

## AVANCES EN EL DESEMPEÑO DE LOS DETECTORES DE ENERGÍA PARA REDES DE RADIO COGNITIVO

Rafael Galindo Mier

LACETEL, Cuba, CP 19200  
galindo@lacetel.cu

### RESUMEN

El limitado espectro radioeléctrico disponible, pero fundamentalmente la ineficaz política de su asignación estática, requiere para su uso más eficiente, de una nueva tecnología de comunicación conocida como Redes de Radio Cognitivo. Una funcionalidad importante del Radio Cognitivo es sensar el espectro accediendo al mismo de forma dinámica, donde la precisión y la velocidad de la estimación resultan ser los indicadores claves para seleccionar la adecuada técnica de detección. La detección de energía se considera una técnica preferida debido a su simplicidad, bajo costo, aplicabilidad y baja complejidad computacional. En este artículo se recopila, a partir de los resultados de la investigación internacional, la actualización de los avances alcanzados en el desempeño de esta técnica. Se parte de la prueba de hipótesis binaria y la utilización de modelos de simulación para el análisis de los principales parámetros de interés del detector de energía, tales como son: la estadística de decisión, las probabilidades de detección y de falsa alarma, el umbral de decisión y la curva de operación del receptor. Finalmente, comparamos los resultados teóricos de las probabilidades de detección en diferentes entornos de desvanecimiento.

**PALABRAS CLAVES:** acceso dinámico al espectro, redes de radio cognitivo, técnicas de detección de energía, canal con desvanecimiento, curva de operación del receptor.

## ADVANCES IN THE PERFORMANCE OF ENERGY DETECTORS FOR COGNITIVE RADIO NETWORKS

### ABSTRACT

The limited available radio spectrum, but fundamentally the inefficient policy of its static assignment, requires for its more efficient use, a new communication technology known as Cognitive Radio Networks. An important functionality of the Cognitive Radio is sensing the spectrum by accessing it dynamically, where the accuracy and speed of the estimation turn out to be the key indicators to select the appropriate detection technique. Energy detection is considered a preferred technique due to its simplicity, low cost, applicability and low computational complexity. In this article, based on the results of international research, the progress made in the performance of this technique is updated. It is based on the binary hypothesis test and the use of simulation models for the analysis of the main parameters of interest of the energy detector, such as: decision statistics, probabilities of detection and false alarm, the threshold of decision and the receiver's operating curve. Finally, we compare the theoretical results of the detection probabilities in different fading environments.

**KEY WORDS:** Cyclostationary Feature Detector, OFDM, Cognitive Radio, Software Defined Radio.

## 1. INTRODUCCIÓN

Desde finales del siglo XX, se hizo evidente que el espectro de radiofrecuencia estaba infrutilizado debido a su asignación estática. Además, el enfoque convencional para la gestión del espectro ha sido muy inflexible en el sentido de que a cada operador inalámbrico se le asigna una licencia exclusiva para operar en una determinada banda de frecuencias. Con la mayor parte del espectro de radio útil ya asignado, es difícil encontrar bandas vacantes para desplegar nuevos servicios o para mejorar los existentes.

Desde la primera propuesta por el Dr. Joseph Mitola III en su disertación de 1999, la tecnología del radio cognitivo (CR) ha llamado la atención en la comunidad investigadora como un medio para que los sistemas secundarios compartan bandas de frecuencia con sistemas primarios, mediante el acceso dinámico al espectro radioeléctrico [1]. Desde el comienzo del siglo XXI, ha habido una explosión a nivel internacional de la información, en forma de enormes conjuntos de datos conocidos como (Big Data). El continuo crecimiento de las redes globales inalámbricas móviles es exponencial. Este crecimiento es impulsado por la transferencia del Big Data con el uso de teléfonos inteligentes, tabletas, computadoras portátiles y otros dispositivos inalámbricos que permiten a los suscriptores navegar por la Web, usar el correo electrónico y descargar videos, multimedia y aplicaciones; no menos importante es el crecimiento exponencial del tráfico de Internet de las Cosas (IoT-Internet of Things). Por ejemplo, en la Fig.1 se muestra que para el año 2025 [2], el tráfico de datos móviles excederá los 25 zetabytes (Un zetabyte equivale a  $10^{21}$  bytes o 50,000 veces la información almacenada en la biblioteca del Congreso de los Estados Unidos). También se espera que: la tasa de conexión inalámbrica aumente a 20 Mbps; más del 50% de las conexiones móviles serán de teléfonos inteligentes y las conexiones de móvil a móvil serán la mayoría.

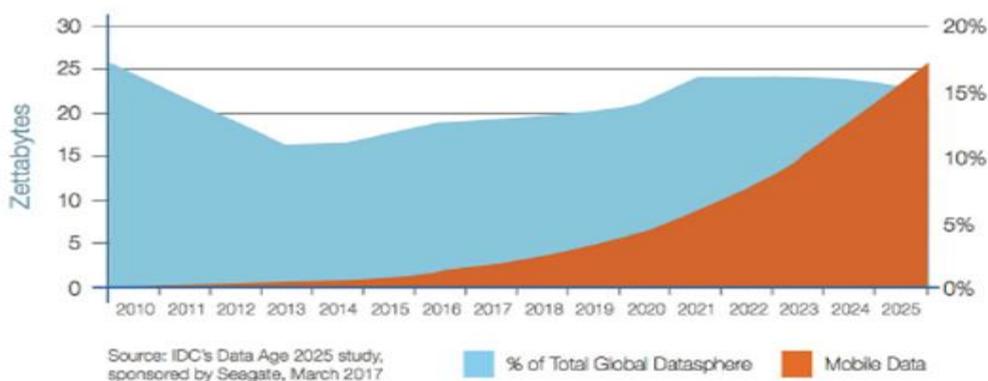


Figura1: Tendencias futuras en el crecimiento de los datos.

## **ACCESO DINÁMICO AL ESPECTRO RADIOELÉCTRICO**

Estudios recientes arrojan una precisión que sugiere que la congestión del espectro se debe principalmente al uso ineficaz del espectro en lugar de la disponibilidad del espectro. Las técnicas de Acceso Dinámico al Espectro (DSA-Dynamic Spectrum Access) [3] permiten a los sistemas seleccionar el espectro de frecuencia en el que operarán, en un lugar específico y durante un período de tiempo determinado, para optimizar el uso del espectro disponible y evitar la interferencia con otros radios o sistemas. Para las redes inalámbricas convencionales se adoptaron políticas de asignación estática del espectro. Sin embargo, estas políticas de asignación condujeron a la infrautilización del espectro. Debido al problema del ineficiente uso del espectro de radio asignado, las comunicaciones de Radio Cognitivo (CR-Cognitive Radio) y de Redes de Radio Cognitivo (CRN) han surgido como una solución confiable y efectiva para evacuar el enorme tráfico de datos, utilizando técnicas de DSA. Según el conjunto de criterios que se tenga en cuenta a la hora de decidir sobre los cambios de transmisión y recepción, existen dos tipos principales de Radio Cognitivo (CR): a) (CR) completo (radio Mitola): se tienen en cuenta todos los parámetros observables posibles por un usuario secundario o usuario sin licencia (SU-secondary user); b) (CR) de detección del espectro (radio Haykin): sólo se considera el espectro de radiofrecuencia. No se espera que el radio Mitola esté completamente implementado hasta el 2030.

El aspecto principal de las (CRN) es aprovechar el espectro no utilizado para proporcionar una nueva ruta de acceso al espectro. Esto se debe al hecho de que los usuarios secundarios (SU) deben obtener el mayor beneficio del acceso al espectro licenciado, sin causar interferencia adversa a los que tienen licencia o usuarios primarios (PU-primary users). Para ello se utilizan los modelos de sensado del espectro y las técnicas de detección de señales.

## **SENSADO Y DETECCIÓN**

En inglés, los términos sensado (sensing) y detección (detection) a veces se utilizan indistintamente, con el mismo significado técnico. Se advierte en este artículo, sobre la diferencia entre un modelo de sensado y una técnica de detección propiamente dicha. El sensado es un término más amplio [4], que incluye diferentes aspectos que se muestran en la Fig.2.

