

# MÉTODO DE DETECCIÓN DE USUARIOS PRIMARIOS UTILIZANDO UNA DESCOMPOSICIÓN WAVELET

G. A. Medina-Acosta<sup>(1)</sup>, José Antonio Delgado Penín<sup>(2)</sup>.

agni\_medina@tsc.upc.edu, delpen@tsc.upc.edu.

<sup>(1)</sup> Dpto. de Teoría de la Señal y Comunicaciones. Universidad Politécnica de Cataluña. Edificio D4, Campus Nord, C. Jordi Girona, 1-3, 08034 Barcelona.

<sup>(2)</sup> Dpto. de Teoría de la Señal y Comunicaciones. Universidad Politécnica de Cataluña. Edificio D4, Campus Nord, C. Jordi Girona, 1-3, 08034 Barcelona.

**Abstract-** The sensing function is one of the most important features of cognitive radios since a reliable detection of available spectrum ensuring non-interference to licensed users is necessary to initiate a lower priority communication. In this paper, the proposal of a physical layer sensing method using the multiple-level wavelet decomposition analysis for the detection of primary users is presented. The proposed scheme consists of four stages (sampling, multiple-level decomposition analysis, coefficients analysis and evaluation criterion), where the energy percentage through the decomposed levels is proposed as a metric to determine if there is a high priority user present on the channel or not. For simulation purposes different input signals involving the presence/absence of a primary user as well as variations in the SNR were considered in order to evaluate the model.

## I. INTRODUCCIÓN

La actual utilización del espectro radioeléctrico se caracteriza por una rígida política de asignación de este recurso, en el que organismos gubernamentales u otros organismos internacionales (i.e. ITU) conceden licencias de uso a largo plazo para diferentes regiones geográficas [1-2]. Sin embargo, el incremento en la demanda del espectro propiciado por el crecimiento de las comunicaciones inalámbricas durante los últimos años [3-5], ha originado un problema de escasez de espectro para ciertas bandas de frecuencia (en particular aquellas por debajo de los 3GHz) [6-7]. No obstante, hay bandas del espectro con licencia que son utilizadas esporádicamente lo que da lugar a una baja utilización de este recurso. A la vista de lo anterior, ha aparecido una tecnología emergente conocida como “cognitive radio” (CR) [8-9], que permite sondear de manera fiable su entorno (desde el punto de vista radioeléctrico) y detectar la presencia/ausencia de usuarios con licencia y utilizar el espectro únicamente si la comunicación no interfiere con el usuario primario.

En base a la definición previa, el establecimiento de una comunicación CR depende de la detección fiable del espectro disponible. Esta exigencia involucra el uso de una nueva funcionalidad de la capa física que se conoce como monitorización del espectro la cual tiene como reto clave la detección de señales débiles en presencia de ruido con una probabilidad muy pequeña de “falsa detección”. En este artículo, se propone un método de detección asociado a la capa física utilizando la transformada discreta wavelet

(TDW). El esquema propuesto lo componen cuatro etapas: Muestreo, análisis de descomposición multinivel, análisis de coeficientes y, criterio de evaluación. El objetivo del procedimiento es determinar la presencia/ausencia de un usuario primario. La validación del procedimiento se ha hecho mediante simulación con ordenador y considerando diferentes alternativas. En primer lugar asumiendo la presencia de una señal (sinusoidal) durante el 100% del tiempo de observación (detección). Posteriormente, incluyendo la presencia de una señal durante el 50% del tiempo de detección. A continuación, asumiendo una duración más corta de la señal presente únicamente el 30% del tiempo total y, finalmente considerando sólo la presencia de perturbación del tipo (AWGN) durante todo el tiempo de observación. El parámetro relación señal a ruido (SNR) para la evaluación de resultados en cada alternativa varió de 0dB a 50dB.

El artículo se estructura como sigue: La sección II presenta una descripción general de la transformada discreta wavelet (TDW) que representa el núcleo del esquema propuesto. En la sección III se describe el método de detección que se propone, incluyendo un análisis paso a paso de todas sus etapas. La sección IV presenta los resultados obtenidos y, la sección V se ocupa finalmente de las conclusiones.

