagación de Esperanzas aplicado a MIMO como se expresa en (8) y (9) conlleva para su procesamiento respectivamente a (10) y (11) a expresarse en esta forma:

$$\mu_{EP} = \Sigma_{EP}(\sigma^2 H^T y + \gamma) \quad (12)$$

$$\Sigma_{EP} = (\sigma^2 H^T H + \text{diag}(\Lambda))^{-1} \quad (13)$$

De esta manera el objetivo del algoritmo es actualizar de forma iterativa los valores (γ_i, Λ_i) e ir recalculando el vector de medias y matriz de covarianzas de (12) y (13).

Una vez se ha terminado el proceso iterativo (por el cual se obtiene la mayor aproximación a la distribución a posteriori), se decodifica cada componente por separado, en una forma similar a (2) pero expresada como:

$$\hat{x}_{iEP} = \underset{x_i \in \mathcal{A}}{\text{argmin}} |x_i - \mu_{iEP}|^2 \quad (14)$$

Mientras que el procesamiento directo de $p(x/y)$ requiere $|\mathcal{A}|^n$ operaciones, las reglas de actualización secuencial de Propagación de Esperanzas establecidas en [39] permiten de forma iterativa aproximar la solución de (10) y (11) a una complejidad polinomial con n , recursivamente actualizando los pares (γ_i, Λ_i) .

3. METODOLOGÍA

Para efectos de evaluación comparativa del desempeño de las técnicas de detección y la complejidad computacional de las mismas, se realizaron simulaciones en Matlab® r2015a haciendo uso del *Communications System Toolbox* en un equipo con 8 GB de RAM y procesador Intel® core i7; como el procesador tienen cuatro núcleos se aprovecharon los beneficios del *Parallel Computing Toolbox* que permite hacer uso de procesadores multicore, GPUs y clústers de computadores [40] para llevar a cabo simulaciones extensas en un menor tiempo.

Dado que el interés del trabajo fue conocer y comparar el desempeño de algoritmos de diversas técnicas de detección en *Large MIMO*, el uso del toolbox de computación paralela permitió acelerar la obtención de resultados, y aunque los valores puntuales seguramente cambiarán en implementaciones reales, entre otras razones por la diferencia en las estructuras de datos y el manejo del agendamiento de procesos, la tendencia en la eficiencia de los algoritmos para realizar la detección de símbolos se debería mantener.

Se recurre a Matlab® para obtención de resultados por medio de simulación, ante la alta complejidad de una implementación real de la tecnología *Large MIMO* especialmente en el nivel físico, en dispositivos como los Periféricos Universales de Radio por Software (USRP, *Universal Software Radio Peripherals*).

Como soportes para la simulación se tuvo el ejemplo de multiplexación espacial MIMO [41] que trae el *Communications System Toolbox* de Matlab® y el trabajo del algoritmo de Propagación de Esperanzas de [26]; contemplando el modelo de canal MIMO en la misma forma que se estableció en este artículo y trabajando con modulación QPSK/4QAM, para hacer su comparación con los algoritmos de cada técnica de detección de acuerdo con la fundamentación matemática de la sección 2 y obtener así los resultados que se aprecian en la sección 4. Para la comparación en varios órdenes de MIMO se trabajaron las configuraciones de la Tabla 1.

TABLA 1. Configuraciones de Simulación

No	Técnicas de Detección	MIMO $N_T \times N_R$
1	ML, ZF, ZF-SIC, MMSE, MMSE-SIC, EP	4 x 4
2	ZF, ZF-SIC, MMSE, MMSE-SIC, EP	8 x 8
3	ZF, ZF-SIC, MMSE, MMSE-SIC, EP	16 x 16
4	ZF, ZF-SIC, MMSE, MMSE-SIC, EP	32 x 32
5	ZF, MMSE, EP	64 x 64

La configuración No 1 es la única en la que se ha trabajado ML como referencia por su alta complejidad computacional, la cual se refleja en la gran cantidad de tiempo que toma su procesamiento. La configuración No. 5 prescinde de las opciones SIC al ser evidente a partir de los resultados previos, el mejor desempeño de EP frente a ellas y solo se enfrenta a ZF y MMSE con fines de comparar complejidad.

