

PROPUESTA DE CLASIFICADOR DE SEÑALES M-QAM EMPLEANDO EL MÉTODO DE AGRUPAMIENTO K-MEANS

Ariel Calzadilla Ayuso¹, Andy Rodríguez Lorenzo², Liz Martínez Marrero³,
Jorge Torres Gómez⁴

¹⁻⁴ Facultad de Telecomunicaciones y Electrónica, Universidad Tecnológica de La Habana “José Antonio Echeverría” CUJAE; Calle 114, Nº11901, entre Ciclovía y Rotonda, Marianao, La Habana, Cuba

¹arielca@tele.cujae.edu.cu, ²andyrl96@nauta.cu, ³liz.mm@tele.cujae.edu.cu

⁴jorge.tg@tele.cujae.edu.cu, jtorres151184@gmail.com

RESUMEN

Los sistemas de radio cognitivo permiten un uso más eficiente del espectro a partir de la reutilización de las bandas asignadas a otros servicios como la televisión digital. En estos sistemas, el reconocimiento automático de la modulación es un tema crucial para la implementación de sus principales funcionalidades. Específicamente, las modulaciones QAM se encuentran entre las más empleadas por los sistemas de telecomunicaciones modernos. El presente artículo expone un nuevo método para reconocer automáticamente las modulaciones 16-QAM, 32-QAM y 64-QAM, basado en una variante del algoritmo k-means. Este se emplea con el fin de disminuir la dispersión de las muestras recibidas producto del ruido en el canal de comunicaciones. La salida del clasificador se basa en la comparación de los centros calculados mediante el método de k-means con las constelaciones esperadas. El método propuesto logra mayor eficiencia en la velocidad de cómputo mediante una reducción de los cálculos de distancias en k-means. Además, mejora el desempeño de algoritmos similares reportados en la literatura científica para niveles de SNR superiores a 8 dB.

PALABRAS CLAVES: Reconocimiento automático de la modulación, M-QAM, k-means, radio cognitivo.

ABSTRACT

Cognitive radio systems allow an efficient usage of spectrum through the reuse of licensed bands from a variety of services such as Digital TV. Modulation type recognition represents a topic of major importance for the development of cognitive radio systems, where QAM waveforms is one of the most popular signals in modern digital communication systems. This paper proposes a new method to automatically recognize 16-QAM, 32-QAM and 64-QAM signals. The proposed solution is based on clustering algorithm k-means to decrease samples dispersion in the I-Q representation of the received signal. Centers of the estimated constellation obtained by k-means are compared with the known constellations to make a final decision. The proposed method achieves more efficiency with regard to computational time avoiding unnecessary distance calculations in k-means. Additionally, it improves performance of similar methods for SNR values greater than 8 dB.

KEYWORDS: Modulation type recognition, automatic modulation classification, M-QAM, k-means, cognitive radio.

1. INTRODUCCIÓN

En el escenario actual de las telecomunicaciones los sistemas de radio cognitivo (CR, por sus siglas en inglés) se han convertido en uno de los principales temas de investigación. Según su definición, planteada por Haykin en [1], la radio cognitiva es un sistema de comunicaciones inteligente que tiene conocimiento de su entorno, y usa la metodología de aprendizaje y adaptación. CR, aprende de su entorno y adapta sus estados internos a las variaciones estadísticas de las señales de radio frecuencia. Estos sistemas pueden hacer cambios a sus parámetros operacionales dinámicamente, por ejemplo: potencia transmitida, frecuencia portadora, modulación, entre otros [2]. En este sentido logra alta disponibilidad en las comunicaciones en todo momento ante cualquier escenario, además permite una utilización más eficiente del espectro radioeléctrico.

La tecnología CR es capaz de compartir el espectro radioeléctrico mediante la reutilización de las bandas de frecuencia destinadas a otros servicios. Para ello es necesario que estos sistemas o equipos sean capaces de determinar de forma autónoma en qué momento se están utilizando determinadas bandas de frecuencias. Otra de las características de estos sistemas es la capacidad de adaptarse a los cambios que ocurren en el canal de comunicaciones. Lo cual implica modificar de forma dinámica los parámetros de la modulación empleada. Para cumplir estos objetivos es necesario desarrollar algoritmos de clasificación automática de la modulación (AMC, por sus siglas en inglés) [3].