## II. LA TRANSFORMADA DISCRETA WAVELET

La transformada wavelet se utiliza para realizar un análisis muy detallado de una señal en la que pueden aparecer muchos fenómenos transitorios tales como, cambios abruptos, fluctuaciones, comienzos y finales de eventos, etcétera. Dichos fenómenos no pueden ser tratados mediante el análisis de Fourier, ya que no son permanentes [10-12]. El análisis mediante la transformada wavelet consiste en romper una señal en versiones desplazadas (en el tiempo) y escaladas con relación a la wavelet original (wavelet madre), en vez de descomponer una señal en sinusoidales de varias frecuencias como ocurre con el análisis de Fourier.

Para aplicar la transformada wavelet a un conjunto de valores numéricos se necesita implementar una transformada discreta. Esta idea fue desarrollada por Mallat en 1988 [13-14], quien diseñó un algoritmo basado en una bancada de

filtros y que permite obtener la transformada discreta *wavelet* (TDW) a través de los denominados coeficientes *wavelet*.

#### A. TDW: Filtrado de etapa única

En la mayoría de los casos, las componentes de baja frecuencia son aquellas que contienen la parte más importante de una señal y que dan identidad a la misma. Por otro lado, las componentes de alta frecuencia incorporan características más particulares o detalladas a una señal. Esta es la razón por la cual las componentes de una señal pueden subdividirse en dos categorías:

- Aproximaciones: Las aproximaciones son las componentes de baja frecuencia (*high-scale*) de una señal.
- Detalles: Los detalles son las componentes de alta frecuencia (*low-scale*) de una señal.

La idea detrás de este principio es la de separar estas componentes a través del uso de filtros. En la Fig. 1; se representa lo que se llama filtrado de etapa única.

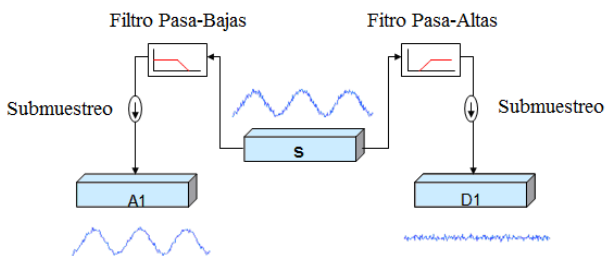


Fig. 1. Diagrama del filtrado de etapa única.

En el diagrama anterior,  $s$  se refiere a la señal de entrada que se pasa a través de dos filtros. A1 (aproximaciones nivel 1) es la salida del filtro paso bajos relacionado con las componentes de baja frecuencia y D1 (detalles nivel 1) es la salida del filtro paso alto relacionado con las componentes de alta frecuencia. Ambos filtros son diseñados para ser complementarios, lo cual significa que la suma de A1 y D1 resulta en  $s$ . No obstante, este proceso tiene la desventaja de incrementar al doble la cantidad de valores debido a que por cada muestra de  $s$  se generan dos muestras a la salida (una provista por A1 y otra por D1). Para resolver esta cuestión se utiliza el submuestreo (*downsampling*) que se dispone a la salida de cada filtro para preservar la mitad de las muestras en ambos casos A1 y D1, sin perder información crucial de la señal original  $s$  [15]. Para este proceso es importante notar que algunas veces las longitudes de las muestras correspondientes a los detalles y a las aproximaciones podrían ser ligeramente mayores a la mitad debido a que el proceso de filtrado se realiza mediante la convolución de la señal de entrada con la respuesta al impulso de los filtros, lo que eventualmente puede producir una o dos muestras más [16].

#### B. TDW: Descomposición multinivel

Para conseguir un análisis más profundo de la señal se utiliza la descomposición multinivel. El proceso de descomposición consiste en aplicar exactamente el mismo procedimiento descrito en el filtrado de etapa única precisamente a una de sus salidas A1, lo cual producirá

componentes de resolución más baja. Este procedimiento puede iterarse para obtener tantos componentes de baja resolución como sea requerido. En la Fig. 2; se muestra la descomposición multinivel llamada a veces árbol de descomposición *wavelet*.

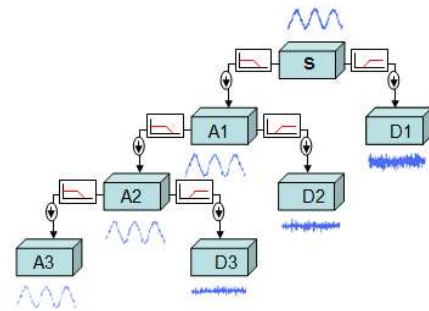


Fig. 2. Diagrama de la descomposición multinivel.

