

Selección Dinámica de Canal en IEEE 802.15.4 utilizando Redes Neuronales Artificiales¹

Dynamic Channel Selection in IEEE 802.15.4 Using Artificial Neural Networks

Guefry Leider Agredo Méndez

Magister en Electrónica y Telecomunicaciones

Ingeniero en Electrónica y Telecomunicaciones

Docente Titular Universidad del Cauca

Grupo I+D en Nuevas Tecnologías en Telecomunicaciones

gagredo@unicauca.edu.co

Carlos Hernán Tobar Arteaga

Magister en Electrónica y Telecomunicaciones

Ingeniero en Electrónica y Telecomunicaciones

Docente Catedrático Universidad del Cauca

Grupo I+D en Nuevas Tecnologías en Telecomunicaciones

carlost@unicauca.edu.co

Recibido Agosto 15 de 2011 – Aceptado Noviembre 30 de 2011

RESUMEN

IEEE 802.15.4 es un estándar de comunicación para redes de área personal inalámbrica, opera en las bandas de 800, 900 y 2400 MHz. En la banda de 2400 MHz, asignada para aplicaciones industriales, científicas y médicas, operan otras tecnologías inalámbricas tales como: IEEE 802.11b, 802.15.1, 802.15.3 y 802.16, razón por la cual se espera que los dispositivos IEEE 802.15.4 que operen en proximidad a otros dispositivos inalámbricos, “coexistan”. Es decir, presenten un buen desempeño aún en presencia de cambios e interferencia en el ambiente de radio.

1. Documento derivado del proyecto de investigación “Diseño de un motor de aprendizaje en redes de sensores inalámbricas cognitivas”, desarrollado como requisito para optar al título de Maestría en Electrónica y Telecomunicaciones realizada en la Universidad del Cauca, bajo la Tutoría del Magister Guefry Agredo Méndez.

Esta condición impone retos a diseñadores e implementadores de dispositivos IEEE 802.15.4, para el establecimiento de mecanismos de operación dinámicos que favorezcan dicha coexistencia. En este sentido, este artículo propone el uso de redes neuronales artificiales para la selección dinámica de canal en IEEE 802.15.4 como mecanismo de coexistencia en la banda de 2400 MHz.

Palabras Clave: IEEE 802.15.4, selección dinámica de canal, redes neuronales artificiales.

ABSTRACT

IEEE 802.15.4 is a communication standard for wireless personal area networks, the operation bands are 800, 900 and 2400 MHz. The 2400 MHz band is assigned for industrial, scientific and medical applications, and it is shared with other wireless technologies like IEEE 802.11b, 802.15.1, 802.15.3 and 802.16. So, it is expected that IEEE 802.15.4 devices have to operate close to other wireless devices, it is called coexistence. It means they have to present a good performance in presence of changes and interference in radio environment.

For that reason, designers and implementers of IEEE 802.15.4 devices must conceive mechanisms of dynamic operating that improve the coexistence. In this way, this article proposes to use artificial neural networks for a dynamic channel selection for IEEE 802.15.4 like a mechanism of coexistence in the 2400 MHz band.

Key words: IEEE 802.15.4, dynamic channel selection, artificial neural networks.

1. INTRODUCCIÓN

El estándar IEEE 802.15.4 (IEEE, 2006) define las especificaciones de la capa física y la subcapa de control de acceso al medio para redes de área personal inalámbrica. Estas redes se caracterizan por su operación en las bandas de frecuencia para uso industrial, científico y médico (*ISM, Industrial, Scientific and Medical*), velocidad de transferencia de información baja, soporte para dispositivos de función completa (*FFD, Full Function Devices*) y de función reducida (*RFD, Reduced Function Devices*), bajo consumo de energía, rango de alcance corto, auto-organización y conformación de topologías flexibles.