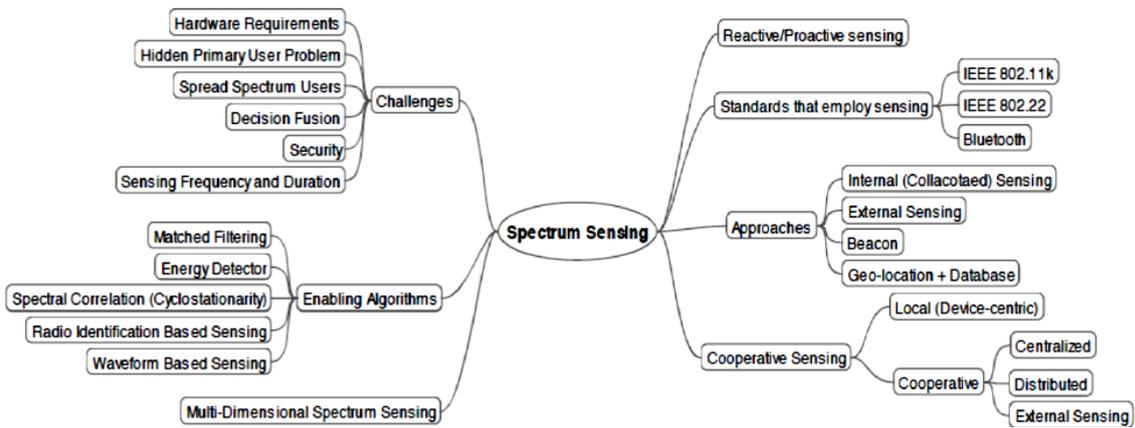


Figura 2: Aspectos incluidos en el sentido del espectro.

**Métrica de detección de detección del espectro (hipótesis binaria)**

Dependiendo del estado inactivo o estado ocupado del usuario primario (PU) y con la presencia del ruido, la detección de señal en el usuario secundario (SU) se puede modelar como un problema de prueba de hipótesis binaria, como se muestra en la Fig. 3:

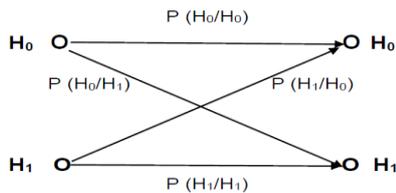


Figura 3: Métricas de detección.

La Fig.3, se puede reducir a un simple problema de identificación, formalizado como prueba de hipótesis,

Hipótesis binaria:

$$y(k) = n(k) \dots\dots\dots H_0 \text{ (ausencia de señal)} \tag{1}$$

$$y(k) = h * s(k) + n(k) \dots\dots H_1 \text{ (presencia de señal)} \tag{2}$$

Donde  $y(k)$  es la muestra a analizar en cada instante  $k$  y  $n(k)$  es el ruido de varianza  $\sigma^2$ . Existen cuatro estados de probabilidad en el receptor:

1. Estado H0 cuando H0 es cierto (H0/H0); Probabilidad de detección correcta (ruido)  $P_d$ .
2. Estado H1 cuando H1 es cierto (H1/H1); Probabilidad de detección correcta (señal)  $P_d$ .
3. Estado H0 cuando H1 es cierto (H0/H1); Probabilidad de detección fallida  $P_{md}$ .
4. Estado H1 cuando H0 es cierto (H1/H0); Probabilidad de detección falsa  $P_{fa}$ .

Claramente, el problema fundamental del diseño del detector es elegir criterios de detección y establecer el umbral de decisión para lograr un buen rendimiento de detección. Los algoritmos de detección se diseñan en el marco de las estadísticas clásicas o en el marco de las estadísticas bayesianas. En el enfoque clásico, H0/H0 o H1/H1 son estados ciertos de

forma determinística, y el objetivo es minimizar  $P_{md}$  sujeto a una restricción en  $P_{fa}$ ; esto se conoce como el criterio de Neyman-Pearson (NP). En el marco bayesiano, por el contrario, se supone que la fuente selecciona la hipótesis verdadera al azar, de acuerdo con algunas probabilidades a priori.

## **MODOS DE OPERACIÓN DE LAS REDES DE RADIO COGNITIVO**

En general, hay tres modos diferentes de operación de las redes de radios cognitivos (CRN) [5]: el entrelazado (interweave), el subyacente (underlay) y los modelos de superposición (overlay). En el modo de operación entrelazado, los usuarios sin licencia o secundarios no pueden acceder a una banda ocupada por el usuario principal o con licencia. En estas redes, el CR tiene que identificar las sub-bandas disponibles del espectro de radio, o los agujeros del espectro, que están infrautilizados (en parte o en su totalidad) en un instante de tiempo específico y su ubicación geográfica específica. Por lo tanto, la tarea fundamental de CR es sensar el espectro para detectar si el usuario primario (PU) está o no presente.

En el modo de operación subyacente, se permite la coexistencia de usuarios primarios y secundarios y, por lo tanto, la red también se denomina red de compartición del espectro. En el modo de operación de superposición, los usuarios secundarios (SU) y los usuarios primarios (PU) pueden transmitir simultáneamente. La suposición que define los modelos de superposición actuales es que el transmisor secundario conoce el mensaje primario "a priori" (detección coherente).

## **CLASIFICACIÓN DE SISTEMAS DE SENSADO Y TÉCNICAS DE DETECCIÓN EN CRN**

Debido a que generalmente es muy difícil la detección de usuarios primarios que están recibiendo datos, muchos estudios sobre el sensado del espectro se han centrado en la detección del transmisor primario a partir de las mediciones locales efectuadas por los usuarios secundarios. Hay diferentes formas de clasificar los sistemas de sensado. Un primer criterio, mostrado en la Fig.4, se basa en el tipo de cooperación entre los CRs individuales de la red.

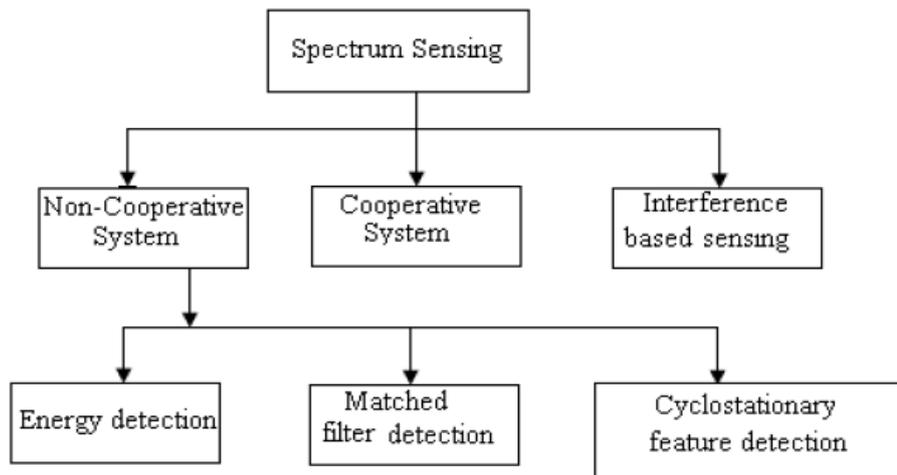


Figura 4: Clasificación de los sistemas de sensado.

El sistema no cooperativo se basa en la detección de la débil señal de un transmisor primario. En las técnicas de detección basadas en el transmisor primario, cada usuario secundario cognitivo (SU-CR) determina por sí mismo la intensidad de la señal generada por el usuario primario. Esto se hace por medio de diferentes técnicas de detección, entre ellas: el detector de energía (ED-energy detector), la detección de filtro combinado o matched filter y la detección de características ciclo estacionarias. En sistemas cooperativos o colaborativos, los usuarios secundarios de radio cognitivo (SU-CR) cooperan entre ellos para identificar los usuarios primarios (PU). En este tipo de sistemas también hay varias técnicas de detección. En el caso de los sistemas de detección basados en interferencia, existen dos enfoques para detectar en el CR el espectro desocupado: 1) Detección del receptor primario y 2) Modelo de temperatura de interferencia.