Entre las modulaciones más empleadas por los sistemas de telecomunicaciones modernos se encuentra QAM. Tal es el caso del estándar Long Term Evolution (LTE) para comunicaciones inalámbricas de transmisión de datos de alta velocidad que utiliza las modulaciones 16-QAM y 64-QAM [4]. Los estándares de televisión digital (DTV, por sus siglas en inglés) como DVB que emplea 16-QAM, 32-QAM, 64-QAM, 128-QAM o 256-QAM [5] y ATSC que utiliza 64-QAM y 256-QAM [6]. Es por ello que resulta de gran interés desarrollar algoritmos para identificar estas modulaciones.

El presente artículo expone un nuevo método para reconocer automáticamente las modulaciones 16-QAM, 32-QAM, 64-QAM, basado en una variante del algoritmo k-means. El método propuesto logra una mayor eficiencia en el tiempo de cómputo. Además, mejora el desempeño de métodos similares reportados en la literatura científica.

El resto del artículo se organiza de la siguiente manera: la Sección 2 presenta un análisis del estado del arte en el tema. El modelo empleado para representar la señal recibida se definirá en la Sección 3. La cuarta Sección contiene una descripción detallada del clasificador propuesto y en la Sección 5 se muestran experimentos realizados para validar su funcionamiento. Por último, la Sección 6 finaliza con las conclusiones.

2. ANTECEDENTES

En la actualidad existen diversos algoritmos que logran reconocer de manera automática la modulación QAM. Los más utilizados se basan en algoritmos genéticos [7], análisis de la señal en tiempo-frecuencia [8,9], la utilización de modelos gaussianos [10], el análisis de los histogramas de las componentes en fase y cuadratura [11], entre otros métodos.

La mayoría de estos algoritmos funcionan para una relación señal a ruido (SNR, por sus siglas en inglés) por encima de 10 dB. Sin embargo, los métodos de sensado de espectro definidos en el estándar 802.22 para CR permiten detectar señales de DTV con valores de SNR inferiores a 0 dB [12].

Con el fin de mejorar el desempeño de los clasificadores para señales en ambientes ruidosos, se han publicados recientemente métodos que proponen realizar el análisis en el dominio tiempo-frecuencia

[8, 9]. Estos algoritmos mejoran el desempeño, llegando a clasificar correctamente señales con 4 dB de SNR, pero tienen como desventaja el requerimiento de un tiempo de cómputo mayor. Otros métodos proponen la utilización de modelos gaussianos [10], logrando clasificar de manera óptima señales con SNR superiores a 6 dB y mejoran el tiempo de cómputo requerido en comparación con los métodos anteriores.

Otros clasificadores utilizan métodos de agrupamiento (del inglés *clustering*), los cuales son algoritmos de aprendizaje no supervisado que se ocupan de encontrar estructuras en datos sin etiquetar [13]. Algunos de ellos, como c-means [7, 14] y k-means [15] han sido empleados para AMC a partir del análisis de la representación en fase y en cuadratura de la señal. Los métodos basados en c-means, logran una buena probabilidad de clasificación para bajos niveles de relación señal ruido, llegando a obtener un cien por ciento de clasificación correcta para valores superiores a 5 dB [16]. Con respecto a su eficiencia, requieren un tiempo de cómputo mucho mayor en comparación con los métodos basados en k-means, los cuales logran buenos resultados para valores de SNR superiores a 15 dB [15].

El presente artículo propone un algoritmo de AMC basado en aplicar k-means a la representación en fase y cuadratura de las señales. Se proponen algunas variaciones al método desarrollado en [15] con el objetivo de mejorar la eficiencia. Además, es necesario que el método propuesto funcione en ambientes ruidosos, superando el desempeño de clasificadores similares reportados en la literatura científica cuyos requerimientos de SNR mínima se encuentran alrededor de los 10 dB.

3. MODELO Y REPRESENTACIÓN DE LA SEÑAL M-QAM

Según [17], las señales M-QAM pueden ser expresadas como:

$$\begin{aligned} s_m(t) &= \text{Re}[V_m e^{j\theta_m} g(t) e^{j2\pi f_c t}] \\ &= V_m g(t) \cos(2\pi f_c t + \theta_m) \end{aligned} \quad (1)$$

Donde $V_m = \sqrt{A_{mc}^2 + A_{ms}^2}$ y $\theta_m = \arctan\left(\frac{A_{ms}}{A_{mc}}\right)$. De acuerdo a la expresión (1), las señales M-QAM pueden ser vistas como una combinación de modulaciones en amplitud y fase.

