

# Comparación de métodos de detección de espectro aplicados a redes móviles de radio cognitiva

## Comparison of spectrum detection methods applied to cognitive mobile radio networks

Pablo Geovanny Palacios Játiva<sup>1,\*</sup>, y Carlos Andrés Saavedra Arancibia<sup>2,†</sup>

<sup>1</sup>Departamento de Ingeniería Eléctrica, Universidad de Chile.

<sup>2</sup>Kyung Hee University, República de Corea.

pablo.palacios@ug.uchile.cl;carlossaavedra@khu.ac.kr

**Fecha de recepción:** 17 de enero de 2018 — **Fecha de aceptación:** 24 de marzo de 2018

**Cómo citar:** Palacios Játiva, P., & Saavedra Arancibia, C. A. (2018). Comparación de métodos de detección de espectro aplicados a redes móviles de radio cognitiva. *Journal of Science and Research: Revista Ciencia e Investigación*, 3(10), 16-20. <https://doi.org/10.26910/issn.2528-8083vol3iss10.2018pp16-20p>.

**Resumen**—En este trabajo, el desempeño de tres métodos de detección de señales de usuario primario son comparados, el método de detección por descomposición en valores singulares (SVD), el método de detección por descomposición en valores propios (EVD) y el método de detección Ciclostacionario (CDM). Estos tres métodos son comparados en términos de Probabilidad de detección (Pd) vs relación señal-ruido (SNR), en una red cognitiva basada en las tecnologías móviles WiFi y LTE. Los resultados numéricos de los tres métodos son obtenidos a través de simulaciones numéricas y para verificar la eficiencia de los mismos, el estimador estadístico de Máxima Verosimilitud (MLE) es usado, en conjunto con la desviación estándar (SD) y el error estándar (SE) de los datos, obteniendo funciones de distribución acumuladas (CDF) para cada uno de los métodos analizados, demostrando que el método SVD en el sistema evaluado, superó a los otros métodos en términos de Pd.

**Palabras Clave**—Sistema Cognitivo, Descomposición en Valores Singulares (SVD), Probabilidad de detección (Pd), Estimador de Máxima Verosimilitud (MLE), Distribución de Probabilidad Acumulada (CDF).

**Abstract**—In this work, the performance of three detection methods of primary user signals are compared, the detection method by singular value decomposition (SVD), the detection method by eigenvalues decomposition (EVD) and the detection method cyclostationary (CDM). These three methods are compared regarding the probability of detection (Pd) vs. signal-to-noise ratio (SNR), in a cognitive network based on WiFi and LTE mobile technologies. The numerical results of three methods are obtained through numerical simulations. To verify their efficiency, a statistical maximum likelihood estimator (MLE) is used; together with the standard deviation (SD) and the standard error (SE) of the data, obtaining accumulated distribution functions (CDF) for each of the analyzed methods, demonstrating that the SVD method in the system evaluated outperformed the other ways in terms of Pd.

**Keywords**—Cognitive System, Singular Value Decomposition (SVD), Probability of detection (Pd), Maximum Likelihood Estimator (MLE), Accumulated Probability Distribution (CDF).

### INTRODUCCIÓN

La Radio Cognitiva (CR) es una tecnología presentada como una solución a la ineficiencia en el uso del espectro electromagnético, que generalmente es causado por una alta demanda de tecnologías inalámbricas, especialmente WiFi y LTE (Shahrasbi et al., 2017). Un sistema CR detecta huecos espectrales asignándolos a usuarios secundarios (SU) o sin licencia, sin causar interferencia a usuarios primarios (PU) o usuarios con licencia (Muchandi and Khanai, 2016); (Patil and Patil, 2016). Un sistema CR consta de un ciclo cognitivo basado en cuatro etapas principales: detección de PU, decisión de uso del espectro, distribución del espectro entre PU y SU y movilidad espectral (Liu et al., 2013). La principal diferencia entre los PU y los SU es la autoridad para el uso del espectro por parte de los PU, mientras que los SU están a la espera de

su ingreso a algún canal del espectro. Bajo estos parámetros, la detección correcta y efectiva de los PU se convierte en una prioridad. Por lo tanto, una serie de métodos se han propuesto en la literatura, incluidos, Métodos de Detección de Energía (ED) (Verma and Mahapatro, 2017), Detección de forma de onda (WD), detección de filtro adaptado (MFD), Detección por identificación de radio (RID), CDM (Liu et al., 2016), EVD (Jacob and Nandan, 2015), SVD (Xu et al., 2014), entre otros.