Producto del incremento de la investigación en esta área, la Fig.5 muestra un esquema más amplio y moderno de clasificación del sensado [6]. El presente artículo se centra en una exposición condensada de los avances alcanzados en el desempeño del detector de energía no-coherente en sistemas no-colaborativos de banda estrecha.

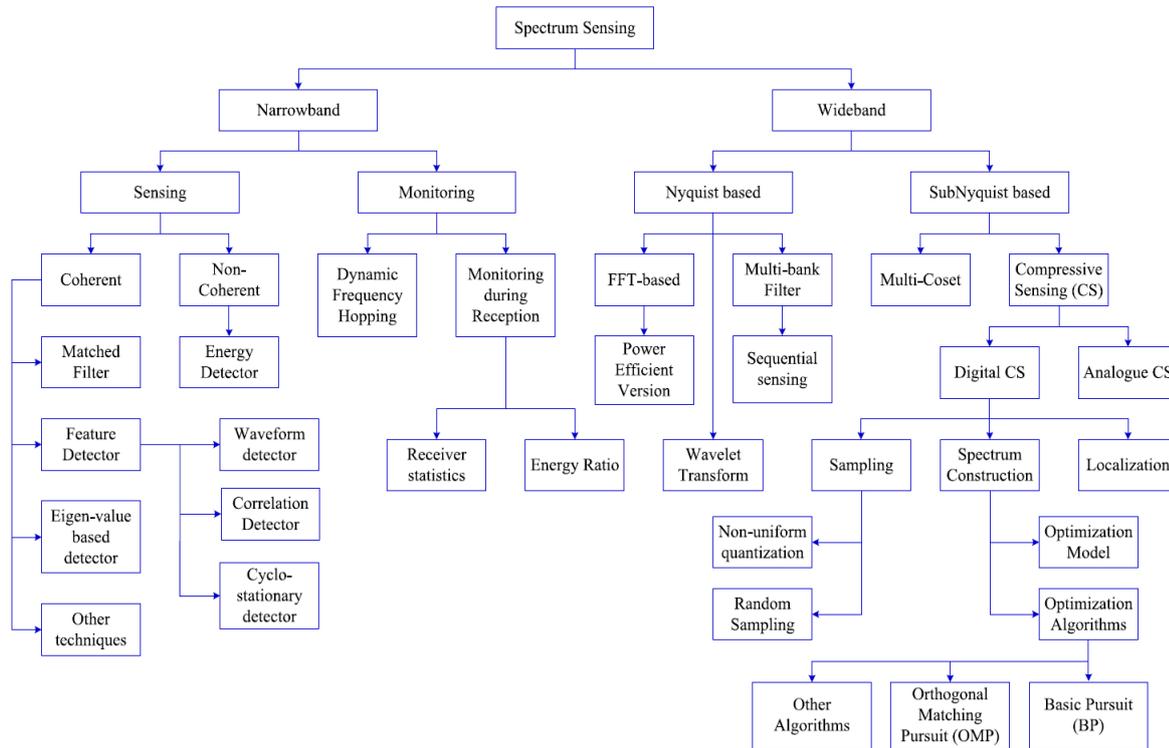


Figura 5: Criterio de clasificación del sensado basado en el ancho de banda.

## SENSADO DEL ESPECTRO MEDIANTE DETECTORES DE ENERGÍA

El algoritmo de detección de energía es un método popular de detección no-coherente ampliamente expuesto en la literatura y utilizado en la práctica. Las prácticas de implementación han sido el foco de no pocos esfuerzos de investigación recientes. Se han llevado a cabo innumerables mediciones reales para evaluar el detector de energía (ED) y se ha demostrado que su inconveniente principal es que tiene un rendimiento de detección pobre en escenarios donde la relación señal a ruido (SNR) es baja y no puede diferenciar entre las señales del usuario primario (PU) y la interferencia de otros radios cognitivos secundarios (SU). Como podemos apreciar de la Fig.5, el número de modelos, tecnologías, técnicas y algoritmos de sensado del espectro ha ido creciendo producto de las investigaciones a nivel internacional.

### Detector ideal de energía y detector convencional de energía

La selección del umbral de detección depende de la potencia del ruido. Solamente es posible una selección adecuada del umbral, si la potencia de ruido en el receptor se conoce con precisión. Cuando la (SNR o  $\gamma$ ) es pequeña, ( $\gamma \rightarrow 0$ ), aumenta el número de muestras

$(N \rightarrow \infty)$  necesarias para la detección. Esto significa incluso que las probabilidades  $P_f$  y  $P_d$  que se tratan de alcanzar pueden lograrse con una (SNR) pequeña utilizando una gran cantidad de muestras. La estimación precisa de la potencia de ruido no siempre es posible, dado que el ruido puede incluir: los efectos de la interferencia cercana de otras

transmisiones, señales débiles, cambios de temperatura y el efecto del filtrado. Las propiedades del ruido gaussiano blanco aditivo AWGN (por ejemplo, ruido de banda ancha con densidad espectral constante) del ruido resultante pueden perderse, lo que afecta la estimación de la potencia de ruido.

El error de estimación se conoce como incertidumbre de ruido y es un error que puede degradar gravemente el rendimiento del detector de energía. Con la incertidumbre del ruido, la potencia de ruido estimada (ENP-estimated noise power) se supone está en un intervalo  $\left[ \frac{1}{\rho} \sigma_w^2, \rho \sigma_w^2 \right]$

dónde  $\rho (> 1)$  es el parámetro que cuantifica la incertidumbre del ruido.  $\approx 1$

Utilizando la aproximación  $2\gamma + 1$  de una relación señal a ruido (SNR o  $\gamma$ ) baja y el efecto de incertidumbre del ruido, el número requerido de muestras para que el detector convencional de energía logre unas probabilidades  $P_f$  y  $P_d$  dadas, puede expresarse como:

$$N \approx \frac{(Q^{-1}(P_f) - Q^{-1}(P_d))^2}{(\gamma - (\rho - 1/\rho))^2} \quad (3)$$

Esto indica que se necesita un número infinitamente grande de muestras para alcanzar las probabilidades de falsa alarma y detección cuando  $\gamma \rightarrow (\rho - 1/\rho)$ . Un detector de energía práctico no puede implementarse con este nivel de (SNR), denominado “fenómeno de pared SNR” [7].

La prueba estadística de un detector de energía práctico que utiliza la estimación de la potencia de ruido (ENP-estimated noise power) se define como:

$$\Lambda_{ENP} = \frac{1}{2\hat{\sigma}_w^2 N} \sum_{n=1}^N |y(n)|^2 \quad (4)$$

Donde  $2\hat{\sigma}_w^2$  es la varianza de ruido estimada. En este caso, “la pared de SNR” se deriva como:

$$\gamma_{min} = \frac{1 - Q^{-1}(P_d) \cdot \sqrt{\phi}}{1 - Q^{-1}(P_f) \cdot \sqrt{\phi}} - 1 \quad (5)$$

Donde  $\phi = \text{Var} \left( \frac{\hat{\sigma}_w^2}{\sigma_w^2} \right)$ . En la práctica, el ruido se puede estimar mediante el uso de muestras de sólo-ruido, que es similar a la hipótesis binaria  $H_0$  y donde  $M$  es el número de muestras de sólo-ruido. Entonces  $\phi$  puede expresarse también como  $\phi = \frac{N+M}{NM}$ . El detector de energía

necesita un número infinitamente grande de muestras si  $\gamma \rightarrow \gamma_{min}$ . Esto implica que las probabilidades de detección de falsa alarma y de detección no pueden alcanzarse incluso con una gran cantidad de muestras si  $\gamma < \gamma_{min}$ . La Fig.6 muestra la variación de  $\gamma_{min}$  con  $N$

para ambos detectores de energía, el ideal y el convencional (ENP), para  $P_f = 0.1$  y  $P_d = 0.9$ . Para el detector ideal de energía (que no es posible implementar en la práctica por el

“efecto pared”),  $\gamma_{min}$  disminuye a medida que  $N$  aumenta, lo que significa que se pueden lograr los objetivos, de falsa alarma y de las probabilidades de detección, con (SNRs) muy bajas aumentando  $N$ . Para el detector de energía con estimación de potencia de ruido (conocido como detector convencional de energía) para  $M = 100$ , si la relación señal a ruido (SNR) o  $\gamma < -5.3 \text{ dB}$  el rendimiento deseable, es decir,  $P_f = 0.1$  y  $P_d = 0.9$ , no se puede lograr con ninguna  $N$ . Sin embargo  $\gamma_{min}$  puede disminuirse aumentando  $M$ ; por ejemplo  $\gamma_{min} \rightarrow -10.7 \text{ dB}$  para  $M = 1000$  y  $N \sim 6000$ .