En el diagrama anterior D1 corresponde a las componentes de más alta frecuencia de la señal original las cuales consisten principalmente de ruido de alta frecuencia. Por su parte A3 corresponde a los componentes de más baja frecuencia las cuales contienen mucho menos ruido con respecto a la señal de entrada. Mientras que el resto de los coeficientes producen información complementaria valiosa para el análisis.

Por otro lado, el número de niveles de descomposición puede continuar hasta que los “detalles” contengan sólo una muestra, pero en la práctica es adecuado seleccionar un número de niveles basado en la naturaleza de la señal o bien utilizando un criterio como el de entropía [17].

### III. MÉTODO DE SENSADO UTILIZANDO EL ANÁLISIS DE DESCOMPOSICIÓN MULTINIVEL

Un dispositivo “cognitive radio” utiliza la detección para determinar si existe espectro disponible. En general para los sistemas radioeléctricos han sido definidas dos categorías para este propósito: El método de detección basado en el aspecto de la señal (*waveform*) y el basado en la potencia [18-19]. El método de detección propuesto utilizando el análisis de descomposición multinivel *wavelet* se considera de la segunda categoría, debido a que la métrica utilizada para determinar la presencia/ausencia de un usuario primario está relacionada con el porcentaje estimado de la potencia de las componentes de la señal descompuesta.

El método de detección consta de cuatro etapas que se describen a continuación.

**Muestreo:** La primera etapa consiste en utilizar un convertidor analógico-digital (*ADC*) para obtener la versión digital de la señal recibida  $r(t)$ . Para esta finalidad tiene que seleccionarse un margen particular de frecuencia, para establecer posteriormente un tiempo de observación (detección) utilizado para recolectar muestras.

**Análisis de descomposición multinivel:** Una vez que un cierto número de muestras ha sido almacenado como una función del tiempo de observación, se aplica el algoritmo descrito en la sección II para descomponer la señal. La selección de la señal *wavelet* (*wavelet* madre) más adecuada

así como el establecimiento del número de niveles deben tener lugar en esta etapa.

**Análisis de los coeficientes:** Se realizan operaciones (determinación del porcentaje de energía) sobre las componentes de alta y baja frecuencia para posteriormente establecer criterios que permitan determinar si hay un usuario primario presente en el canal o no.

**Criterio de evaluación:** En este sentido, las componentes de frecuencia más baja (último coeficiente de aproximación considerado i.e.  $A_3$ ) se convierten en el foco del análisis, ya que si hay una señal presente en el canal, el porcentaje de energía con respecto a todos los demás coeficientes será mayor aquí (“hipótesis alternativa”:  $H_1$ , existe una señal de un usuario primario). Por otro lado si no hay señal presente, el mayor porcentaje de energía se concentrará en los coeficientes de alta frecuencia (“hipótesis nula”:  $H_0$ , sólo ruido está presente). Por lo tanto, es posible establecer un nivel de umbral relacionado con el mínimo porcentaje de energía requerido para determinar la presencia/ausencia ( $H_1/H_0$ ) de un usuario primario. La determinación de dicho porcentaje de energía se discute como parte de los resultados en la sección V.

En la Fig. 3; se muestra un diagrama de bloques que resume las cuatro etapas del método de detección propuesto.

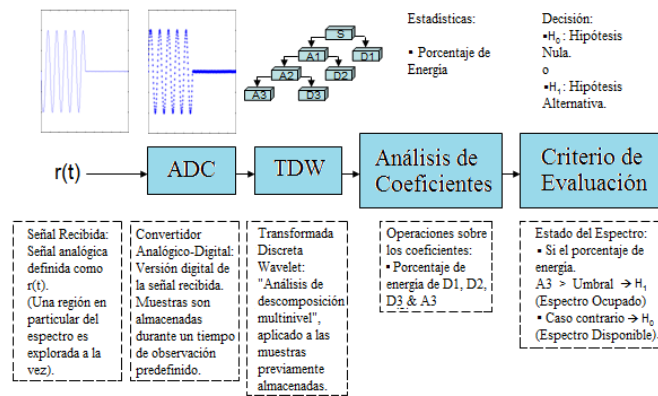


Fig. 3. Método de detección para sistema radioeléctrico utilizando el análisis de descomposición multinivel wavelet. Diagrama a bloques.