En relación con los métodos de detección basados en valores propios (Ali et al., 2014), el umbral de decisión que determina la presencia de la señal se deriva de la teoría de la matriz aleatoria (RMT). La detección SVD es más general ya que se puede aplicar a cualquier tipo de matriz (Palacios et al., 2017). En el caso de los métodos de detección cicloestacionarios (CDM), esta técnica es más resistente a la incertidumbre del ruido que la detección de energía. Cuando la señal transmitida por un PU es cicloestacionaria, puede ser detectada mediante la exploración periódica de la forma del parámetro cicloesta-

\*Magíster en Ingeniería de Redes de Comunicaciones

†Master in Electronics and Radio Engineering

cionario. La señal puede detectarse incluso cuando la SNR es pobre; una desventaja de esta detección se produce al ser más difícil de implementar que la detección de energía porque este método requiere información previa sobre la señal a transmitir (Yawada and Wei, 2016).

La principal contribución de este trabajo es comparar el rendimiento del método de detección SVD, el método de detección de valores propios EVD y la detección de ciclo-estacionaria aplicadas por separado a una red móvil de radio cognitiva, específicamente una red cognitiva mixta entre las tecnologías WiFi y LTE a través de los módulos implementados en Network Simulator 3 (NS- 3.23) (Network simulator, 2015). Esto validará la eficiencia de los tres métodos en una red móvil funcional de última tecnología, en términos de probabilidad de detección (Pd) frente a señal-ruido (SNR) a través de simulaciones. Por último, se verificará el método con mayor eficiencia, utilizando el estimador de máxima verosimilitud (MLE) con su respectivo error y desviación.

### METODOLOGÍA

#### Entorno

El estudio se realizó en el Departamento de Ingeniería Eléctrica de la Universidad de Chile, en la ciudad de Santiago, Chile. Contempló un análisis que llevó alrededor de un año y medio, y su proceso fue de investigación, desarrollo, simulación y análisis.

Para realizar los experimentos, se desarrolló un módulo en Network Simulator 3 (NS-3.23) que contiene las cuatro etapas básicas de un sistema CR, simulando una red mixta de radio cognitiva basada en las tecnologías LTE y WiFi. Cabe destacar que NS3 tiene módulos WiFi y LTE incluidos, pero estas tecnologías fueron adaptadas y modificadas para darle la capacidad cognitiva. En la detección del espectro, se presenta la opción de utilizar el EVD (Omar et al., 2011), SVD (Palacios et al., 2017) o CDM (Thomas and Sudha, 2014), por separado, para poder analizarlo en el trabajo. La etapa de decisión del espectro se basa en la teoría de juegos, específicamente juego de coalición (Wang et al., 2013), y la etapa de compartición y movilidad se basa en parámetro de potencia RSSI, utilizado para realizar el “hand-off” entre WiFi y LTE (Gerasimenko et al., 2013).

El experimento está basado en una topología de red mostrada en la Figura 1, cabe resaltar que esta topología presentada sólo se muestra como un ejemplo ya que la posición y el movimiento de los UE es dinámico y aleatorio durante todo el tiempo de simulación. El experimento consta de las siguientes características:

1. Modelos de propagación y movilidad utilizados y que son proporcionados por NS-3 y permiten el movimiento dinámico y aleatorio de los UE (Network simulator, 2015).
2. Los nodos incluidos en la topología propuesta son PU WiFi y PU LTE sin capacidad cognitiva (UE primarios).