Este estándar es especificado para operar en las bandas de 800, 900 y 2400 MHz. En la banda de 2400 MHz se utiliza la técnica de espectro ensanchado de secuencia directa (*DSSS, Direct Sequence Spread Spectrum*) con modulación por desplazamiento de fase en cuadratura offset (*O-QPSK, Offset Quadrature Phase Shift Keying*). Aunque esta técnica de modulación ofrece un buen desempeño frente a la presencia de ruido e interferencia en el ambiente de radio, diferentes tecnologías operando en la banda de 2400 MHz, tales como: IEEE 802.11b, 802.15.1, 802.15.3 y 802.16, pueden degradar el desempeño de una red IEEE 802.15.4. Esta restricción requiere que IEEE 802.15.4 establezca diferentes mecanismos que garanticen la coexistencia de estas tecnologías, uno de ellos: la selección dinámica de canal.

Como antecedentes en esta área pueden encontrarse: el algoritmo de asignación distribuida de canal propuesto por Chowdhury et al. (2005), el cual aprovecha la capacidad multicanal mientras se evita la interferencia si los canales asignados no se repiten en dos saltos de un nodo. El algoritmo DynaChannAI (Ko & Mishra, 2010), un esquema de asignación de canal dinámica distribuida cuya meta es utilizar efectivamente múltiples canales inalámbricos mientras se minimiza el retardo extremo a extremo y un esquema que usa múltiples canales de radio para la coexistencia de 802.15.4 y 802.11b propuesto por Won et al. (2005), donde cada nodo 802.15.4 explora la presencia de interferencia en el canal actual, bien sea de forma periódica o bajo demanda; en caso de interferencia, el nodo entra en la fase de formación de grupo, allí los nodos que se encuentran en la misma área de interferencia forman un grupo y seleccionan un nuevo canal; cuando la interferencia disminuye el grupo es disuelto y se regresa al canal previo.

En este artículo se propone el uso de redes neuronales artificiales para realizar la selección dinámica de canal en IEEE 802.15.4 operando en la banda de 2400 MHz. Para ello, primero se realiza un análisis cuantitativo del desempeño de 802.15.4; luego se describen los fundamentos de las redes neuronales artificiales, se presenta el mecanismo de selección de canal y se analiza su operación. Finalmente, se presentan las conclusiones y trabajo futuro.

2. DESARROLLO

2.1. Análisis cuantitativo de 802.15.4 en la banda de 2400 MHz

El análisis cuantitativo de la capa física (*PHY, Physical Layer*) de 802.15.4

en la banda de 2400 MHz se realiza con el fin de evaluar su desempeño, específicamente la tasa de error de bit (*BER*, *Bit Error Rate*) frente a la variación de la relación señal a ruido más interferencia (*SINR*, *Signal to Interference and Noise Ratio*) sobre un canal con ruido Gaussiano blanco aditivo (*AWGN*, *Additive White Gaussian Noise*), dado que el efecto de la señal interferente sobre la señal deseada se asume similar a ruido AWGN en el mismo ancho de banda (IEEE, 2006). El modelo de simulación utilizado se presenta en la figura 1. Este modelo considera la simulación de la capa PHY en banda base y ha sido adaptado del trabajo realizado por Gavini (2007).