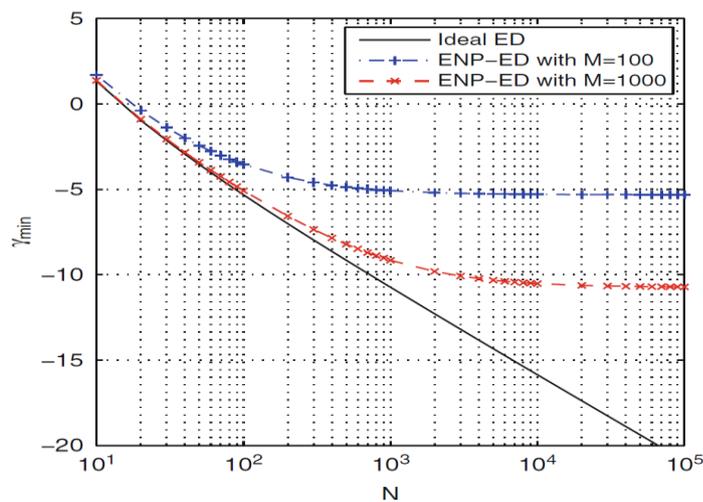


Figura 6: Variación de  $\gamma_{min}$  con  $N$  para los detectores de energía ideal y el detector convencional de energía.

### Detector convencional de energía versus detector de energía mejorado con correlación cruzada

El rendimiento de la detección del espectro se puede caracterizar por la probabilidad de falsa alarma ( $P_f$ ), la probabilidad de detección incorrecta o errónea ( $P_m$ ) y la probabilidad de detección ( $P_d$ ). El término  $P_f$  es la probabilidad de que un usuario secundario (SU) decida que el usuario primario (PU) está activo cuando el (PU) está realmente inactivo. Refleja el nivel de oportunidad de acceso perdido para el (SU). El término  $P_d$  es la probabilidad de que un (SU) decida que el (PU) está activo cuando el (PU) está realmente activo.

La probabilidad de detección errónea ( $P_m = 1 - P_d$ ) indica el nivel de interferencia introducido en el (PU) (usuario primario) por un (SU) (usuario secundario). Típicamente,  $P_m$  está restringido a estar por debajo de un nivel aceptable para proteger al (PU).

En la Fig. 7 se muestra el modelo de sistema para un detector convencional de energía que se usa para identificar la presencia o ausencia de señal primaria. Como se puede ver en la Fig.7, un filtro pasa banda (BPF-band pass filter) con ancho de banda  $W$  se usa para limitar

la potencia de ruido y para normalizar la varianza de ruido. Para medir la energía de la señal recibida, la señal de salida del (BPF) se eleva al cuadrado e integra en el intervalo de observación T. Finalmente, la salida de la sumatoria (integración para señal continua) se compara con un umbral,  $\lambda$ , para decidir si un usuario primario con licencia (PU) está presente o ausente.

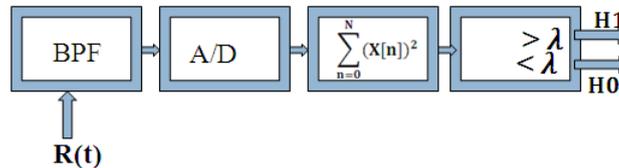


Figura: 7. Detector convencional de energía.

La estadística de decisión en la detección de energía de ley cuadrada normal implica un término de ruido cuadrado que puede elevar el piso del ruido. Por lo tanto, un detector convencional de energía integrando durante todo el período del símbolo, capta inconscientemente sólo la porción de ruido de la forma de onda recibida, lo que causa un ruido adicional.

Para aliviar este problema, se adopta el detector de energía mejorado de correlación cruzada, que correlaciona  $R_1(t)$  con su copia desplazada  $R_2(t)$  [8]. El diagrama de bloques para el sistema de detección de energía de correlación cruzada se muestra en la Fig. 8.

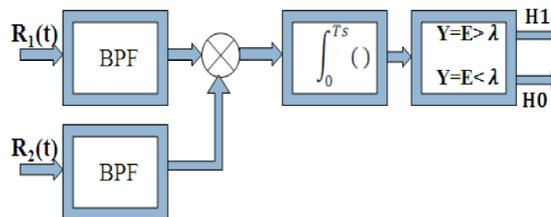


Figura 8: Diagrama de bloques del detector de energía mejorado con correlación cruzada.

En el procesamiento de la señal, la función de correlación de una señal aleatoria describe la dependencia general de los valores de las muestras en un instante dado sobre los valores de las muestras en otro momento. Para la función continua, se puede estimar la correlación cruzada de un intervalo dado, de 0 a  $T_s$  segundos de la función de muestreo y la estadística de detección del detector mejorado de energía por correlación cruzada, viene dada por:

$$Y = \int_0^{T_s} R_1(t) R_2(t) dt \tag{6}$$

donde:  $R_1(t) = s(t) + n(t)$  y  $R_2(t) = s(t + T_s) + n(t + T_s)$ .

Eso significa que dos señales observadas en una diferencia de tiempo o desplazamiento de  $T_s$  están correlacionadas. Por lo tanto, la estadística de detección para el detector mejorado se puede definir como:

$$Y = \begin{cases} \int_0^{Ts} n(t)n(t+Ts)dt & : H_0 \\ \int_0^{Ts} (s(t) + n(t))(s(t+Ts) + n(t+Ts)) & : H_1 \end{cases} \quad (7)$$

El término cuadrado del ruido en el detector de energía de ley cuadrática (detector convencional), se reemplaza por el producto de dos segmentos de ruido que no se superponen. Observe que Y tiene un término ruido-ruido  $n(t) n(t + Ts)$  dentro de la integral, que causa un pequeño aumento en el piso de ruido debido a la independendencia entre los términos de ruido desplazado, lo que resulta en una mejor calidad de detección. El resultado de la simulación que se muestra en la Fig. 9 se efectúa bajo las condiciones de un canal de desvanecimiento del tipo Rayleigh. El gráfico de las características operativas del receptor (ROC) muestra claramente que se mejora el rendimiento del detector de energía con correlación cruzada.

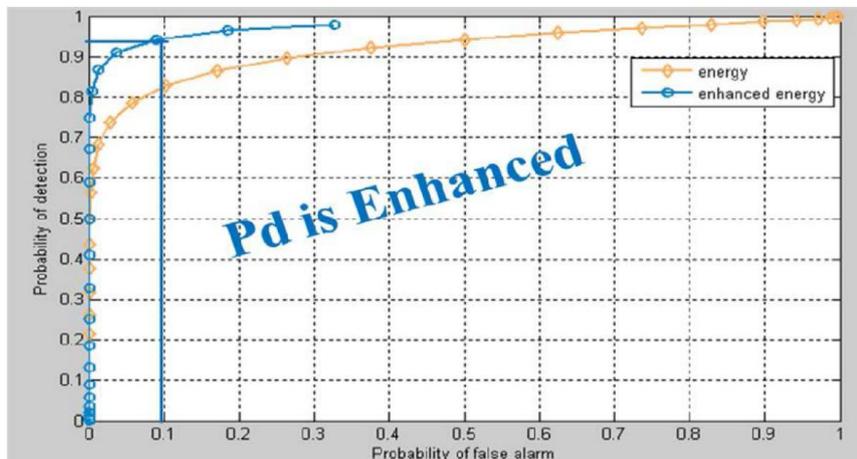


Figura 9: Detector de energía mejorado por correlación cruzada versus detector convencional de energía.