3. Se utilizan dos tipos de SU; Los que tienen capacidad cognitiva sólo para una tecnología específica (PU WiFi y PU LTE), y capacidad cognitiva para ambas tecnologías (SU dual).
4. La frecuencia central de LTE se ha fijado a 729MHz, mientras que la frecuencia central de WiFi se ha fijado a 2400MHz
5. El ancho de banda utilizado para ambas tecnologías es igual a 20MHz. Tanto los valores de frecuencia como el de ancho de banda fueron elegidos para hacer la simulación del modelo más real porque estos son valores típicos de despliegue comercial.
6. El número de PU WiFi, PU LTE, PU WiFi y PU LTE se ha establecido en 5, respectivamente, mientras que el número de SU duales se ha establecido en 10.
7. El intervalo de cobertura del punto AP se ha establecido en 200m, mientras que el rango de cobertura del eNB se ha establecido igual a 350m. Esto se hizo para generar interferencia entre las tecnologías evaluadas en la simulación.
8. La variable a tomar en consideración será SNR.
9. Todos los parámetros utilizados en la simulación se muestran en la Tabla 1, y pueden ser variados en trabajos futuros.

Topología de la red propuesta para simulación

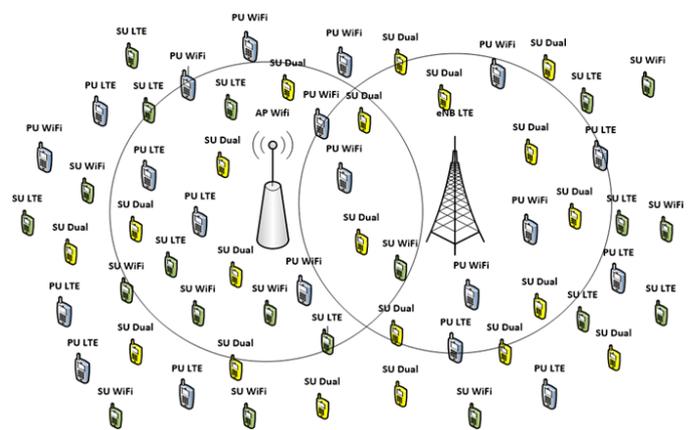


Figura 1. Comparación de métodos de detección de espectro aplicados a redes móviles de radio cognitiva

Fuente: Elaboración propia

Comparación de métodos de detección de espectro aplicados a redes móviles de radio cognitiva

#### Población

Para conocer el número de simulaciones que se deben realizar que vendrían a ser la población, tomando en cuenta factores como número de muestras en cada simulación, recursos computacionales y confiabilidad de los datos generados por las simulaciones, se generaron simulaciones con las siguientes características:

**Tabla 1.** Tabla de parámetros de simulación del sistema.

Parámetros	Valor
Frecuencia LTE	729 MHz
Celdad eNB	3
Frecuencia WiFi	2400 MHz
Ancho de banda LTE	20 MHz
Ancho de banda WiFi	20 MHz
Potencia Tx	0.037 mW
Potencia Rx	0.06 mW
CR LTE UE	10
CR WiFi UE	10
CR UE dual	20
LTE UE primario	10
WiFi UE primario	10
Rango de cobertura AP	200 m
Rango de cobertura eNB	350 m
Time de simulación	1200 s
Número de muestras	16000
Tráfico	TCP
Modelo de Movilidad	Random Waypoint
Modelo de Propagación	Range Propagation Loss

Fuente: Elaboración propia.

1. Las variables de consideración en las simulaciones son la Probabilidad de detección (Pd) en función del SNR, escogidas para poder ser comparadas entre los tres métodos de detección que están en función de estos parámetros.
2. La variación del SNR está dada en pasos de 5 dB, entre -25 dB y 25 dB para una mejor visualización de la escala logarítmica.
3. El número de simulaciones se lo definió usando el método de Monte Carlo, con 21 iteraciones para cada valor de SNR, esto es para tener estimaciones confiables de las distribuciones de los estadísticos de interés de los datos generados (Ramírez et al., 2013).
4. Se usaron los parámetros de la Tabla 1, teniendo como resultados de la simulación, el archivo de datos generados para cada uno de los tres métodos analizados por separado.
5. El parámetro Probabilidad de detección (Pd) de cada simulación se obtuvo dividiendo todas las muestras de cada simulación donde la detección fue 1 (detecto), para el número total de muestras.
6. A su vez el parámetro Probabilidad de detección (Pd) para cada valor de SNR especificado se obtuvo dividiendo la suma de todas las Probabilidades de detección (Pd) de cada simulación para el número de simulaciones realizadas (21).