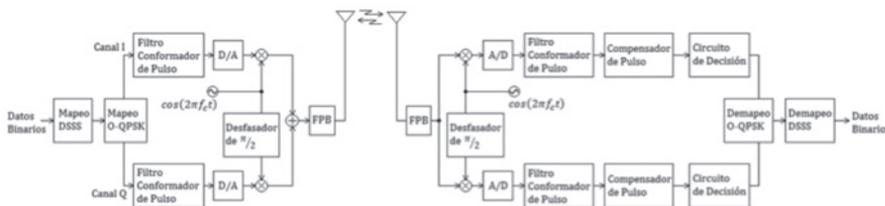


Figura 1. Modelo de simulación IEEE 802.15.4 en la banda de 2400 MHz

La tasa de datos de la capa física IEEE 802.15.4 en la banda de 2400 MHz es de 250 kbps. Se emplea una técnica de modulación casi-ortogonal de 16 estados, donde durante cada periodo de símbolo de datos se utilizan 4 bits de información para seleccionar una de 16 secuencias de ruido pseudo-aleatorio (*PN*, *Pseudo-random Noise*) para su transmisión, de esta manera se conforma una secuencia de chips que se modulan sobre una portadora usando O-QPSK. La figura 1 muestra el diagrama de bloques de referencia de las funciones de dispersión y modulación de la capa PHY. Cada byte de la unidad de datos de protocolo de la capa PHY (*PPDU*, *PHY Protocol Data Unit*) se procesa a través de las funciones de ensanchamiento y modulación, para esto los cuatro bits menos significativos (*LSBs*, *Less Significant Bits*) de cada byte se mapean en un símbolo de datos, y los cuatro bits más significativos (*MSBs*, *Most Significant Bits*) en el símbolo siguiente. Luego, cada símbolo se mapea en una secuencia PN de 32 chips. Finalmente, las secuencias de chips se modulan sobre la portadora usando O-QPSK con pulsos conformados en media onda. Los chips de índice par se modulan sobre la portadora en fase (*I*, *In-phase*), y los chips de índice impar se modulan sobre la portadora de fase en cuadratura (*Q*, *Quadrature-phase*). Debido a que cada símbolo de datos se representa por una secuencia de 32 *chips*, la tasa de *chips* es

de 2.0 Mchip/s. Para formar el offset entre la modulación de *chip* en fase I y fase Q, los *chips* de fase Q deben ser retardados en un tiempo T_c con respecto a los chips en fase I, donde T_c es el inverso de la tasa de *chips*.

Para cuantificar el efecto de la interferencia para canal AWGN, se implementó en Matlab ® el modelo de simulación para IEEE 802.15.4 en la banda de 2400 MHz, como resultado se obtuvo una gráfica de la BER frente a variaciones de SINR, la cual se presenta en la figura 2. Puede notarse que para SINR pequeñas la BER toma valores grandes, por ejemplo para SINR igual a -10 dB , la BER alcanza el valor de 2×10^{-1} mientras que para SINR mayores la BER disminuye, por ejemplo en el caso de SINR igual a 1 dB, la BER es de 10^{-5} . La PER máxima permitida se halla alrededor de 0 dB de SINR, donde la BER es aproximadamente 2×10^{-4} .