### Detector de energía mejorado basado en enfoque algebraico

El detector propuesto se basa en el enfoque algebraico que se utiliza para detectar picos en la señal de EEG (electroencefalograma). Este método se puede aplicar para clasificar las bandas ocupadas y las vacías, dado que la presencia del usuario primario (PU) se puede encontrar en el espectro por la presencia de picos significativos en la banda de frecuencia ocupada. Sin embargo, se obtiene a través del proceso algebraico, una función altamente correlacionada con la probabilidad de la presencia de picos en el espectro. Esta función se puede considerar como una versión suavizada del espectro de la señal ruidosa de entrada.

El método de suavizado basado en el enfoque algebraico es diferente de los métodos convencionales, como los basados en la sustracción espectral. De hecho, tiene en cuenta la especificidad del espectro de la señal y no requiere una estimación de la varianza del ruido que puede ser una tarea difícil en un contexto ruidoso. El detector de energía mejorado propuesto en la Fig. 10, se basa en el enfoque algebraico como un bloque de pre-procesamiento combinado con un detector convencional de energía. El bloque de pre-

procesamiento algebraico se presenta como un bloque suavizador temporal ciego, ya que no requiere ningún conocimiento sobre el ruido o las estadísticas de la señal.

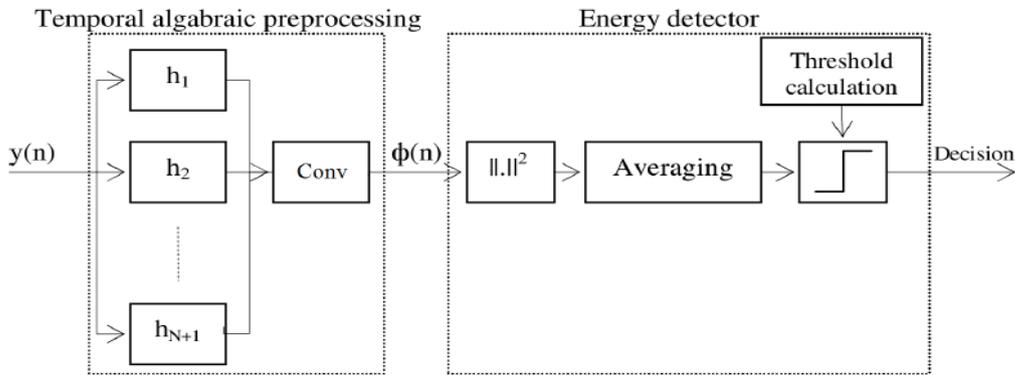


Figura 10: Detector de energía mejorado basado en enfoque algebraico.

En el detector algebraico espectral, el espectro de la señal recibida  $y(k)$  se procesa mediante una estructura de banco de filtros compuesta por  $(N + 1)$  filtros (FIR-Finite Impulse Response) con respuesta impulsiva en el dominio de la frecuencia. El detector de energía supone que el ruido es un ruido gaussiano blanco aditivo (AWGN-Additive White Gaussian Noise). Se utilizan las señales DVB-T en un canal AWGN para evaluar el detector de energía mejorado propuesto. La probabilidad de detección se evalúa para cada relación señal a ruido (SNR) mediante simulaciones de Monte Carlo. Se evalúa la detección considerando un umbral calculado para satisfacer una probabilidad de falsa alarma requerida. El rendimiento de la detección de señal DVB-T se ilustra en la Fig. 11 con  $P_f = 0.01$ . El detector propuesto se denota como (AD k-ED) (Algebraic Detector k-Energy Detector), siendo  $(k + 1)$  el orden.

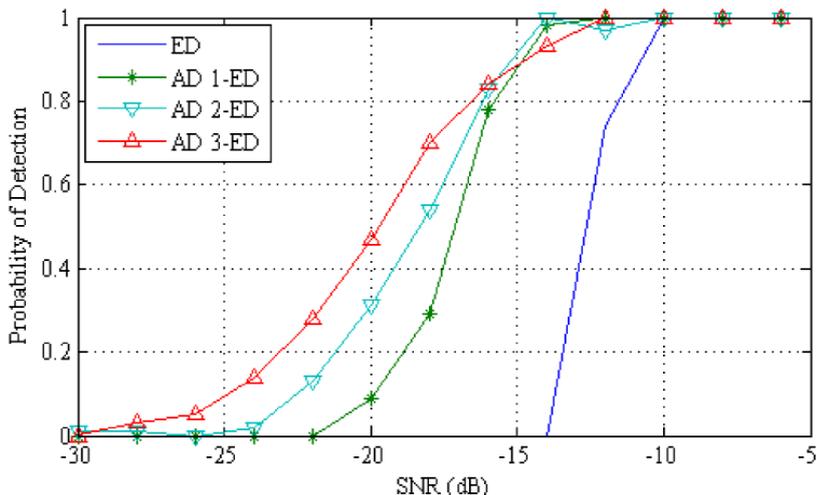


Figura 11: Rendimiento del detector de energía mejorado con enfoque algebraico (AD k-ED) para diferentes órdenes, comparado con el detector convencional de energía (ED-ENP) con  $M = 1000$  y  $N \sim 6000$ .

Los resultados muestran que el rendimiento del detector de energía mejorado con enfoque algebraico es mucho mejor que los detectores de energía, convencionales y de correlación cruzada. Se observa una notable mejoría del sensado del espectro basado en esta técnica

mejorada de detección de energía. El detector convencional de energía (**ED-ENP**) con  $M = 1000$  y  $N \sim 6000$ , funciona bien con una relación señal a ruido (SNR) alta ( $> -10.7$  dB), pero no puede detectar la presencia de un usuario primario (PU) para una relación SNR  $< -15$  db.

### **Detector de energía basado en la selección dinámica del umbral de detección**

El proceso de selección de umbral para la detección de energía se trata mediante el método de tasa de alarma falsa constante (CFAR-Constant False Alarm Rate). Los resultados muestran que, si ajustamos dinámicamente el umbral de detección en función del nivel de ruido presente durante el proceso de detección, la probabilidad de detección será mayor que la obtenida cuando se considera un valor de umbral fijo. Dada la importancia del umbral de detección, ha habido un importante trabajo de investigación a nivel internacional para determinar los algoritmos que mejoran la selección del "umbral de detección" [9].

Se presentan los resultados preliminares de la evaluación del rendimiento de detección de energía, cuando se considera el método de tasa de alarma falsa constante (CFAR) para la selección del umbral de detección. El sistema considerado está compuesto por un usuario primario único (PU) y un usuario secundario único (SU). El usuario secundario (SU) aplica la detección de energía para detectar las transmisiones del usuario primario (PU). Se supone que el patrón de tráfico del usuario primario (PU) está cambiando lentamente, es decir, el usuario primario permanece en un estado de transmisión (ocupado / inactivo) durante el tiempo suficiente para ser observado en el mismo estado durante todo el proceso de detección. Se evalúa el rendimiento de detección utilizando el criterio de Neyman-Pearson para establecer umbrales en la detección de energía. Para este propósito, se utilizó un modelo de simulación en Simulink®.

Los resultados que se presentan muestran las curvas de Característica de Operación del Receptor (ROC) del usuario secundario (SU) para diferentes relaciones de (SNR) y el  $P_d$  como una función del número de muestras y la (SNR). Estos últimos resultados ayudan a identificar el número de muestra requerido para obtener un determinado PD cuando el  $P_{fa}$  se establece en un valor particular. Los resultados del ROC del usuario secundario ayudan como referencia para futuras evaluaciones. El modelo utilizado para simulaciones consiste en un generador de señal primario, un canal de comunicación y un receptor secundario. La detección de energía se lleva a cabo en el receptor secundario. Dado que se quiere determinar el  $P_d$  para un valor de umbral particular, se establece un  $P_{fa}$  fijo para determinar

el umbral. Luego se transmite continuamente la señal primaria, que se recibe, junto con el ruido producido por el canal de comunicación, en el receptor secundario. Se toman  $N$  muestras de la señal para procesar en el detector de energía.