4. RESULTADOS

En esta sección se presentan los resultados de cada una de las configuraciones de la Tabla 1 en figuras con partes a y b, en donde la primera muestra la relación SER vs SNR que permite establecer la comparación de desempeño y la segunda el tiempo en minutos que ha sido necesario para realizar su procesamiento.

FIGURA 1. Resultados de Configuración No 1.

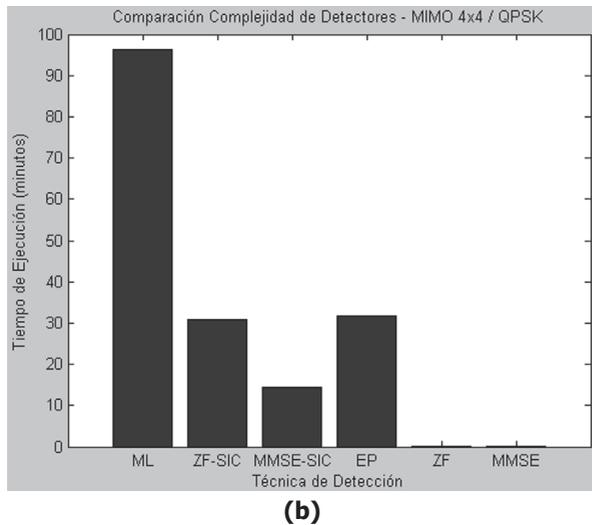
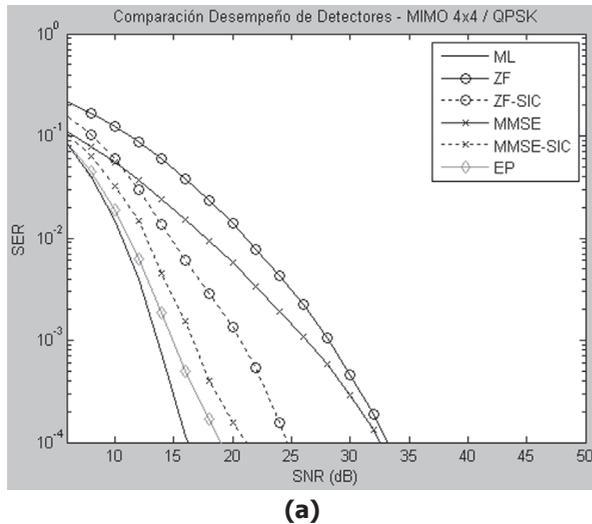


FIGURA 2. Resultados de Configuración No 2.