La ecuación (2) representa a las señales M-QAM como la combinación lineal de dos señales ortonormales [17], $f_1(t)$ y $f_2(t)$ con la forma:

$$s_m(t) = s_{m1} f_1(t) + s_{m2} f_2(t) \quad (2)$$

Donde:

$$f_1(t) = \sqrt{\frac{2}{\mathcal{E}_g}} g(t) \cos(2\pi f_c t) \quad f_2(t) = -\sqrt{\frac{2}{\mathcal{E}_g}} g(t) \sin(2\pi f_c t) \quad (3)$$

y \mathcal{E}_g es la energía de la señal $g(t)$ [17].

Por lo tanto cada señal s_m se puede representar geoméricamente como un punto en el espacio generado por las funciones $f_1(t)$ y $f_2(t)$ conocidas como componentes en fase (I) y cuadratura (Q) respectivamente. De esta forma la señal s_m puede representarse como:

$$s_m = (A_{mc} \sqrt{\frac{1}{2} \mathcal{E}_g}; A_{ms} \sqrt{\frac{1}{2} \mathcal{E}_g}) \quad (4)$$

A la representación de los símbolos que constituyen una modulación se le denomina constelación. La figura 1 (a) muestra un ejemplo de constelación 64-QAM rectangular. La figura 1 (a) se genera al evaluar (4) para cada una de las 64 señales posibles en que resultan mapeados los símbolos.

Al ser transmitidas las señales por el canal de comunicaciones las muestras pertenecientes a un mismo símbolo se dispersan como se muestra en la figura 1 (b). Esta dispersión se produce debido al ancho de banda limitado y otros efectos propios de los canales de transmisión. A partir de una señal real de la forma que se muestra en (1), se propone, utilizando su representación como combinación lineal de las funciones bases (2), la recuperación de su constelación y encontrar el orden de la modulación.

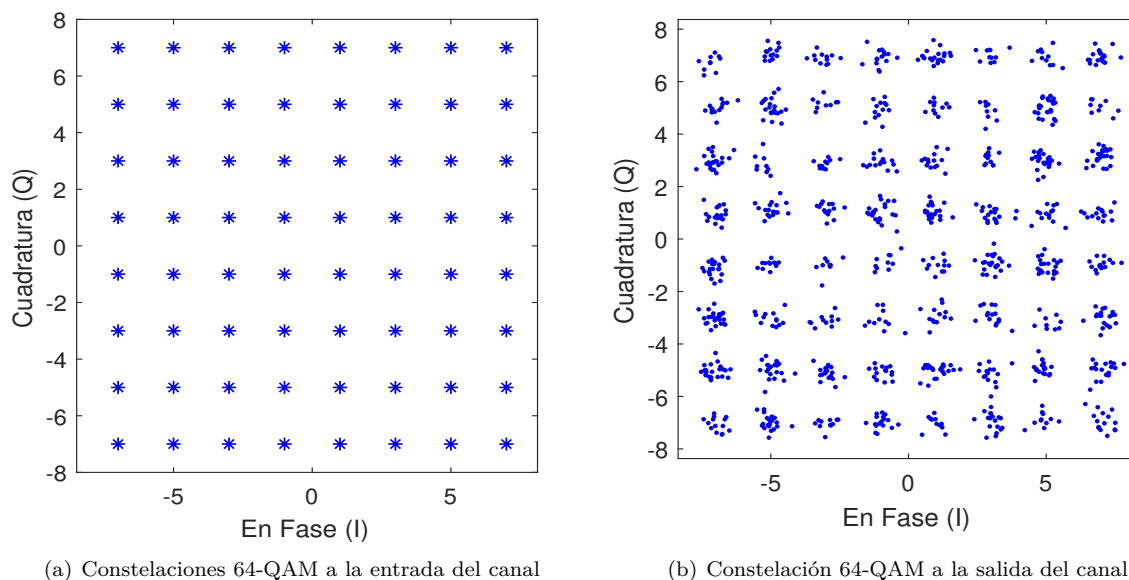


Figura 1: Diferencias entre las constelaciones 64-QAM a la entrada y salida del canal de comunicaciones

4. ALGORITMO DE CLASIFICACIÓN PROPUESTO

El algoritmo propuesto en esta sección permite identificar el orden en modulaciones QAM a partir de su constelación. Este se basa en comparar las constelaciones de las modulaciones objetivo (16-QAM, 32-QAM y 64-QAM) con la representación en fase y cuadratura de la señal recibida. Con el fin de disminuir la dispersión de las muestras en los símbolos, se aplica un método de agrupamiento. Entre los métodos más empleados se encuentra k-means [13]. Este tiene como objetivo separar los datos en diferentes grupos, a los que se asocia un centro. De manera que cada muestra quede asignada a su centro más cercano.