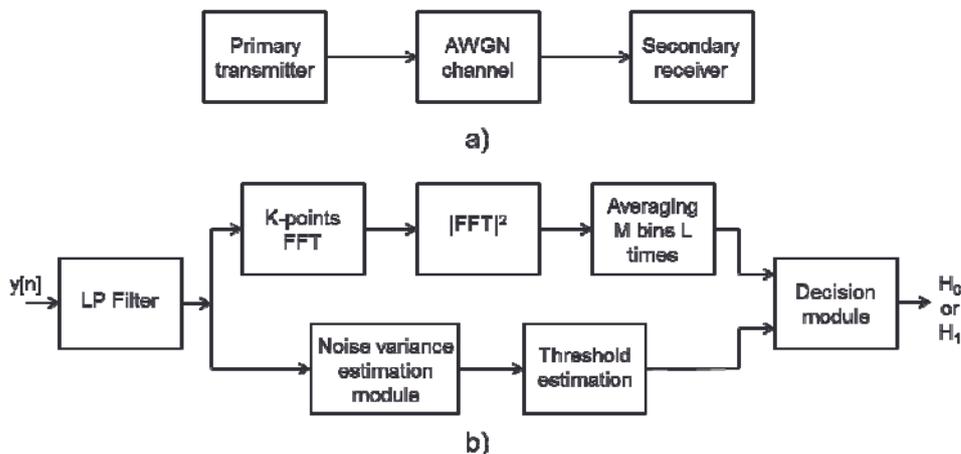


Figura 12: a) Estructura general de la configuración de simulación. b) Configuración del detector de energía.

La estadística de decisión para la detección de energía viene dada por:

$$T = \sum_{n=1}^N (Y[n])^2 \quad (8)$$

Cuando la señal primaria está ausente, la estadística de decisión tiene una distribución “chi cuadrada central” con  $N$  grados de libertad. Cuando la señal primaria está presente, la estadística de decisión tiene una distribución “chi cuadrada no central” con los mismos grados de libertad. Si el número de muestras utilizadas para la detección es lo suficientemente grande ( $N > 250$ ), podemos utilizar el Teorema del Límite Central (CLT-Central Limit Theorem) para aproximar la distribución de la estadística de prueba como Gaussiana, con la media y la varianza indicadas en (9)-(10) para cada una de las hipótesis, donde  $\sigma_w^2$  es la varianza del ruido del proceso y  $\sigma_s^2$  es la potencia de la señal primaria.

$$T \sim N(N\sigma_w^2, 2N\sigma_w^2) \text{ para } H_0 \quad (9)$$

$$T \sim N\{N(\sigma_s^2 + \sigma_w^2), 2N(\sigma_s^2 + \sigma_w^2)^2\} \text{ para } H_1 \quad (10)$$

Al probar  $H_0$  contra  $H_1$ , se pueden cometer dos tipos de errores:  $H_0$  puede ser rechazado falsamente o  $H_1$  puede ser falsamente rechazado. El primero de estos dos errores se llama Falsa Alarma, y el segundo error se llama detección errónea. El rendimiento del detector de energía puede medirse por la probabilidad de ocurrencia de ambos tipos de errores, es decir, la probabilidad de falsa alarma ( $P_{fa}$ ) que describe la probabilidad de que se decida erróneamente que la banda está ocupada, cuando en realidad no lo está, y la probabilidad de detección indebida ( $P_{md}$ ), que es la probabilidad de que se decida erróneamente que el usuario principal está ausente, cuando realmente está presente. Otra forma utilizada para

definir el rendimiento es el complemento de la probabilidad de detección errónea, es decir, la probabilidad de detección ( $P_d$ ). El resto de esta sección considerará  $P_d$  en lugar de  $P_{md}$  para describir el rendimiento.  $P_{fa}$  y  $P_d$  se definen estadísticamente por:

$$P_{fa} = P_r (T > \lambda_D; H_0) \quad (11)$$

$$P_d = P_r (T > \lambda_D; H_1) \quad (12)$$

Donde T corresponde a la estadística de prueba definida por (8) y  $\lambda_D$  es el umbral considerado para determinar la presencia de usuarios primarios (PU). Dado que T puede ser considerada aproximadamente como una distribución gaussiana, las probabilidades  $P_{fa}$  y  $P_d$  pueden evaluarse de la siguiente manera:

$$P_{fa} = Q \left( \frac{\lambda_D - N\sigma_W^2}{\sqrt{2N\sigma_W^4}} \right) \quad (13)$$

$$P_d = Q \left( \frac{\lambda_D - N(\sigma_S^2 + \sigma_W^2)}{\sqrt{2N(\sigma_S^2 + \sigma_W^2)^2}} \right) \quad (14)$$

Donde Q ( ) representa la función Gaussiana-Q. El diseño de una prueba para H0 versus H1 implica una compensación entre la probabilidad  $P_{fa}$  y la probabilidad  $P_d$ , ya que una reducción en la  $P_{fa}$  disminuirá la  $P_d$ , y un incremento en la  $P_d$  aumentará la  $P_{fa}$ . El criterio de Neyman-Pearson para hacer esta compensación es colocar un límite en la probabilidad  $P_{fa}$  y luego maximizar la probabilidad de detección dentro de esta restricción. Este criterio también se llama tasa de alarma falsa constante (CFAR-Constant False Alarm Rate). En esta sección, se considera este enfoque para la selección del umbral y para evaluar el rendimiento de la detección a través de simulaciones. El umbral se obtiene de (13) como:

$$\lambda_D = \sigma_W^2 (Q^{-1}(P_{FA})\sqrt{2N} + N) \quad (15)$$

Se trabajó con una señal primaria modulada en banda base QPSK, con 4 MHz de ancho de banda. Se consideró gaussiano el canal de comunicación. Se seleccionó una longitud de FFT de 128 puntos, y el número de promedios espectrales utilizados para la estimación de energía varió según el valor de N. La potencia de la señal primaria varió de -75 dBm a -60 dBm, y el nivel de ruido se midió en  $N = -55$  dBm. Por lo tanto, se evaluaron los valores

de (SNR) en el rango comprendido entre -4 dB a -20 dB. En primer lugar, se midió cómo aumenta la  $P_d$  a medida que aumenta el tiempo de detección, es decir, el número de

muestras ( $N$ ). Para todos los casos, se estableció  $P_{fa} = 0.2$ .

La Fig.13 muestra la  $P_d$  alcanzable para la señal QPSK cuando el número de muestras,  $N$ , aumenta de 100 a 1000. Si se establece un límite para  $P_{fa}$  de 0.9 y para  $P_{fa}$  de 0.2 entonces

el detector de energía con las características consideradas aquí, puede detectar señal con una potencia superior a -63 dBm (que corresponde a SNR = -8 dB o superior), con 650 muestras por período de detección. El tiempo de detección dependerá de la frecuencia de muestreo del convertidor analógico-digital (ADC) utilizado en el receptor secundario. También en esta Fig.13 es posible observar que para valores de (SNR) por debajo de -16 dB, la  $P_d$  no

mejora al aumentar  $N$ . Con base en los resultados observados en la Fig.13, se estableció  $N = 1024$  para obtener la curva ROC para los valores de SNR antes mencionados. La

Fig.14. muestra las curvas ROC para detector de energía con selección dinámica de umbral de detección, para diferentes niveles de relación señal a ruido (SNR).

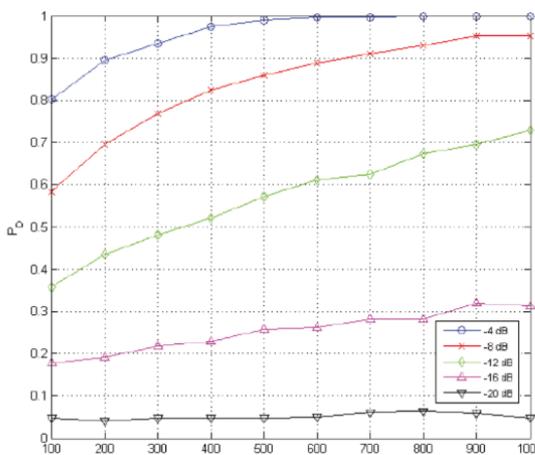


Figura 13: Pd contra número de muestras.

De esta evaluación podemos concluir que aumentando el tiempo de detección mejoraría la probabilidad de detección; sin embargo, las incertidumbres del ruido y los errores de estimación imponen un límite por debajo del cual la detección no se puede mejorar aumentando el tiempo de detección. Otra conclusión importante es que la selección dinámica del umbral utilizado para la detección, aumentaría la probabilidad de detección sólo para el caso de una relación señal a ruido (SNR) moderada (-12 dB y superior).