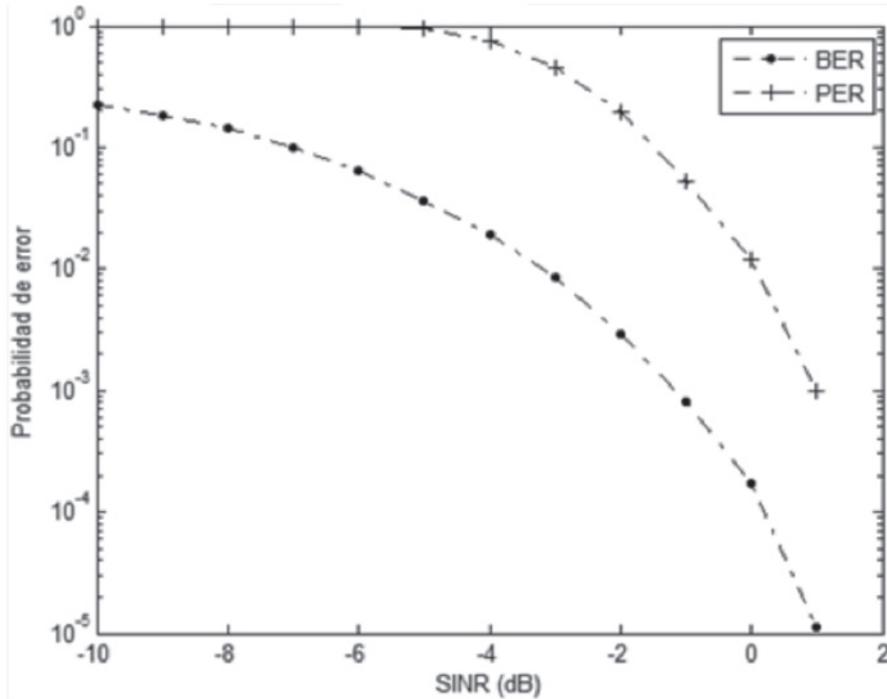


Figura 2. Desempeño capa física O-QPSK IEEE 802.15.4 en la banda de 2400 MHz

2.2. Redes neuronales artificiales

De acuerdo a Haykin (1999), las redes neuronales artificiales (ANNs,

(*Artificial Neural Networks*) son estructuras de computación alternativas, creadas con el propósito de reproducir las funciones del cerebro humano. Las neuronas naturales reciben señales electroquímicas de otras neuronas a través de las uniones sinápticas que conectan el axón de las neuronas emisoras y las dendritas de las receptoras. De acuerdo a los impulsos recibidos, la neurona computa y envía su propia señal.

El potencial interno asociado es el que controla el proceso de emisión, si se supera un cierto umbral, se envía un impulso eléctrico al axón, en caso contrario no se envía. Las ANNs están constituidas por un conjunto de neuronas, unidades de procesamiento de información, dispuestas en varias capas e interconectadas entre sí mediante conexiones con pesos, las cuales realizan cálculos simples basados en la información que reciben de neuronas vecinas. Las ANNs usan un proceso de aprendizaje por analogía donde los pesos de las conexiones se ajustan automáticamente para reproducir un conjunto de patrones representativo del problema a aprender. La organización y forma de conexión de las neuronas permiten definir diferentes arquitecturas de redes, dependiendo de la presencia de una sola capa o múltiples capas, y la existencia o no de lazos de realimentación.

Una breve reseña histórica en este campo, destaca a McCulloch y Pitts (1943) quienes definieron algunos conceptos sobre el funcionamiento de las neuronas biológicas. Hebb (1949) definió la base del aprendizaje Hebbiano, a partir de la formulación de diferentes especulaciones fisiológicas. Rosenblatt (1957) construyó modelos neuronales, los cuales posteriormente generaron el concepto de Perceptrón. Widrow (1959) diseñó la red neuronal de elementos lineales adaptativos, o Adaline. Widrow y Hoff (1960), probaron matemáticamente que en determinadas circunstancias el error entre la salida deseada para la red y la obtenida por ella ante una entrada determinada podía ser minimizado hasta el límite que se desee.

Minsky y Pappert (1969) publicaron el libro *Perceptrones*, el cual mostró las limitaciones del perceptrón desarrollado por Rosenblatt, en cuanto a su condición de separabilidad lineal. Después de varios años de recesión en el desarrollo de las ANNs, John Hopfield (1982) mostró que tienen el potencial para una operación exitosa, y propuso cómo podría ser desarrollado, esto marcó el reinicio de las investigaciones en este campo.

Posteriormente, Rumelhart, Hinton y Williams (1986), presentaron el

algoritmo de retropropagación de error, y desde entonces han ganado una posición importante en las técnicas de inteligencia artificial y han sido utilizadas en muchas aplicaciones prácticas.

La figura 3 muestra el modelo de una neurona (Haykin, 1999), donde se identifican tres elementos básicos: 1) un conjunto de sinapsis o enlaces de conexión, cada uno de los cuales es caracterizado por un peso o ponderación; 2) las señales de entrada, las cuales se ponderan por las sinapsis respectivas de la neurona y se combinan linealmente; y 3) una función de activación que limita la amplitud de la señal de salida de la neurona, típicamente en el intervalo [0,1] o alternativamente en [-1,1] . Este modelo también incluye un umbral aplicado externamente, b_j , que tiene el efecto de incrementar o disminuir la señal de entrada a la función de activación, dependiendo si su valor es positivo o negativo, respectivamente.

En términos matemáticos, se puede describir la neurona j mediante las ecuaciones 1 y 2.

$$u_j = \sum_{k=1}^n w_{jk} x_k \tag{1}$$

$$y_j = \varphi(u_j + b_j) \tag{2}$$

Donde x_1, x_2, \dots, x_n son las señales de entrada; $w_{j1}, w_{j2}, \dots, w_{jn}$ son los pesos sinápticos de la neurona j ; u_j es la combinación lineal de las señales de entrada; b_j es el umbral; $\varphi(\bullet)$ es la función de activación; y y_j es la señal de salida de la neurona. Se definen tres tipos básicos de funciones de activación $\varphi(\bullet)$: 1) la función *Threshold*; 2) la función lineal acotada, y 3) la función sigmoid.