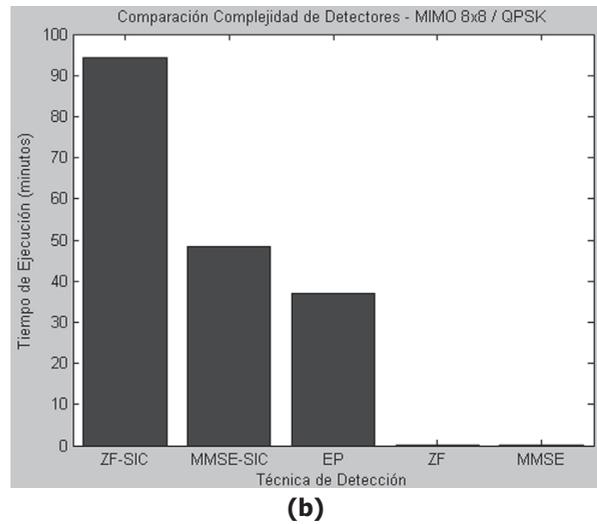
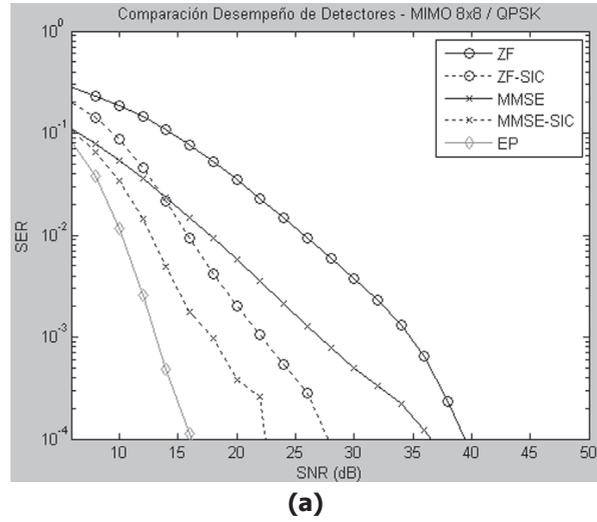
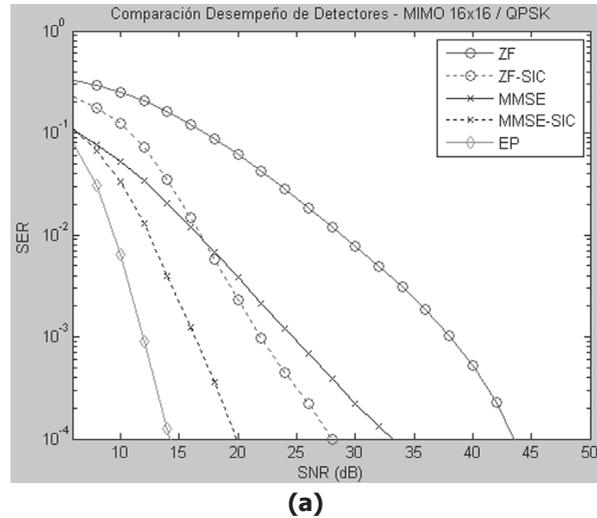


FIGURA 3. Resultados de Configuración No 3.



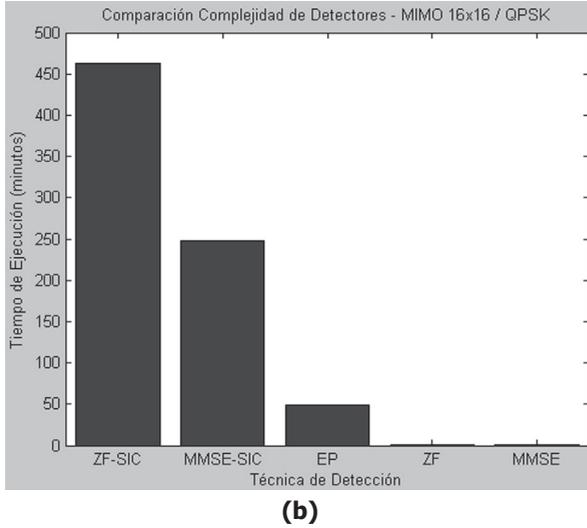


FIGURA 4. Resultados de Configuración No 4.