En la figura anterior se muestran cada uno de los elementos que componen el método de detección propuesto, incluyendo una breve descripción del papel que desempeñan.

#### IV. RESULTADOS

Una vez que la estructura del método de detección propuesto ha sido descrita, se comentan los parámetros de entrada a continuación:

- En primer lugar, la señal analógica utilizada para la entrada representando al usuario primario consiste en una sinusoidal pura de  $1\text{GHz}$ , la cual debe ser digitalizada utilizando una frecuencia de muestreo que satisface el teorema de Nyquist [20]. En este caso se propone un tiempo de detección de  $10\text{ns}$  con objeto de observar al menos 10 periodos de la señal, lo cual significa que alrededor de 441 muestras serán almacenadas y utilizadas para el análisis.
- En segundo lugar, la selección de la señal wavelet fue determinada después de haber encontrado que los filtros asociados con la wavelet ‘db5’ (de la familia de wavelets Daubechies) producen una respuesta que

hace más evidente las variaciones en la amplitud de la señal cuanto más profundos son los niveles de descomposición. En este sentido, también se encontró que un tercer nivel de descomposición es suficiente para distinguir las variaciones significativas en la señal descompuesta, así como las diferencias entre los porcentajes de energía distribuidos entre todos los coeficientes.

En la Fig. 4; se muestra el análisis de descomposición de tres niveles y cuando la presencia de una señal se considera durante el 50% del tiempo de detección con  $\text{SNR}=50\text{dB}$ .

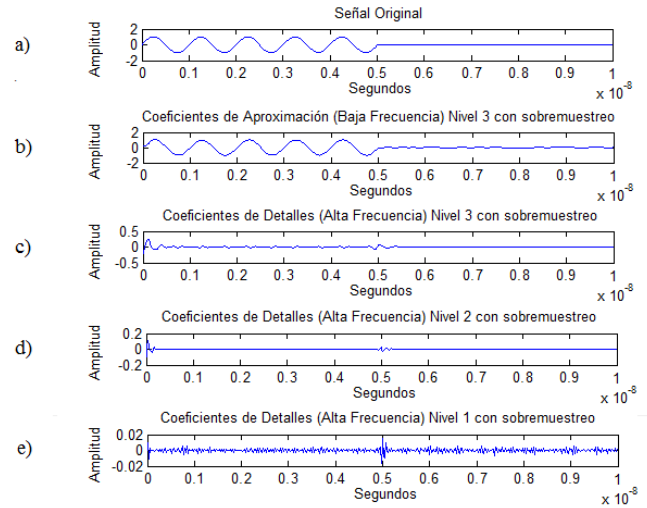


Fig. 4. Análisis de descomposición de tres niveles para una señal presente el 50% del tiempo de observación con  $\text{SNR}=50\text{dB}$ .

En la figura anterior, en a) se presenta la señal (sinusoidal) recibida a la entrada, en b) los coeficientes de aproximación corresponden a las componentes más bajas de frecuencia de la señal original y obtenidos a partir del nivel 3 de descomposición, por su parte c) y d) son los niveles 3 y 2 de los coeficientes correspondientes a los “detalles” respectivamente, y que contienen información intermedia de alta frecuencia, mientras e) corresponde a las componentes de más alta frecuencia donde debido a que fueron consideradas buenas condiciones de canal ( $\text{SNR}=50\text{dB}$ ). En el instante correspondiente a  $5\text{ns}$  puede observarse una discontinuidad conteniendo una parte de alta frecuencia que indica que la señal ha cambiado. Por otro lado, es importante notar que la operación de sobremuestreo (upsampling) se aplicó a todos los coeficientes para tener el mismo número de muestras que la señal de entrada a efectos de comparación.

- En tercer lugar, como cada uno de los coeficientes se compone de muestras (valores numéricos), el porcentaje de energía puede estimarse fácilmente mediante el uso de algoritmos de procesamiento de señales.
- En cuarto lugar, para determinar el porcentaje mínimo de energía, para cada una de las cuatro señales diferentes de entrada se tomó en cuenta un margen de variación en la relación señal a ruido ( $\text{SNR}$ ) de  $0\text{dB}$  a  $50\text{dB}$ .