El algoritmo propuesto aplica k-means a la representación I-Q de señales M-QAM. Para ello debe decidirse inicialmente entre qué órdenes de modulación se desea clasificar (Ej. 16-QAM, 32-QAM, 64-QAM). La decisión dependerá del resultado de dividir los datos en dicho número de grupos.

Para la selección de los centros iniciales se utiliza el algoritmo k-center [18]. Este escoge muestras entre los datos, una cada vez, comenzando por un punto arbitrario. En cada iteración se escoge la muestra más alejada a las seleccionadas anteriormente. La selección no arbitraria de centros iniciales es una de las mejoras del algoritmo propuesto con respecto a [15]. La utilización de k-center para inicializar

k-means brinda mejores resultados que la selección aleatoria de los centros, como se analizará en la siguiente sección.

La figura 2 muestra un diagrama de flujo del algoritmo propuesto. En el mismo, una vez seleccionados los centros mediante k-center, se procede a ejecutar k-means. Este asigna cada muestra X_i al centro C_m para el cual la distancia Euclidiana $d(X_i, C_m) = \sqrt{X_i^2 + C_m^2}$ sea mínima. Una vez asignadas todas las muestras; se promedian las pertenecientes al mismo grupo y este valor se considera el nuevo centro del grupo. A partir de los centros obtenidos se repite el procedimiento anterior hasta que el algoritmo converja, es decir, que los centros no varíen su posición entre iteraciones sucesivas.

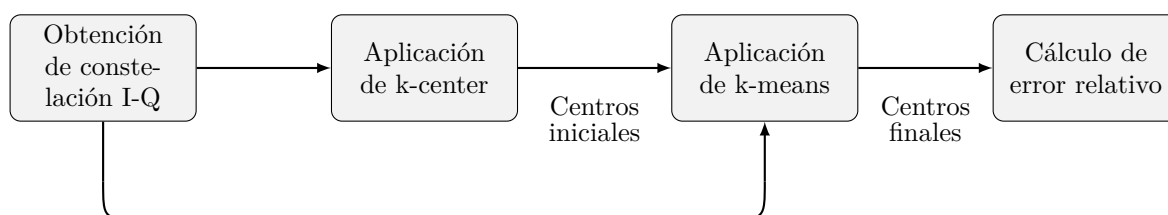


Figura 2: Diagrama en bloques del método de clasificación propuesto

Una vez obtenidos los centros producidos por la convergencia de k-means, se calcula el error relativo ε , el cual se introduce en [18] y puede ser calculado de la forma:

$$\varepsilon = \sqrt{\frac{\sum_m (C_m - \lambda_m)^2}{\sum_m (\lambda_m)^2}} \quad (5)$$

Donde C_m es el centro del m-ésimo grupo, y λ_m es el m-ésimo símbolo de una constelación de M símbolos.

Este parámetro brinda una medida de la distancia entre los centros calculados y la constelación objetivo. Los centros obtenidos para el orden de modulación correcto producirán los menores valores de ε al evaluar la expresión (5). De esta forma, al calcular ε para cada modulación, se obtiene un criterio cuantitativo útil para la toma de decisiones.

La clasificación entre los posibles órdenes de la modulación 16-QAM, 32-QAM, 64-QAM se basa en el valor del error obtenido para cada hipótesis. Luego de definir las hipótesis, el algoritmo propuesto calcula el error relativo para todos los órdenes de modulación a clasificar. Se escoge como salida del clasificador la modulación para la cual se obtenga el menor valor de ε .

Con el objetivo de evitar cálculos redundantes de distancias Euclidianas, se empleó el método propuesto por [19] basado en la desigualdad triangular. La cual plantea que dado tres puntos a , b y c si $d(b, c) \geq 2d(a, b)$, entonces $d(a, c) \geq d(a, b)$. Aplicando entonces este resultado a la implementación del algoritmo k-means se realiza el siguiente análisis. Partiendo de que C_m representa el centro al cual la muestra X_i se encuentra asignada actualmente y C_n otro centro arbitrario, como se muestra en la figura 3, si $\frac{1}{2}d(C_m, C_n) \geq d(X_i, C_m)$, entonces $d(X_i, C_n) \geq d(X_i, C_m)$; en tal caso no será necesario calcular $d(X_i, C_n)$. Además, si se conoce una cota superior \mathcal{M} de $d(X_i, C_m)$, es decir $\mathcal{M} \geq d(X_i, C_m)$, solo será necesario calcular $d(X_i, C_n)$ para los casos que $\mathcal{M} > \frac{1}{2}d(C_m, C_n)$.