**Intervenciones y Descripción de técnicas evaluadas**

Para poder realizar la comparación de eficiencia de los métodos en términos de Probabilidad de detección, basada en los datos obtenidos en la simulación, se tuvo que realizar el proceso de diseño y población para cada método, con la configuración de parámetros semejante en cada simulación en NS-3 para obtener resultados comparables.

El método de detección por descomposición en valores singulares (SVD) aplicado e implementado en el desarrollo,

se encuentra descrito en (Palacios et al., 2017), y se resume en el Algoritmo 1.

**Algoritmo 1** Algoritmo del método de detección SVD

```

Require: :  $k, L, N$  and  $k < L < N - k$ .
Ensure: : PU detection bit.
1: while communication is progress do
2:   Setup  $K=2, L=16$  and  $N= 16000$ ,
3:   Obtain  $CovMat = CreateMatrixCovariance(L)$ ,
4:   Factorize( $CovMat$ ),
5:   Obtain  $Max = Maximun(CovMat)$  and  $Min = Minimun(CovMat)$ ,
6:   Obtain  $Threshold = CalculateTreshold()$ 
7:   if ( $Max/Min < Threshold$ ) then
8:     return PU detection bit=1
9:   else
10:    return PU detection bit=0
11:  end if
12: end while
    
```

Fuente: Elaboración propia

El método de detección por descomposición en valores propios (EVD) aplicado e implementado en el desarrollo, se encuentra descrito en (Omar et al., 2011), y se resume en el Algoritmo 2.

**Algoritmo 2** Algoritmo del método de detección EVD

```

Require: :  $k, L, N$  and  $k < L < N - k$ .
Ensure: : PU detection bit.
1: while communication is progress do
2:   Setup  $K=2, L=16$  and  $N= 16000$ 
3:   Obtain  $CovMat = CreateMatrixCovariance(L)$ 
4:   Obtain  $Max = Maximun(CovMat)$  and  $Min = Minimun(CovMat)$ 
5:   Obtain  $Threshold = CalculateTreshold()$ 
6:   if ( $Max/Min < Threshold$ ) then
7:     return PU detection bit=1
8:   else
9:     return PU detection bit=0
10:  end if
11: end while
    
```

Fuente: Elaboración propia

El método de detección cicloestacionario (CDM) aplicado e implementado en el desarrollo, se encuentra descrito en (Yawada and Wei, 2016); (Thomas and Sudha, 2014), y se resume en el Algoritmo 3.

Fuente: Elaboración propia

**Análisis Estadístico**

Para comparar el rendimiento de los métodos, y utilizando los datos y modelos obtenidos, es necesario utilizar un método estadístico fiable que permita la validación de estos resultados. El estimador estadístico MLE derivado en (Held and Sabanés Bové, 2014) es utilizado y su metodología aplicada en un desarrollo en el software R (Team, 2014). El MLE estima los parámetros de un determinado modelo, en este caso los modelos de los métodos de detección obtenidos