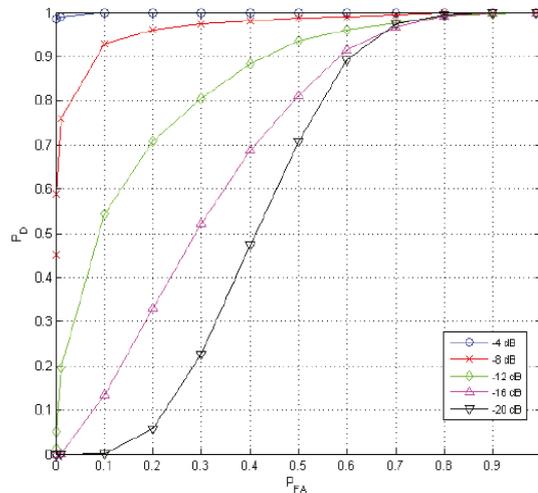


Figura 14. Curvas ROC para ED con selección dinámica del umbral de detección.

### Rendimiento del detector de energía en canales con desvanecimiento

Los efectos de desvanecimiento generalmente se simplifican o descartan al evaluar el rendimiento del detector de energía en la detección del espectro. Este epígrafe presenta una evaluación del rendimiento de la detección del espectro radioeléctrico, cuando se analiza el detector de energía en canales con desvanecimientos. Se evalúan los modelos de desvanecimiento de Rayleigh, Rice, Nakagami y Log-normal y se presentan mediante simulación, sus efectos sobre la detección de un usuario cognitivo. Las simulaciones compararon la probabilidad de detección cuando ningún desvanecimiento perturba el canal AWGN, y cuando diferentes modelos de desvanecimiento afectan la transmisión. Se transmitieron 100 muestras y se realizaron más de 500 simulaciones de Monte Carlo para cada modelo de desvanecimiento. Se fijan diferentes valores de probabilidad de falsa alarma:  $P_f = 0.01$ ;  $P_f = 0.05$  y  $P_f = 0.1$ .

La Fig. 15 presenta curvas teóricas para la probabilidad de detección en comparación con los valores de  $P_d$  calculados mediante simulación para el canal con desvanecimiento del tipo Rayleigh. Se puede observar que  $P_d$  converge a 1 alrededor de 0dB para los tres valores teóricos de  $P_f$ . Cuando se consideran los efectos de desvanecimiento como se muestra en la Fig.15, el rendimiento del detector está penalizado en alrededor de 15dB si se compara con las curvas teóricas. Si  $P_d$  se simula con un desvanecimiento del tipo Rayleigh, converge a 1 alrededor de los 15 dB, mientras los valores teóricos convergen a  $P_d = 1$  alrededor de 0dB. Pequeños valores de la relación señal a ruido (SNR) implican una baja probabilidad de detección  $P_d$ .

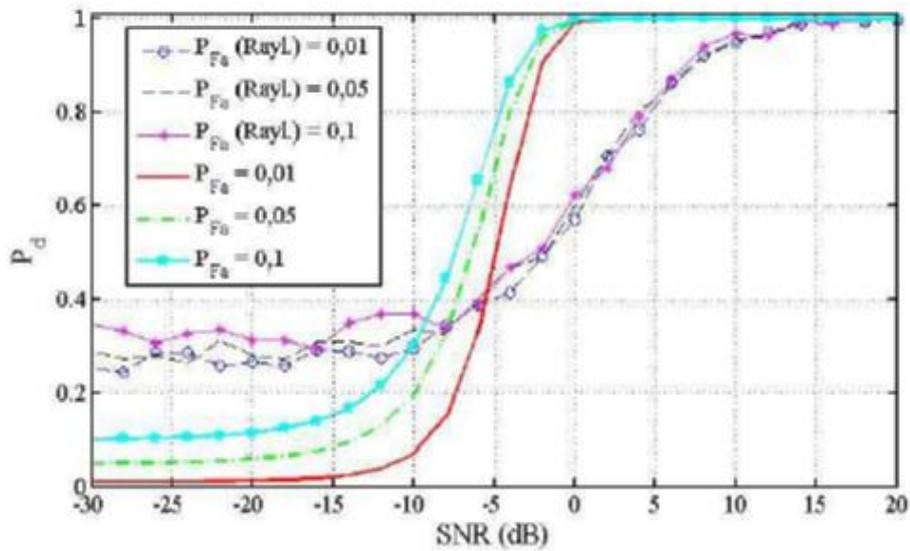


Figura 15: Probabilidad de detección en función de la SNR para el detector de energía sujeto a desvanecimiento del tipo Rayleigh (500 simulaciones Monte Carlo y 100 muestras).

La Fig. 16 muestra curvas teóricas para la probabilidad de detección en comparación con los valores de  $P_d$  calculados mediante simulación para un canal con desvanecimiento del tipo Nakagami-m. El parámetro Nakagami-m seleccionado fue  $m=0.5$ . Se puede verificar que  $P_d$  converge a 1 en alrededor de 0dB para las tres posibilidades teóricas de  $P_f$  consideradas. Cuando se consideran los efectos del desvanecimiento del tipo Nakagami-m, el rendimiento del detector se ve significativamente afectado ( $P_d$  no convergió a 1 incluso con el aumento de la SNR).

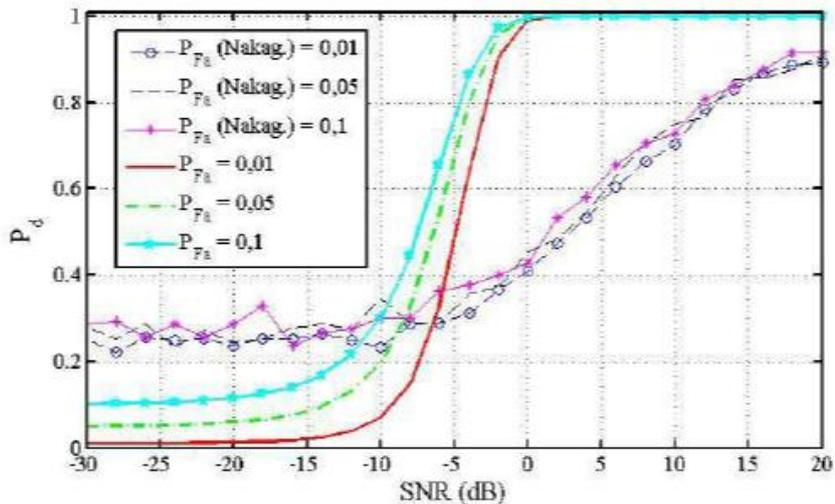


Figura16: Probabilidad de detección en función de la SNR para el detector de energía sujeto a desvanecimiento del tipo Nakagami-m (500 simulaciones Monte Carlo y 100 muestras).

En la Fig. 17, la probabilidad de detección del detector de energía se calcula para un canal con desvanecimiento del tipo Rice y AWGN. Se observa que en ausencia de desvanecimiento las curvas son similares a las presentadas en las figuras 15 y 16. Sin embargo, cuando el desvanecimiento del tipo Rice afecta la transmisión, las probabilidades de detección convergen a 1 en 20 dB.

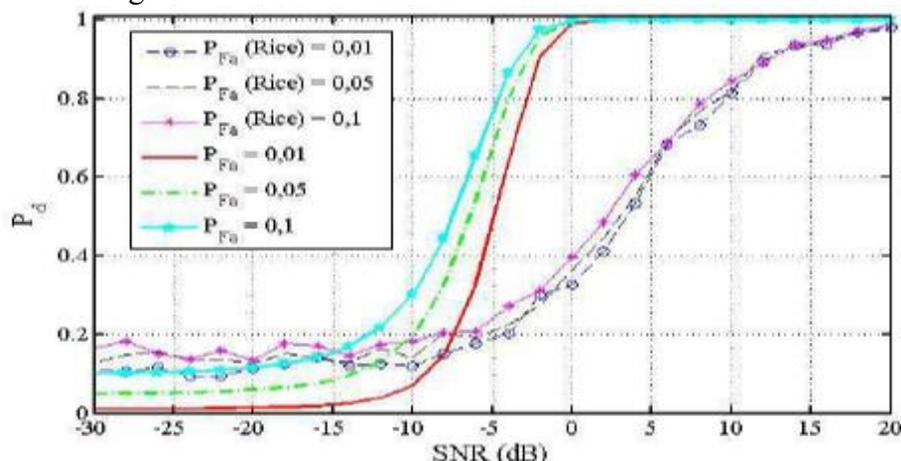


Figura 17: Probabilidad de detección en función de la SNR para el detector de energía sujeto a desvanecimiento del tipo Rice (500 simulaciones Monte Carlo y 100 muestras).