En resumen, el algoritmo propuesto cuenta con los siguientes pasos con el objetivo de obtener el orden de la modulación de señales M-QAM:

1. Decidir entre que órdenes se desea clasificar.
2. Normalizar la constelación.

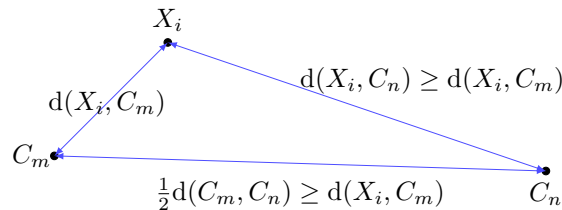


Figura 3: Aplicación de la desigualdad triangular

3. Para cada orden encontrar centros iniciales utilizando k-center [18].
4. Aplicar el algoritmo k-means [19] utilizando la constelación y los centros iniciales generados en el paso anterior para cada orden.
5. Utilizar los símbolos obtenidos en k-means y la constelación ideal y calcular ε como se indica en (5) para cada orden.
6. Seleccionar como orden correcto el de menor ε .

5. ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS

Para ilustrar el desempeño del algoritmo propuesto se realizaron varios experimentos. El primero de ellos tiene como objetivo comprobar la efectividad del clasificador. Para ello se conformaron señales M-QAM de órdenes 16, 32 y 64, con diferentes relaciones señal ruido (SNR). Cada una de las señales utilizadas tuvo 1000 muestras y se probó el algoritmo 300 veces para cada orden y valor de SNR.

La probabilidad de acierto del clasificador se calculó como:

$$\text{Probabilidad de aciertos} = \frac{\text{Total de aciertos}}{\text{Total de intentos de clasificación}} \quad (6)$$

Se considera acierto en el caso donde el clasificador reconoce correctamente la modulación. Se considera fallo cuando se obtiene un resultado incorrecto.

A partir de la salida generada por el clasificador se construyó una curva de precisión contra SNR, mostrada en la figura 4.

Como se puede apreciar mediante una comparación entre los resultados de la figura 4 y la Tabla 1, donde se relacionan los resultados obtenidos en [15], el clasificador propuesto mejora el desempeño con respecto a los resultados obtenidos por Zhendong *et al.* en [15]. En la figura 4 se observa que para valores de SNR ≥ 8 dB el algoritmo propuesto brinda una precisión superior al 90 % para las tres modulaciones.

Tabla 1: Porcentaje de clasificación correcta obtenido en [15].

	SNR (dB)						
Señal	5	8	10	12	15	18	20
16-QAM	91	98	100	100	100	100	100
32-QAM	3	24	57	63	97	100	100
64-QAM	1	36	66	81	99	100	100