**Algoritmo 3** Algoritmo del método de detección EVD

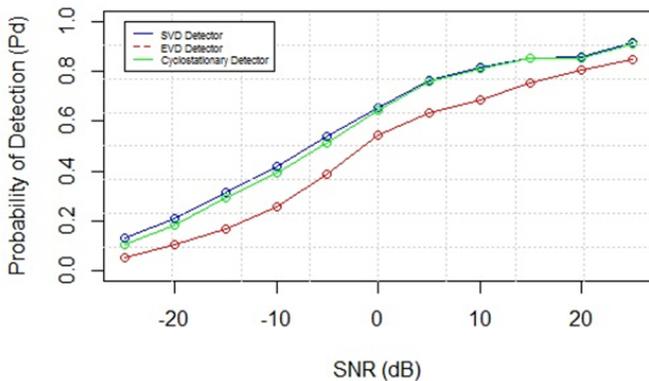
```

Require: :  $x(t), \alpha, N$ .
Ensure: : PU detection bit.
1: while communication is progress do
2:   Setup  $N = 16000$ 
3:   Obtain  $CAF = \text{Cyclic Autocorrelation}$ 
4:    $\text{Function}(t(t), \alpha)$ 
5:   Obtain  $S_r = \text{SpectralCorrelationFunction}(CAF)_{SU}$ 
6:   Obtain  $S_n = \text{SpectralCorrelationFunction}(CAF)_{\text{noise}}$ 
7:   if ( $S_r = S_n$ ) then
8:     return PU detection bit=0
9:   else
10:    return PU detection bit=1
11:  end if
12: end while
    
```

experimentalmente, permitiendo una comparación estadística. Cabe señalar que el error estándar (SE) y la desviación estándar (SD) de los parámetros MLE se incluye en el trabajo, porque un modelo de datos es incompleto si el error asociado con los datos no está indicado y el rango de validez de los modelos presentados no podría ser estimado.

**RESULTADOS**

La probabilidad de detección (Pd) vs SNR se presenta como una función de distribución acumulativa (CDF) para SVD, EVD y CDM, como se muestra en la Figura 2.



**Figura 2.** Funciones de distribución acumulada para SVD, EVD Y CDM

**Fuente:**Elaboración propia

Usando el estimador estadístico MLE, los resultados obtenidos se muestran en la Tabla 2. Se observa que el método SVD (Palacios et al., 2017) supera a método EVD y el método cicloestacionario propuestos en (Omar et al., 2011) y (Thomas and Sudha, 2014), respectivamente.

**Tabla 2.** Especificaciones del sonómetro

	MLE	Std Error	SD
SVD	0.587388	0.084956	0.281768
EVD	0.476233	0.088727	0.294274
CDM	0.574531	0.088076	0.292115

**Fuente:** Elaboración propia.

**DISCUSIÓN**

De acuerdo a los resultados numéricos y gráficos obtenidos, las funciones de distribución acumulada de cada método de detección y sus respectivas comparaciones entre sí, indican que estos métodos presentados en la literatura teóricamente, se pueden aplicar perfectamente a una red móvil estructurada y funcional, algo que no se había comprobado hasta ahora, debido a que todas las pruebas realizadas por la literatura investigada, son pruebas simples y teóricas, usando señales RC (Raised Cosine) y enlaces punto a punto. Además, el desempeño de los tres métodos analizados en este trabajo se puede mejorar disminuyendo la probabilidad de alarma (Pfa) y aumentando el número de muestras en el CR, que podría considerarse como una futura comprobación para un trabajo futuro. Cabe recalcar que el simulador tiene las cuatro etapas del proceso cognitivo ciclo, por lo que se pueden llevar a cabo estudios en las etapas de decisión, compartición y movilidad.

**CONCLUSIONES**

En este trabajo probamos el desempeño de tres métodos de detección de PU aplicados a la radio cognitiva e implementados en redes inalámbricas WiFi y LTE. Estos métodos se evaluaron y analizaron en términos de la probabilidad de detección de Pd vs SNR, y fueron comparados entre sí. El estimado estadístico MLE, su desviación estándar y error estándar fueron usados para verificar la eficiencia de los métodos evaluados. Mediante este análisis, concluimos que el método de detección SVD es más eficiente que EVD y MDL en términos de Pd.

**REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS**

Ali, S. S., Liu, C., and Jin, M. (2014). Minimum eigenvalue detection for spectrum sensing in cognitive radio. *International Journal of Electrical and Computer Engineering*, 4(4):623.

Gerasimenko, M., Himayat, N., Yeh, S.-p., Talwar, S., Andreev, S., and Koucheryavy, Y. (2013). Characterizing performance of load-aware network selection in multi-radio (wifi/lte) heterogeneous networks. In *Globecom Workshops (GC Wkshps), 2013 IEEE*, pages 397–402. IEEE.