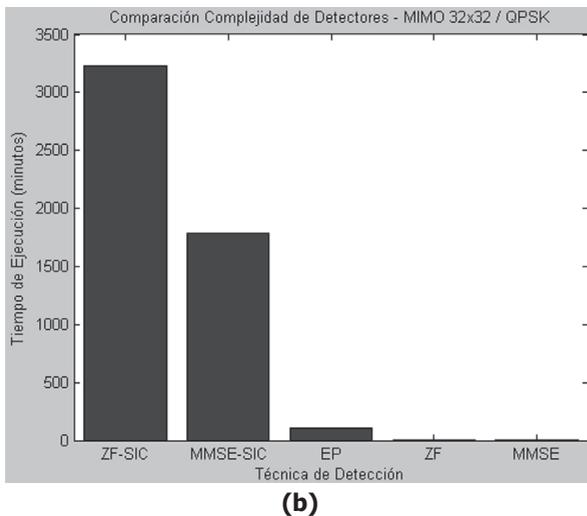
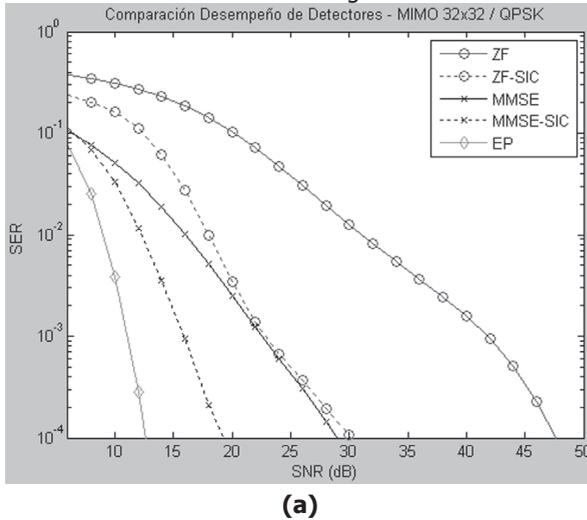
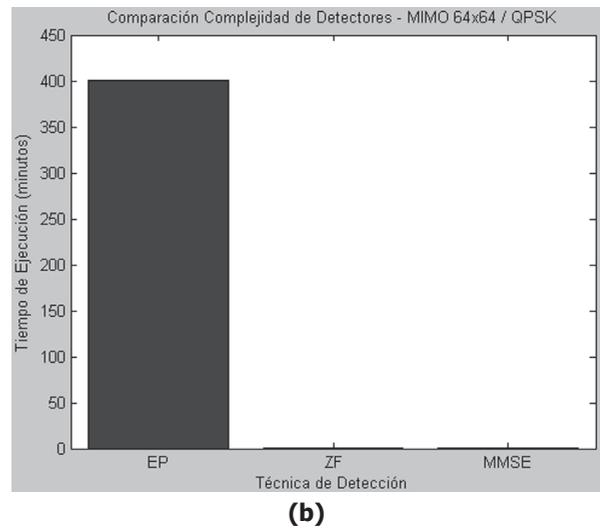
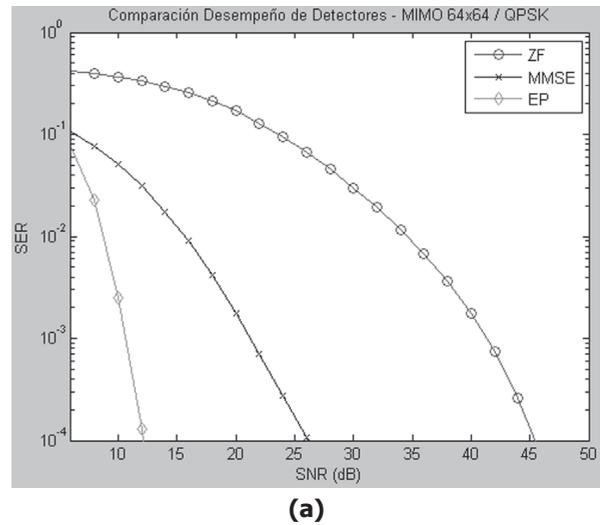


FIGURA 5. Resultados de Configuración No 5.



Es evidente la alta complejidad que reviste la técnica de detección basada en ML la cual con apenas una configuración MIMO 4x4 requirió 3 veces más de tiempo que EP que en este nivel fue la técnica siguiente que más tiempo demandó.

Es notable el desempeño de la detección basada en EP que desde configuraciones 8x8 presentó una excelente relación desempeño-complejidad, seguida por MMSE-SIC, pero con menor complejidad frente a ésta, en especial a partir de L-MIMO 16x16 en donde EP tomó 8 veces menos de tiempo. EP presentó un tiempo de ejecución mayor que las versiones SIC solamente en la configuración 4x4.