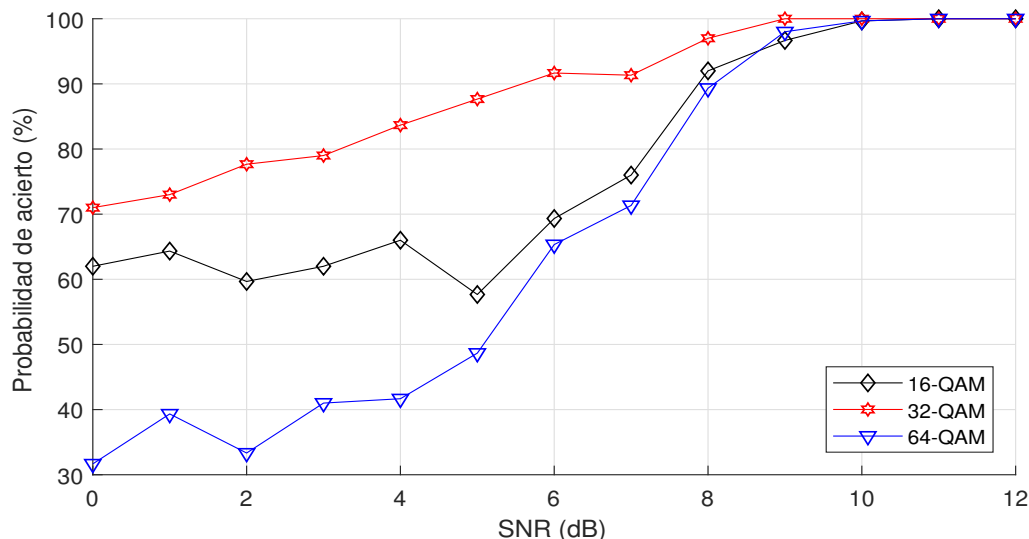


Figura 4: Precisión obtenida para diferentes valores de SNR

Al analizar los resultados en la Tabla 1, en comparación con los resultados de la gráfica mostrada en la figura 4, se aprecia un desempeño comparable para 16-QAM pero muy inferior para las dos modulsiones restantes. Lo cual evidencia que el clasificador propuesto tiene una mayor probabilidad de acierto que el método presentado en [15] para la clasificar 32-QAM y 64-QAM con SNR < 12 dB.

La matriz de confusión del clasificador propuesto para valores SNR = 8 dB se muestra en la figura 5. En la matriz de confusión se observa que cuando el clasificador determina que la señal es 16-QAM existe una probabilidad de acierto igual a $P_a = 0,8866$ pero, en caso de error, la probabilidad de que esta sea en realidad 32-QAM es $\frac{0,03}{0,1133+0,03} = 0,2094$, en comparación con $\frac{0,1133}{0,1133+0,03} = 0,7906$. Es decir, es mucho más probable que sea 64-QAM. Sin embargo, cuando el clasificador da como salida 64-QAM la probabilidad de acierto es 0,8766 y no aparecieron fallos a favor de 32-QAM en las simulaciones realizadas. Para la salida 32-QAM, la probabilidad de acierto es de 0,97 y en caso de error es más probable que la señal sea 16-QAM.

El análisis realizado brinda criterios prácticos para el empleo del clasificador dentro de una herramienta más compleja que incluya otras etapas como la demodulación y decodificación. Es decir, el orden de la modulación estimado por el clasificador es utilizado como parámetro para la selección del esquema de demodulación. Es posible que en este último se detecte la ocurrencia de un error en la clasificación, es decir, se escogió incorrectamente el orden de la modulación. De la matriz de confusión en la figura 5, se puede contar con criterios para la selección de una modulación alternativa en cada caso.

Con el objetivo de investigar el aporte del algoritmo k-center a la robustez del clasificador, se repitió el experimento anterior sustituyendo los centros dados a la salida de k-center por muestras seleccionadas aleatoriamente siguiendo una distribución uniforme. Es decir se modificó la forma de obtención de los centros iniciales en la entrada de k-means (Ver figura 2). La figura 6 muestra la precisión alcanzada en la clasificación de señales 16-QAM en el intervalo entre 5 y 9 dB de SNR para cada una de las dos variantes de iniciación.

Como se puede apreciar en la figura 6, la utilización del algoritmo k-center proporciona una mejora sustancial a la efectividad del clasificador. Por lo que se puede concluir que la utilización de muestras uniformemente distribuidas como centros iniciales no es efectiva para el reconocimiento de señales con alto orden de modulación.

Salida del clasificador \ Clase real	16-QAM	32-QAM	64-QAM
16-QAM	0.8866	0.03	0.1133
32-QAM	0.0566	0.97	0.01
64-QAM	0.0566	0	0.8766

Figura 5: Matriz de confusión para SNR = 8 dB

Finalmente se realizó otro experimento con el objetivo de determinar el desempeño temporal del algoritmo propuesto. Para ello se consideraron 300 señales 32-QAM, con 1000 muestras cada una y SNR = 7 dB. Se comparó el tiempo de ejecución del clasificador cuando realiza k-means utilizando desigualdad triangular y cuando se calculan todas las distancias. Ambas variantes fueron iniciadas con los mismos centros para la primera iteración. Promediando los tiempos de ejecución correspondientes a cada caso, se obtuvo como resultado que, por evitar cálculos redundantes, disminuyó el tiempo de ejecución 17,2 veces con respecto al método exhaustivo. La precisión del clasificador permaneció constante en ambos casos.