Held, L. and Sabanés Bové, D. (2014). Applied statistical inference. *Springer, Berlin Heidelberg*, doi, 10:978–3.

Jacob, S. M. and Nandan, S. (2015). Spectrum sensing technique in cognitive radio based on sample covariance matrix. In *Control, Instrumentation, Communication and Computational Technologies (ICCICCT), 2015 International Conference on*, pages 139–144. IEEE.

Liu, X., Zhang, Y., Li, Y., Zhang, Z., and Long, K. (2013). A survey of cognitive radio technologies and their optimization approaches. In *Communications and Networking in China (CHINACOM), 2013 8th International ICST Conference on*, pages 973–978. IEEE.

Liu, Z., Ali, R., Khan, I., Khan, I. A., and Shah, A. A. (2016). Performance comparison of energy and cyclostationary spectrum detection in cooperative cognitive radios

- network. In *Circuits and Systems (ISCAS), 2016 IEEE International Symposium on*, pages 1734–1737. IEEE.
- Muchandi, N. and Khanai, R. (2016). Cognitive radio spectrum sensing: A survey. In *Electrical, Electronics, and Optimization Techniques (ICEEOT), International Conference on*, pages 3233–3237. IEEE.
- Omar, M. H., Hassan, S., and Nor, S. A. (2011). Eigenvalue-based signal detectors performance comparison. In *Communications (APCC), 2011 17th Asia-Pacific Conference on*, pages 1–6. IEEE.
- Palacios, P., Castro, A., Azurdia-Meza, C., and Estevez, C. (2017). Svd detection analysis in cognitive mobile radio networks. In *Ubiquitous and Future Networks (ICUFN), 2017 Ninth International Conference on*, pages 222–224. IEEE.
- Patil, V. M. and Patil, S. R. (2016). A survey on spectrum sensing algorithms for cognitive radio. In *Advances in Human Machine Interaction (HMI), 2016 International Conference on*, pages 1–5. IEEE.
- Ramírez, I. C., Barrera, C. J., and Correa, J. C. (2013). Efecto del tamaño de muestra y el número de réplicas bootstrap. *Ingeniería y Competitividad*, 15(1).
- Shahrasbi, B., Rahnavard, N., and Vosoughi, A. (2017). Cluster-cmss: A cluster-based coordinated spectrum sensing in geographically dispersed mobile cognitive radio networks. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 66(7):6378–6387.
- Team, R. C. (2014). R: A language and environment for statistical computing. r foundation for statistical computing, vienna, austria. 2013.
- Thomas, A. A. and Sudha, T. (2014). Primary user signal detection in cognitive radio networks using cyclostationary feature analysis. In *Communication, Signal Processing and Networking (NCCSN), 2014 National Conference on*, pages 1–5. IEEE.
- Verma, R. and Mahapatro, A. (2017). Cognitive radio: Energy detection using wavelet packet transform for spectrum sensing. In *Advances in Electrical, Electronics, Information, Communication and Bio-Informatics (AEEICB), 2017 Third International Conference on*, pages 168–172. IEEE.
- Wang, T., Song, L., Han, Z., and Saad, W. (2013). Overlapping coalitional games for collaborative sensing in cognitive radio networks. In *Wireless Communications and Networking Conference (WCNC), 2013 IEEE*, pages 4118–4123. IEEE.
- Xu, S., Kwak, K. S., and Rao, R. R. (2014). Svd based wideband spectrum sensing and carrier aggregation for lte-advanced networks. In *Personal, Indoor, and Mobile Radio Communication (PIMRC), 2014 IEEE 25th Annual International Symposium on*, pages 1190–1194. IEEE.
- Yawada, P. S. and Wei, A. J. (2016). Cyclostationary detection based on non-cooperative spectrum sensing in cognitive radio network. In *Cyber Technology in Automation, Control, and Intelligent Systems (CYBER), 2016 IEEE International Conference on*, pages 184–187. IEEE.