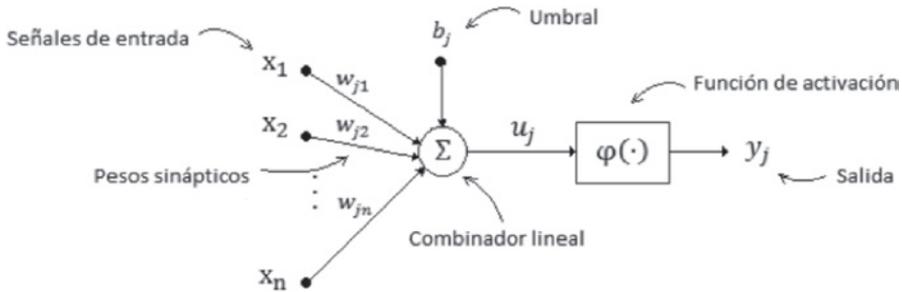


Figura 3. Modelo de una neurona

2.3. Mecanismo de selección de canal basado en redes neuronales artificiales

Para este mecanismo, se propone el uso de una red neuronal artificial

constituida por una sola neurona, como ilustra la figura 4. Esta red neuronal se utiliza como aproximador de una función f que relaciona la SINR y la BER para los 16 canales disponibles en la banda de 2400 MHz, y de esta manera modela su desempeño.

La entrada de la red es la SINR para los 16 canales disponibles, y la salida la BER para cada uno de ellos. Para el entrenamiento de la red se emplea el algoritmo Levenberg-Marquard (Levenberg, 1944; Marquard, 1963) debido a que ofrece una rápida convergencia; y como función de activación, la función de transferencia sigmoid tangente hiperbólica: tansig , definida por la ecuación 3.

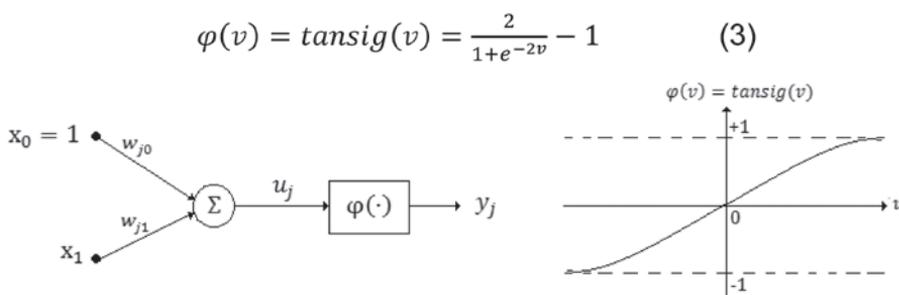


Figura 4. Red neuronal para caracterización de desempeño IEEE 802.15.4

La figura 5 muestra las actividades del mecanismo de selección de canal propuesto. Estas actividades están divididas en dos fases: entrenamiento y predicción. La fase de entrenamiento tiene como objetivo ajustar los pesos de las conexiones $\{w_{j0}, w_{j1}\}$ de la neurona $j = 1$, de tal manera que la red neuronal aprenda el patrón entrada-salida representado por $x_j = \text{SINR}$ y $y_j = \text{BER}$, respectivamente. De esta manera, la primer actividad a realizar es el escaneo de los 16 canales disponibles en IEEE 802.15.4 en la banda de 2400 MHz, canales = $\{11, 12, \dots, 26\}$.

La SINR puede medirse a partir de operaciones de detección de energía, junto a medidas de calidad de enlace, tal como se realiza en IEEE 802.15.4. La medición de la BER se realiza a partir de la siguiente definición: definición: $\text{BER} = \frac{\text{\#bits erróneos}}{\text{\#bits total transmitidos}}$, y puede realizarse mediante el envío de tramas con patrones de datos conocidos por el receptor, de tal manera que puedan calcularse los bits erróneos. O bien, a partir del uso de códigos para estimación de error (*EEC, Error Estimating Codes*) (Chen et al, 2010), los cuales sin realizar una corrección de los errores que se presenten, estiman la fracción de bits errados en una trama de datos.