6. CONCLUSIONES

El algoritmo propuesto aplica k-means para disminuir la dispersión de las muestras en los símbolos con el fin de comparar la representación I-Q de las señales recibidas con las constelaciones 16-QAM, 32-QAM y 64-QAM. Se obtuvo un clasificador del orden de la modulación para M-QAM con buenos resultados cuando la relación señal-ruido supera los 8 dB; alcanzando mejor desempeño que los métodos reportados hasta la fecha. Se demostró que resulta de importancia para la obtención de estos resultados, la utilización de un criterio no aleatorio de selección de centros iniciales. Además, se evidenció la mejora, en cuanto a velocidad de cómputo, que trae la utilización del método de desigualdad triangular en la implementación del algoritmo.

REFERENCIAS

- [1] S. Haykin, "Cognitive radio: brain-empowered wireless communications," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 23, no. 2, pp. 201–220, 2005.
- [2] J. A. Nathani and A. A. Bavarva, "Performance and analysis of spectrum sharing in cognitive radio using common control channel," *Association of Computer Electronics and Electrical Engineers*, 2014.
- [3] Z. Zhu and A. K. Nandi, *Automatic Modulation Classification Principles, Algorithms and Applications*, 1st ed. John Wiley & Sons, Ltd, 2015.

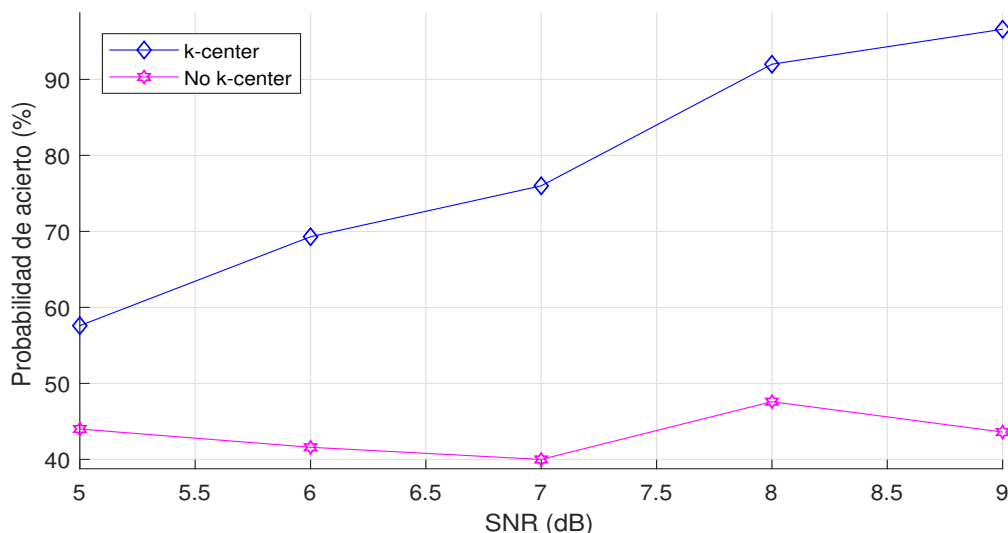


Figura 6: Acierto en la clasificación de 16-QAM utilizando k-center o centros uniformemente distribuidos.

- [4] Patteti Krishna, Tipparti Anil Kumar, and Kalitkar Kishan Rao, "M-QAM BER and SER Analysis of Multipath Fading Channels in Long Term Evolutions (LTE)," *International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition*, vol. 9, no. 1, pp. 361 – 368, 2016.
- [5] S. Pandya and C. Patel, "Comparative Analysis and Simulation of Various QAM Techniques as used in DVBT2," *Indian Journal of Science and Technology*, vol. 9, no. S1, Dec. 2017. [Online]. Available: <http://www.indjst.org/index.php/indjst/article/view/108288>
- [6] L. Michael and D. Gómez-Barquero, "Modulation and coding for ATSC 3.0," in *2015 IEEE International Symposium on Broadband Multimedia Systems and Broadcasting*, Jun. 2015, pp. 1–5.
- [7] N. Ahmadi and B. Reza, "A template matching approach to classification of QAM modulation using genetic algorithm," *Signal Process Int J*, vol. 3, no. 5, pp. 95–109, 2009.
- [8] M. Li, L. Liang, D. Wei, M. Zhang, and C. Miao, "Modulation recognition of PSK and QAM signals based on envelope spectrum analysis," in *2016 IEEE 27th Annual International Symposium on Personal, Indoor, and Mobile Radio Communications (PIMRC)*, 2016, pp. 1–7.
- [9] X. Zhu and T. Fujii, "A novel modulation classification method in cognitive radios based on features clustering of time-frequency," in *Radio and Wireless Symposium (RWS), 2016 IEEE*. IEEE, 2016, pp. 45–47.
- [10] W. H. Ahn, J. Choi, C. Park, B. Seo, and M. Lee, "Automatic modulation classification of digital modulation signals based on gaussian mixture model." UBICOMM, 2014.
- [11] C. Ravelo Pérez, "Reconocimiento automático de modulación de señales FSK, PSK y QAM mediante análisis espectral y temporal," Trabajo de diploma en opción al título de Ingeniero en Telecomunicaciones y Electrónica, CUJAE, 2015.
- [12] "IEEE standard for information technology– local and metropolitan area networks– specific requirements– part 22: Cognitive wireless RAN medium access control (MAC) and physical layer (PHY) specifications: Policies and procedures for operation in the TV bands," *IEEE Std 802.22-2011*, pp. 1–680, 2011.
- [13] Richard Jensen and Qiang Shen, *Computational Intelligence and Feature Selection*. Wiley, 2008. [Online]. Available: <http://it-ebooks.info/book/2699/>