5. CONCLUSIONES

La búsqueda de opciones para solventar la complejidad en ambientes L-MIMO donde se usa un gran número de

antenas es viable, para lo que se requiere considerar formas que hagan eficientes el procesamiento computacional y lleve a la práctica sus beneficios.

En configuraciones de bajo orden en la relación desempeño-complejidad los detectores tradicionales pueden seguir teniendo éxito, por lo que, así como en los sistemas inalámbricos actuales, el esquema de modulación y codificación es adaptativo (AMC, *Adaptive Modulation and Coding*) en función de la tasa de error, seguramente los sistemas L-MIMO que se implementen tendrán un esquema de detección MIMO adaptativo en función del orden del arreglo de antenas que se trabaje. El sistema requerirá de suficiente flexibilidad para atender las demandas de los dispositivos de los usuarios, y reconfigurarse ante factores como la cantidad de antenas que los atiendan y la SNR, entre otros.

En órdenes altos de L-MIMO la detección EP podría aún seguir teniendo una complejidad elevada para una implementación real, pero no puede desestimarse su aporte, más cuando algo que podrá ayudar en este sentido serán las capacidades de procesamiento *multicore* o con GPUs, contexto en el que la computación se ha venido soportando desde hace algunos años, y que como para el caso de las simulaciones realizadas en este proyecto, el procesamiento en paralelo ha facilitado obtener resultados en un menor tiempo, pues, el procesamiento era demasiado elevado y con varios esquemas y configuraciones para evaluar.

En altos órdenes de MIMO (L-MIMO 32x32 y superiores) podría considerarse el uso de las técnicas *ZF* y *MMSE* (sin SIC) dada su bajo tiempo de ejecución para ser la primera etapa de algoritmos híbridos que en la segunda mejoren su desempeño con la aplicación de *soft computing*.

Trabajos futuros podrían evaluar órdenes más altos de L-MIMO y de modulaciones, así como aplicar otras técnicas de bajo costo computacional provenientes del área de las metaheurísticas y *soft computing* a los esquemas de detección en L-MIMO. Se puede también considerar estudiar la viabilidad de implementación de los algoritmos en plataformas distintas o en USRPs para verificar la concordancia de los resultados.

AGRADECIMIENTOS

Los autores agradecen a la Universidad del Cauca, Departamento de Telecomunicaciones, Grupo I + D Nuevas Tecnologías en Telecomunicaciones-GNTT y a la Universitat Politècnica de València (España), Instituto de Telecomunicaciones y Aplicaciones Multimedia-iTEAM, Grupo de Integración de Sistemas Digitales-GISED, por el soporte para el desarrollo del presente trabajo.

6. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] S. Nassir, M. Mustaqim y B. Khawaja, «Antenna array for 5th generation 802.11ac Wi-Fi applications,» de *High-capacity Optical Networks and Emerging/Enabling Technologies (HONET), 2014 11th Annual*, Charlotte, NC, 2014.
- [2] A. Osseiran, «The 5G Mobile and Wireless Communications system,» METIS2020, 2013.
- [3] Y. Mehmood, N. Haider, W. Afzal y U. Younas, «Impact of Massive MIMO systems on future M2M communication,» *IEEE Malaysia International Conference on Communications (MICC)*, pp. 534-537, 2013.
- [4] Cisco «Cisco Visual Networking Index: Global Mobile Data Traffic Forecast Update, 2015–2020,» 2016.
- [5] J. Andrews, S. Buzzi, W. Choi, S. Hanly, A. Lozano, A. Soong y J. Zhang, «What Will 5G Be?,» *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 32, n° 6, pp. 1065 - 1082, 2014.
- [6] T. Marzetta, «Massive MIMO: An Introduction,» *Bell Labs Technical Journal*, vol. 20, pp. 11 - 22, 2015.
- [7] E. G. Larsson, O. Edfors, F. Tufvesson y T. L. Marzetta, «Massive MIMO for Next Generation Wireless Systems,» *IEEE Communications Magazine*, vol. 52, n° 2, pp. 186 - 195, Febrero 2014.
- [8] F. Rusek, D. Persson, B. Kiong, E. G. Larsson, T. L. Marzetta, O. Edfors y F. Tufvesson, «Scaling Up MIMO,» *IEEE Signal Processing*, vol. 30, n° 1, pp. 40 - 60, Enero 2013.
- [9] Y. Mehmood, W. Afzal, F. Ahmad y U. Younas, «Large scaled multi-user MIMO system so called massive MIMO systems for future wireless communication networks,» de *19th International Conference on Automation and Computing (ICAC)*, London, 2013.
- [10] E. Biglieri, R. Calderbank, A. Constantinides y A. Goldsmith, *MIMO Wireless Communications*, New York: Cambridge University Press, 2007.
- [11] E. G. Larsson, «MIMO detection methods: How they work,» *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 26, n° 3, pp. 91-95, Mayo 2009.
- [12] L. Lu, G. Li, A. Swindlehurst, A. Ashikhmin y R. Zhang, «An Overview of Massive MIMO: Benefits and Challenges,» *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, vol. 8, n° 5, pp. 742 - 758, 2014.
- [13] P. Svac, F. Meyer, E. Riegler y F. Hlawatsch, «Soft-Heuristic Detectors for Large MIMO Systems Soft-Heuristic Detectors for Large MIMO Systems,» *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 61, n° 18, pp. 4573-4586, Sept. 2013.
- [14] T. Datta, N. Ashok, A. Chockalingam y B. Sundar Rajan, «A Novel Monte Carlo Sampling Based Receiver for Large-Scale Uplink Multiuser MIMO Systems,» *IEEE Transactions Vehicular Technology*,