Esta información de desempeño debe almacenarse en una base de datos del dispositivo IEEE 802.15.4 para que sea consultada por el algoritmo de entrenamiento de la red neuronal, como el vector de datos entrada ($x = \text{SINR}$), y el vector de datos de salida ($y = \text{BER}$), para los 16 canales.

Una vez se ha realizado la medición de los parámetros del ambiente de radio, es necesario crear la red neuronal. Para su entrenamiento se debe definir el número máximo de iteraciones y el error máximo permitido.

Posteriormente, se entrena la red neuronal a partir de los datos de entrada-salida objetivo, el entrenamiento se realiza mientras se alcance el número máximo de iteraciones o el error máximo permitido. Como resultado se tendrá una red neuronal con los pesos de sus conexiones ajustados. La fase de predicción, permite obtener una estimación de la BER a partir de la medida de la SINR del canal de transmisión actual, que junto al umbral de calidad de transmisión, BER máxima permitida, se utilizan como criterio para decidir si el canal actual presenta un desempeño aceptable, o si por el contrario, el canal presenta un nivel de ruido e interferencia tal que lo hace inutilizable y por lo tanto se requiere la selección de un nuevo canal.

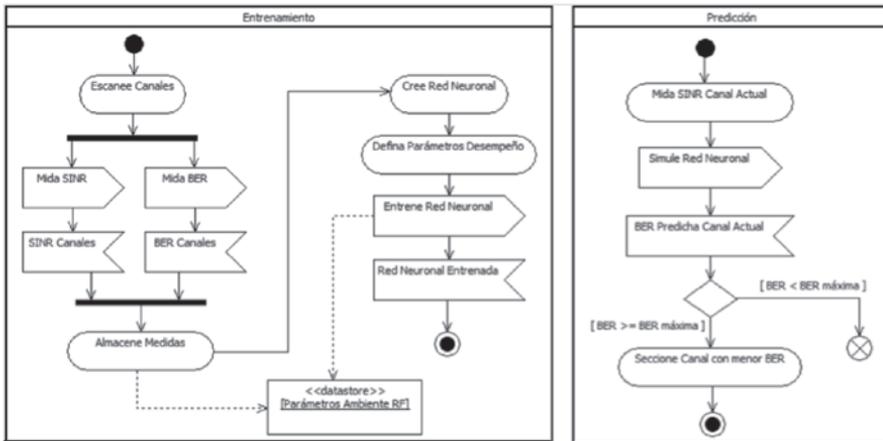


Figura 5. Actividades del mecanismo de selección de canal

2.4. Discusión

El mecanismo de selección dinámica de canal en IEEE 802.15.4 empleando redes neuronales artificiales, se simuló y analizó utilizando Matlab®. Para esto, se realizaron las actividades definidas en la figura 5, y se tomaron los datos de BER y SINR obtenidos del análisis cuantitativo de IEEE 802.15.4.

En la figura 6a se muestra la BER para los 16 canales cuando no existen

fuentes de interferencia en el ambiente de radio, los puntos marcados con una x representan la BER medida para diferentes valores de SINR, los cuales son utilizados para el entrenamiento de la red neuronal. Los puntos marcados con un círculo sin sombread, representan los datos predichos por la red neuronal, puede notarse que para este caso la red neuronal predice de forma acertada el desempeño de la red. El punto marcado con un círculo sombreado representa el canal seleccionado: el canal 22.