- [14] N. Ahmadi, "Using fuzzy clustering and TTSAS algorithm for modulation classification based on constellation diagram," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 23, no. 3, pp. 357–370, 2010.
- [15] C. Zhendong, J. Weining, X. Changbo, and L. Min, "Modulation recognition based on constellation diagram for m-QAM signals," in *2013 IEEE 11th International Conference on Electronic Measurement & Instruments*, vol. 1, 2013, pp. 70–74.
- [16] C. Yin, B. Li, and Y. Li, "Modulation classification of MQAM signals from their constellation using clustering," in *Communication Software and Networks, 2010. ICCSN'10. Second International Conference on*. IEEE, 2010, pp. 303–306.
- [17] J. G. Proakis, *Digital Communications*, 4th ed. McGraw-Hill, 2001.
- [18] O. Azarmanesh, "A Novel Approach To Modulation Classification In Cognitive Radios," A Dissertation in Electrical Engineering, Pennsylvania State University, Aug. 2011.
- [19] C. Elkan, "Using the triangle inequality to accelerate k-means," in *Proceedings of the Twentieth International Conference on International Conference on Machine Learning*. AAAI Press, 2003, pp. 147–153.

SOBRE LOS AUTORES

Ariel Calzadilla Ayuso y Andy Rodríguez Lorenzo. Estudiantes de la Facultad de Ingeniería en Telecomunicaciones y Electrónica, de la Universidad Tecnológica de La Habana José Antonio Echevarría, CUJAE. Vinculados al Grupo de Investigaciones de Procesamiento de Señales de dicho instituto desde 2015. Han trabajado en el desarrollo de herramientas para radios controlados por software y actualmente trabajan en algoritmos para la clasificación automática de la modulación. Sus áreas de interés científico incluyen los sistemas de radio cognitivo y el procesamiento digital de señales.

Liz Martínez Marrero. Graduada de Ingeniería en Telecomunicaciones y Electrónica en 2012, por la Universidad Tecnológica de La Habana José Antonio Echevarría, CUJAE, en La Habana, Cuba. Máster en Telecomunicaciones y Telemática en 2018, por la Universidad Tecnológica de La Habana José Antonio Echevarría, CUJAE. Actualmente se desempeña como profesora del Departamento de Telecomunicaciones y Telemática de la Universidad Tecnológica de La Habana José Antonio Echevarría, CUJAE. Pertenece al Grupo de Investigaciones de Procesamiento de Señales de la universidad, donde investiga en el campo de los sistemas de radio cognitivo. Sus áreas de interés científico incluyen el reconocimiento de patrones, el procesamiento digital de señales y los sistemas de radio cognitivo. Es miembro de la Asociación Cubana de Reconocimiento de Patrones (ACRP) desde 2015 y de la Unión de Informáticos de Cuba desde 2016.

Jorge Torres Gómez. Graduado de Ingeniería en Telecomunicaciones y Electrónica. Máster y Doctor en Sistemas de Telecomunicaciones. Afiliado al departamento de Telecomunicaciones y Telemática de Universidad Tecnológica de La Habana José Antonio Echevarría, CUJAE. Sus áreas de interés científico incluyen procesamiento digital de señales, redes de radio cognitiva y radios definidos por software.