- vol. 62, n° 7, pp. 3019-3038, Sept. 2013.
- [15] Q. Zhou y X. Ma, «Element-Based Lattice Reduction Algorithms for Large MIMO Detection,» *IEEE Journal Selected Areas in Communication*, vol. 31, n° 2, pp. 274-286, Febrero 2013.
- [16] P. Suthisopapan, K. Kasai, V. Intawil y A. Meesomboon, «Approaching capacity of large MIMO systems by non-binary LDPC codes and MMSE detection,» de *Proceedings International Symposium on Information Theory (ISIT) IEEE*, Cambridge, 2012.
- [17] M. Cirkic y E. G. Larsson, «SUMIS: A Near-Optimal Soft-Output MIMO Detector at Low and Fixed Complexity,» de *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, Kyoto, 2012.
- [18] P. Svac, F. Meyer, E. Riegler y F. Hlawatsch, «Low-complexity detection for large MIMO systems using partial ML detection and genetic programming,» de *Proceedings Signal Processing Advances in Wireless Communications (SPAWC)*, Cesme, 2012.
- [19] Q. Zhou y X. Ma, «An Improved LR-aided K-Best Algorithm for MIMO Detection,» de *Proceeding Wireless Communications & Signal Processing (WCSP)*, Huangshan, 2012.
- [20] N. Srinidhi, T. Datta, A. Chockalingam y B. Sundar Rajan, «Layered Tabu Search Algorithm for Large-MIMO Detection and a Lower Bound on ML Performance,» *IEEE Transactions on Communications*, vol. 59, n° 11, pp. 2955-2963, Noviembre 2011.
- [21] A. Kumar, S. Chandrasekaran, A. Chockalingam y B. Sundar Rajan, «Near-Optimal Large-MIMO Detection Using Randomized MCMC and Randomized Search Algorithms,» de *Proceedings IEEE International Conference on Communications (ICC)*, Kyoto, 2011.
- [22] T. Datta, N. Srinidhi, A. Chockalingam y B. Sundar Rajan, «A Hybrid RTS-BP Algorithm for Improved Detection of Large-MIMO M-QAM Signals,» de *Proceedings IEEE National Conference on Communication*, Bangalore, 2011.
- [23] P. Li y R. D. Murch, «Multiple Output Selection-LAS Algorithm in Large MIMO Systems,» *IEEE Communications Letters*, vol. 14, n° 5, pp. 399-401, Mayo 2010.
- [24] T. Datta, N. Srinidhi, A. Chockalingam y B. Sundar Rajan, «Random-Restart Reactive Tabu Search Algorithm for Detection in Large-MIMO Systems,» *IEEE Communications Letters*, vol. 14, n° 12, pp. 1107-1109, Diciembre 2010.
- [25] A. Chockalingam, «Detection, Low-Complexity Algorithms for Large-MIMO,» *4th International Symposium on Communications, Control and Signal Processing (ISCCSP)*, pp. 1-6, 2010.
- [26] J. Céspedes, P. Olmos, M. Sánchez-Fernández y F. Perez-Cruz, «Expectation Propagation Detection for High-Order High-Dimensional MIMO Systems,» *IEEE Transactions on Communications*, vol. 62, n° 8, pp. 2840-2848, 2014.
- [27] C. Hernandez y P. Jojoa, «Detección de Señal en un sistema MIMO empleando algoritmos de Colonias de Hormigas,» *Entre Ciencia e Ingeniería*, vol. 8, n° 1, pp. 52 - 66, 2010.
- [28] Y. S. Cho, J. Kim, W. Y. Yang y C. G. Kang, «Signal Detection for Spatially Multiplexed MIMO Systems,» de *MIMO-OFDM Wireless Communications with MATLAB*, Singapore, John Wiley & Sons, 2010, pp. 319-328.
- [29] J. Yedidia, W. Freeman y Y. Weiss, «Understanding Belief Propagation and Its Generalizations,» de *Exploring Artificial Intelligence in the New Millennium*, Morgan Kaufmann, 2003, pp. 239-269.
- [30] J. Kim, Y. Kim y K. and Kim, «Computationally efficient signal detection method for next generation mobile communications using multiple antennas,» *SK Telecommunication Review*, vol. 17, n° 1, pp. 183-191, 2007.
- [31] G. H. Golub y C. F. V. Loan, *Matrix Computations*, 3rd, Baltimore: Johns Hopkins University Press, 1996.
- [32] S. M. Kay, *Fundamentals of Statistical Signal Processing: Estimation Theory*, New Jersey: Prentice-Hall, 1993.
- [33] P. W. Wolniansky, G. J. Foschini, G. D. Golden y R. A. Valenzuela, «V-BLAST: An Architecture for Realizing Very High Data Rates Over the Rich-Scattering Wireless Channel,» de *ISSSE*, Pisa, 1998.
- [34] T. Lui y Y. L. Liu, «Modified fast recursive algorithm for efficient MMSE-SIC detection of the V-BLAST system,» *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 7, n° 10, pp. 3713-3717, 2008.
- [35] T. P. Minka, *A family of algorithms for approximate Bayesian inference*, Cambridge: Ph.D. Tesis, Massachusetts Institute of Technology, 2001.
- [36] M. Seeger, «Bayesian interference and optimal design for the sparse linear model,» *Journal on Machine Learning*, vol. 9, pp. 759-813, 2008.
- [37] C. M. Bishop, *Pattern Recognition and Machine Learning*, New York: Springer, 2006.
- [38] X. Wang y H. V. Poor, *Wireless Communication Systems: Advanced Techniques for Signal Reception*, New Jersey: Prentice Hall, 2003.
- [39] M. W. Seeger, *Expectation Propagation for Exponential Families*, Berkeley: Universidad de California, 2005.
- [40] The MathWorks, Inc., «Parallel Computing Toolbox,» 2015. [En línea]. Available: <http://es.mathworks.com/products/parallel-computing/>.
- [41] The MathWorks, Inc., «Spatial Multiplexing Example,» 2015. [En línea]. Available: <http://es.mathworks.com/help/comm/examples/spatial-multiplexing.html>.