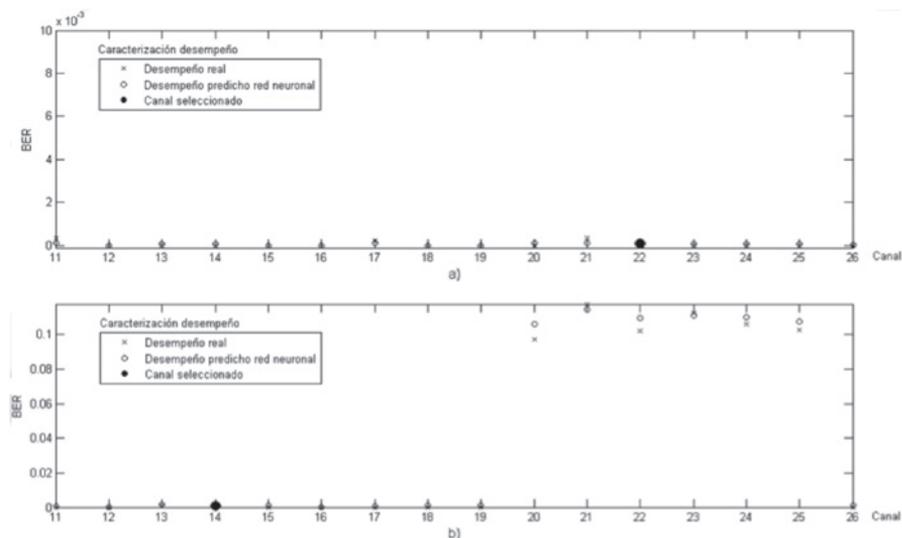


Figura 6. Resultados entrenamiento, predicción y selección de canal:
 a) canales sin interferencia;
 b) presencia de una fuente 802.11b interferente

Si se asume un dispositivo IEEE 802.11b interferente, que transmita en el canal 11 de 802.11b cuya frecuencia central es 2462 MHz y su ancho de banda de 22 MHz, la BER de los canales 21, 22, 23 y 24 de 802.15.4, cuyas frecuencias centrales son 2455, 2460, 2465 y 2470 MHz, respectivamente, cada uno con un ancho de banda de 2 MHz, aumentará notablemente, pudiendo ser superior a 0.1. En estas condiciones el canal 22 ya no es el mejor canal para la transmisión. En la figura 6b se observa que la red neuronal, una vez re-entrenada, predice acertadamente la BER en los canales y permite seleccionar el canal con menor BER, en este caso el canal 14, representado por el círculo sombreado.

El mecanismo de selección de canal podrá operar tanto en redes IEEE 802.15.4 en topología en estrella como en árbol de *clusters*. En la topología en estrella, un nodo coordinador debe soportar las funciones

de entrenamiento, predicción y selección de canal, y requiere mayores recursos computacionales que los demás nodos de la red. El nodo coordinador inicia el envío de beacons de red, utilizados para sincronización, y se utilizará el canal 11 como canal de comunicación inicial. Una vez los nodos sensores se hayan asociado a la red, el nodo coordinador realiza las actividades de entrenamiento, predicción y decisión.

En la topología en árbol de *clusters*, el nodo coordinador inicia el mecanismo de selección de canal, el cual es replicado a nodos cabecera, y son éstos los encargados de dirigir el envío y recepción de las tramas PN con los nodos sensores asociados. Sin embargo, es el nodo coordinador el encargado de realizar el entrenamiento de diferentes redes neuronales que caracterizan el desempeño de error, una para cada nodo cabecera, y fijar sus parámetros en cada uno de ellos. La selección de canal es realizada por cada nodo cabecera, y actúa cuando recibe tramas de datos enviadas por los nodos sensores.

3. CONCLUSIONES

La habilidad para detectar la ocupación de canal y su selección dinámica es un mecanismo importante para la coexistencia de diferentes tecnologías inalámbricas que operen en la banda ISM. En este artículo se ha presentado un mecanismo para la selección dinámica de canal, empleando una red neuronal artificial que caracteriza de forma eficiente la BER frente a la SINR de los 16 canales disponibles en IEEE 802.15.4 en la banda de 2400 MHz. Esta caracterización permite seleccionar el canal con menor BER disponible de acuerdo al ambiente de radio y de esta manera lograr una transmisión de información más confiable.