En la Fig. 5; se muestra una comparación para el porcentaje de energía de los coeficientes de aproximación de nivel 3.

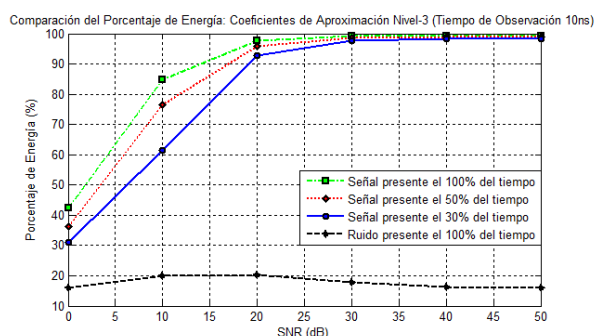


Fig. 5. Comparación del porcentaje de energía para los componentes de frecuencia más baja de la señal de entrada.

De la Fig. 5; es posible notar que cuando una señal está presente en el canal, el mayor porcentaje de energía está concentrado en los coeficientes de aproximación. Sin embargo, cuando la  $SNR$  decrece el porcentaje de energía en las componentes de frecuencia más baja también decrece, siendo 26.6053% el menor porcentaje de energía promedio encontrado después de haber realizado 2000 pruebas y cuando la señal se asume que esta presente únicamente el 30% del tiempo de la observación total y con una  $SNR=0dB$  (combinación de nivel de  $SNR$  y presencia de la señal propensas a falsas detecciones). Por otro lado, cuando sólo se considera el ruido del canal, los porcentajes de energía en los coeficientes de aproximación no varían significativamente con incrementos en la  $SNR$ , por lo que para obtener un máximo porcentaje de referencia, en primer lugar se obtuvo el porcentaje de energía promedio considerando cada uno de los niveles de  $SNR$  y posteriormente (sobre 2000 iteraciones) se obtuvo un porcentaje de energía total promedio el cual resultó ser del 14.7995%. Así en base a los resultados obtenidos, el mínimo porcentaje de energía (nivel de umbral) propuesto para determinar la presencia de un usuario primario bajo estas condiciones ( $SNRs$  cercanas a  $0dB$ ) es del 20%, el cual resultó operar de manera eficiente si se considera que solamente en 84 ocasiones de 2000 pruebas realizadas se emitió una decisión incorrecta, lo cual representa un 4.2% de falsas detecciones.

Por otro lado, en la sección III se mencionó que el método propuesto pertenece a la categoría de detección basado en potencia, cuya metodología ha sido ya probada con señales moduladas. Resultando ser poco adecuada para señales de tipo  $DSSS$  y eficiente para  $GSM$  excepto cuando la  $SNR$  es muy cercana a  $0dB$ . En este sentido, la metodología propuesta se encuentra sujeta a las mismas debilidades dada su naturaleza. No obstante, de acuerdo con los resultados que aquí se presentan el hecho de realizar un análisis más profundo sobre la señal reduce el número de falsas detecciones cuando la  $SNR$  es cercana a  $0dB$  y proporciona una mayor confiabilidad cuando el nivel de  $SNR$  es alto.

## V. CONCLUSIONES

En este artículo se propone un método de detección de sistemas radioeléctricos basado en el análisis de descomposición *wavelet* multinivel donde las componentes de más baja frecuencia se convirtieron en el foco del análisis, ya que si hay una señal presente en el canal la mayoría de la información se concentra en éstas. Para probar el modelo fueron consideradas cuatro señales diferentes de entrada involucrando la presencia/ausencia del usuario primario

durante un tiempo de observación de  $10ns$ , así como variaciones en la  $SNR$  de  $0dB$  a  $50dB$ . Se llevo a cabo una simulación con 2000 pruebas independientes y se propuso un valor correspondiente al mínimo porcentaje de energía (20%) como nivel de umbral para determinar la presencia ( $H_1$ ) de un usuario primario. Después de varias simulaciones fue probado (con un 4.2% de falsas detecciones) que el esquema propuesto podría operar adecuadamente incluso en condiciones deficientes de canal ( $SNR$  cercanas a  $0dB$ ). Así, la metodología propuesta ofrece como principales ventajas: No requerir conocimiento de la señal del usuario primario, no requerir demodular la señal, una reducción en el número de falsas detecciones y un incremento en la confiabilidad cuando se cuenta con buenas condiciones de canal. Para concluir, este análisis puede servir como punto de partida para realizar análisis más complejos que involucren diferentes tipos de señales moduladas, canales, etc.