La Fig. 18 resalta las curvas teóricas para la probabilidad de detección en comparación con los valores de  $P_d$  calculados a través de simulación para el canal con desvanecimiento del tipo Log-normal. Se observa que  $P_d$  converge a la unidad en alrededor de 0dB para las tres probabilidades teóricas de  $P_f$  consideradas como se observa en las Figs. 15, 16 y 17.

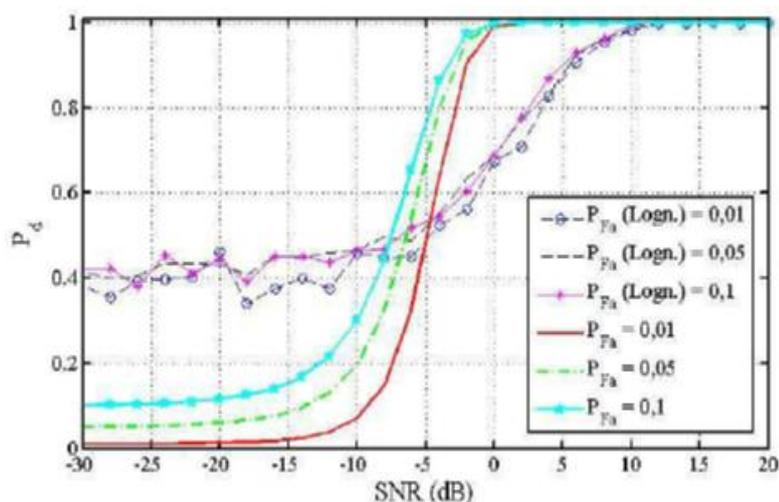


Figura 18: Probabilidad de detección en función de la SNR para el detector de energía sujeto a desvanecimiento del tipo Log-normal (500 simulaciones Monte Carlo y 100 muestras).

Aunque el rendimiento de los detectores de energía disminuyó en todos los escenarios, se observa el mejor rendimiento para el desvanecimiento Log-normal, ya que convergen a 1 para 10 dB. Se puede concluir que la detección del espectro radioeléctrico con detector de

energía [10] debe considerar los efectos del desvanecimiento para mejorar el rendimiento, independientemente del modelo de desvanecimiento considerado. La supresión de los efectos de desvanecimiento en la detección de energía conduce a una probabilidad de detección imprecisa y la consecuencia es que la probabilidad de falsa alarma puede aumentar, degradando el rendimiento general de la detección.

### **}CONCLUSIONES**

El artículo pone en evidencia como las investigaciones realizadas en el campo de la detección de energía y los nuevos algoritmos que han surgido, han mejorado el desempeño de los detectores de energía, permitiendo así su generalización comercial al margen de sus limitaciones. Como puede apreciarse de la Fig.5, en este artículo sólo hemos abordado una parte ínfima del vasto tema del sensado y la detección, que constituyen la primera parte de las redes (CRN). Se necesitarían varios artículos o una publicación con una mayor extensión, para abordar las técnicas de detección coherentes y, sobre todo, los múltiples y complejíssimos algoritmos de sensado cooperativo.

### **REFERENCIAS**

1. Fette, Bruce. "Cognitive Radio Technology". Academic Press. 2009. 828 pp. Copyright © 2009 by Elsevier Inc. ISBN 13: 978-0-12-374535-4.
2. IDC. "Data Age 2025: The Evolution of Data to Life-Critical". David Reinsel; John Gantz; John Rydning. April 2017. Disponible en Web: <https://www.seagate.com/www-content/our-story/trends/files/Seagate-WP-DataAge2025-March-2017.pdf>
3. Mattin A, Mohammad. "Spectrum Access and Management for Cognitive Radio Networks". Springer 2017. 293 pp. ISBN 978-981-10-2254-8. DOI 10.1007/978-981-10-2254-8.
4. Tevfik Yücek; Hüseyin Arslan. "A Survey of Spectrum Sensing Algorithms for Cognitive Radio Applications". IEEE Communications Surveys & Tutorials, VOL. 11, NO. 1, FIRST QUARTER. 2009.
5. Sachitha Kusaladharna, Chintla Tellambura. "An overview of Cognitive Radio Networks". J. Webster (ed.), *Wiley Encyclopedia of Electrical and Electronics Engineering*. Copyright © 2017 John Wiley & Sons, Inc. DOI: 10.1002/047134608X.W8355
6. Abdelmohsen, Ali; Walaa, Hamouda. "Advances on Spectrum Sensing for Cognitive Radio Networks: Theory and Applications". IEEE. Communications Surveys and Tutorials. 2016. DOI: 10.1109/COMST.2016.2631080
7. Safir Shbat, Modar; Tuzlukov, Vyacheslav. "SNR Wall Effect Alleviation by Generalized Detector Employed in Cognitive Radio Networks". SENSORS JOURNAL. 2015. ISSN 1424-8220. DOI:10.3390/s150716105.
8. Mohammed Abdo-Tuko. "Performance Evaluation and Comparison of Different Transmitter Detection Techniques for Application in Cognitive Radio". International Journal of Networks and Communications. 2015. DOI: 10.5923/j.ijnc.20150505.01.
9. Caimei, Fu; Youming, Li; Yucheng, He; Ming, Jin; Gang, Wang; Peng, Lei. "An inter-frame dynamic double-threshold energy detection for spectrum sensing in cognitive radios". EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking. 2017. DOI 10.1186/s13638-017-0897-0

10. Pappu Kumar, Venna; Sanjay Kumar, Soni; Priyanka, Jain. "Performance evolution of ED-based spectrum sensing in CR over Nakagami-m shadowed fading channel with MRC reception". Int. J. Electron. Commun. AEÜ. 2017. DOI: 10.1016/j.aeue.2017.11.005
11. Ranjeetha, M; Anuradhab, S. "Performance of Fading Channels on Energy Detection Based Spectrum Sensing". 2nd International Conference on Nanomaterials and Technologies (CNT 2014).

## **SOBRE LOS AUTORES**



Nacido en La Habana, el 9 de mayo de 1943. Graduado en Ingeniería Eléctrica por la Universidad Tecnológica de La Habana (CUJAE) en 1968. Durante su carrera universitaria, trabaja simultáneamente como especialista principal en el Ministerio de Comunicaciones de Cuba (MINCOM). Graduado de Maestría en Ciencias en 1977, en la especialidad de telecomunicaciones, de las Universidades de la CUJAE y de Toronto. En 1980 fue nombrado Director de Ciencia y Tecnología de MINCOM y Constructor Jefe en el CAME, por la República de Cuba, del Sistema Único de Medios Digitales de Técnicas de Conmutación y Transmisión. Investigador Titular desde 1982. En 1985 fue nombrado Director de Desarrollo de MINCOM. Entre 1982 y 1990 fue Tutor de múltiples Tesis de Ingeniería o Maestría en Ciencias y publicó numerosos artículos sobre la especialidad de Telecomunicaciones, Ciencias Empresariales y Macroeconomía. Entre 1990 y 2003 fue nombrado Director General de la primera empresa celular cubana: CUBACEL. Desde el 2003 hasta el 2011 fungió como Asesor del Ministro de Comunicaciones. Ha participado como ponente en múltiples eventos científicos internacionales y nacionales relacionados con la UIT, las Naciones Unidas, el Banco Mundial y el CAME. Ha obtenido múltiples premios nacionales e internacionales. Actualmente es Investigador Titular del Instituto de Investigación y Desarrollo de Telecomunicaciones, **LACETEL**.