Una vez la red neuronal ha sido entrenada, tiene la propiedad de estimar de forma rápida la BER a partir de la SINR presente en el canal, y puede ser utilizada con frecuencia para predecir la calidad de transmisión en el canal. No obstante, la fase de entrenamiento requiere de un mayor número de recursos computacionales y por ende puede realizarse en periodos de tiempo más largos que la fase de predicción de tal manera que no se afecte el desempeño de la red IEEE 802.15.4.

Como trabajo futuro es necesario analizar los detalles de implementación del mecanismo propuesto, con el objetivo de medir la complejidad de implementación y su desempeño a nivel *hardware-software*, y de esta manera determinar su factibilidad de implementación. También, será

necesario analizar y diseñar un protocolo de señalización que permita comunicar la decisión de cambio de canal entre los nodos de la red IEEE 802.15.4.

4. AGRADECIMIENTOS

Los autores agradecen a la Universidad del Cauca y al Grupo I+D en Nuevas Tecnologías en Telecomunicaciones adscrito a la Vicerrectoría de Investigaciones, el apoyo brindado en el desarrollo del proyecto de investigación “Diseño de un motor de aprendizaje en redes de sensores inalámbricas cognitivas” y la producción del presente artículo, requisitos para optar al título de Maestría en Electrónica y Telecomunicaciones de la Universidad del Cauca.

BIBLIOGRAFÍA

- Chen, B., et al. (2010). **“Efficient Error Estimating Coding: Feasibility and Applications”**. SIGCOMM’10.
- Chowdhury, k., et al. (2005). **“DCA – A Distributed Channel Allocation Scheme for Wireless Sensor Networks”**. IEEE 16th International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications.
- Gavini, C. (2007). **“Quantifying Tradeoffs in the IEEE 802.15.4 Protocol through Simulation”**. EE464 Senior Design Project.
- Haykin, S. (1999). **Neural Networks. A Comprehensive Foundation** (2 ed.). Pearson Education.
- HebbD.(1949). **The Organization of Behavior: A Neuropsychological Theory**. New York: Wiley.
- Hoppfield, J. (1982). **“Neural Networks and Physical Systems with Emergent Collective Computational Abilities”**. En Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, tomo 79, pág. 2554-2558.
- IEEE (2006). **“IEEE 802.15.4, Wireless Medium Access Control (MAC) and Physical Layer (PHY) Specifications for Low-Rate Wireless Personal area Networks (LR-WPANs)”**. IEEE Computer Society.

- Ko, J. & Mishra, A. (2010). **“DynaChannAI: Dynamic Channel Allocation with Minimal End-to-end Delay for Wireless Sensor Networks”**. Johns Hopkins University. Baltimore.
- Levenberg, K. (1944). **“A Method for the Solution of Certain Problems in Least Squares”**. Quart. Appl. Math. 2, pág. 164-168.
- Marquardt, D. (1963). **“An Algorithm for Least Squares Estimation on Nonlinear Parameters”**. SIAM J. APPL. MATH. 11, pág. 431-441.
- McCulloch, W. & Pitts, W. (1943). **“A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity”**. Bulletin of Mathematical Biophysics 5, pág. 115-133.
- Minsky, M. & Pappert, S. (1969). **“Perceptrons: An Introduction to Computational Geometry”**. The MIT Press.
- Rosenblatt, F. (1962). **Principles of Neurodynamics: Perceptrons and the Theory of Brain Mechanisms**. Washington DC: Spartan.
- Rumelhart, D., Hinton, G. & Williams, R. (1986). **Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition**. The MIT Press, Cambridge, MA.
- Widrow, B. (1959). **“Adaptive Sampled-data Systems – a Statistical Theory of Adaptation”**. En IRE WESCON Convention Record, tomo 4, pág. 74-85.
- Widrow, B. & Hoff, M. (1960). **“Adaptive Switching Circuits”**. En IRE WESCON Convention Record, tomo 4, pág. 96-104.
- Won, C., et al. (2005). **“Adaptive Radio Channel Allocation for Supporting Coexistence of 802.15.4 and 802.11b”**. IEEE 62nd Vehicular Technology Conference.