## VI. AGRADECIMIENTOS

Este trabajo ha sido financiado por el Ministerio Español de Ciencia e Innovación (MICINN) y FEDER a través del proyecto TEC2008-066684-C03-03.

## REFERENCIAS

- [1] FCC, [Online], Available: <http://www.fcc.gov/>
- [2] ITU-R, [Online], Available: <http://www.itu.int/ITU-R/>
- [3] Qi Bi, et al, "Wireless Mobile Communications at the start of the 21<sup>st</sup> century", IEEE Communication Magazine, vol. 39, pp. 110-116, 2001.
- [4] A. Mihovska, et al, "Wireless Multimedia: trends and requirements", VTC 2001 Spring IEEE VTS 53<sup>rd</sup>, vol. 3, pp. 2091-2096, May. 2001.
- [5] H. Junseok, and Y. Hyenyong, "Dynamic Spectrum Management Policy for Cognitive Radio: Analysis of implementation Feasibility Issues", 3<sup>rd</sup> IEEE DySPAN 2008, pp. 1-9, Oct. 2008.
- [6] R. Pal, D. Idris, K. Pasari, and N. Prasad, "Characterizing reliability in Cognitive Radio Networks," ISABEL 2008, pp. 1-6, Oct. 2008.
- [7] G. Staple, K. Werbach, "The end of spectrum scarcity [spectrum allocation and utilization]," IEEE Spectrum, vol. 41, pp. 48-52, 2004.
- [8] D. Cabric, et al, "Physical Layer Design Issues Unique to Cognitive Radio Systems," PIMRC 2005, vol. 2, pp. 759-763, Sept. 2005.
- [9] FCC, "Facilitating Opportunities for Flexible, Efficient, and Reliable Spectrum Use Employing Cognitive Radio Technologies," ET Docket No. 03-108, December 2003.
- [10] T. K. Sarkar, and C. Su, "A Tutorial on Wavelets from an Electrical Engineering Perspective, Part 2: The Continuous Case," IEEE APM, vol. 40, pp. 36-49, Dec. 1998.
- [11] C. H. Kim, and R. Aggarwal, "Wavelet Transforms in Power Systems. Part 1 General Introduction to the wavelets transforms," Power Engineering Journal, vol. 14, pp. 81-87, April 2000.
- [12] A. W. Galli, et al, "Wavelet Analysis for Power System Transients," IEEE Computer Applications in Power, vol. 12, pp. 24-25, Jan. 1999.
- [13] S. Mallat, "A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: The Wavelet Representation," IEEE TPAMI, pp. 674-693, July 1989.
- [14] Z. Peng, Bo Wang, and G. Liao, "A Method of Designing Optimal Wavelet Filter Banks," ICSP '98, Vol. 1, pp. 253-256, Oct. 1998.
- [15] P. M. Bentley, and J. T. E. McDonnell, "Wavelet Transforms: An Introduction," Electronics and Communications Engineering Journal, vol. 6, pp. 175-186, Aug. 1994.
- [16] A. N. Akansu, et al, "Multiresolution Signal Decomposition: Transforms, Subbands and Wavelets," Academic Press Inc., 1992.
- [17] M. Green, and A. M. Zoubir, "Selection of the Best Wavelet Basis for a Time-Varying Volterra Model," Thirty-Fourth Asilomar Conference on Signal, Systems, and computers, vol. 2, pp. 1082-1086, Nov. 2000.
- [18] H. Tang, "Some Physical Layer Issues of Wide-Band Cognitive Radio Systems," DySPAN 2005, pp. 151-159, Nov. 2005.
- [19] A. Ghasemi and E. S. Sousa, "Collaborative Spectrum Sensing for Opportunistic Access in Fading Environment," In Proc., IEEE DySPAN, pp. 131-136, Nov. 2005.
- [20] H. J. Landau, "Sampling, Data Transmission, and the Nyquist Rate," Proceedings of the IEEE, vol. 55, pp. 1701-1706, Oct. 1967.