

PROGRESOS EN LA CLASIFICACIÓN AUTOMÁTICA DE MODULACIÓN PARA RADIOS COGNITIVOS

Rafael Galindo Mier

Instituto de Investigación y Desarrollo de Telecomunicaciones. *LACETEL*

e-mail: galindo@lacetel.cu

RESUMEN

Hay dos configuraciones principales de radio cognitivo; el Radio Cognitivo completo (CR) o “full Mitola” y el radio cognitivo para solo “sensado del espectro”. El primero sensa los parámetros del entorno del espectro radioeléctrico que lo rodea, aprende de dicho entorno y tiene la capacidad de auto reconfigurarse automáticamente para utilizar, eficientemente para su transmisión, los espacios disponibles del espectro. Mientras, un radio cognitivo para solo sensado del espectro solo detectará la presencia de canales en un espectro de frecuencia. La extraordinaria complejidad de la implementación del radio cognitivo determinó que primero surgieran las aplicaciones de solo sensado. En la actualidad el CR “full Mitola” es una tecnología de comunicaciones inalámbricas que aborda, en primer lugar, la solución del ineficiente uso del espectro de radio y apoya la evolución de las aplicaciones de telecomunicaciones inalámbricas existentes, tanto civiles como militares. En las aplicaciones civiles, para lograr la adaptación del enlace, es muy importante conocer las características del tipo de modulación utilizado. En las aplicaciones militares, no hay información disponible sobre la señal presente en una banda de frecuencia y, por lo tanto, existe la necesidad de que un receptor CR identifique a ciegas el formato de modulación empleado en la señal. El clasificador automático de modulación (AMC) es un componente vital del CR que lo ayuda a identificar el formato de modulación empleado en la señal detectada. El objetivo de este artículo va dirigido a presentar, de forma actualizada y coherente, los progresos de los clasificadores automáticos de modulación para CR.

PALABRAS CLAVES: radio cognitivo, clasificador de modulación.

WORLDWIDE PROGRESS IN AUTOMATIC MODULATION CLASSIFICATION FOR COGNITIVE RADIOS

ABSTRACT

There are two main configurations of cognitive radio; the full Cognitive Radio (CR) or "full Mitola" and the cognitive radio for “spectrum sensing” only. The first senses the parameters of the surrounding radio spectrum environment, learns from what is sensed in that environment and has the ability to automatically reconfigure to use, efficiently for transmission, the available spaces of the spectrum. Meanwhile, a cognitive radio for only spectrum sensing will only detect the presence of channels in a frequency spectrum. The

extraordinary complexity of the implementation of the cognitive radio determined that only sensing applications arose first. At present, the CR "full Mitola" is a wireless communications technology that addresses, in the first place, the solution of the inefficient use of the radio spectrum and supports the evolution of wireless telecommunications applications, both civil and military. In civil applications, to achieve link adaptation (LA), it is very important to know the characteristics of the type of modulation used. In military applications, there is no information available on the signal present in a frequency band and, therefore, there is a need for a CR receiver to blindly identify the modulation format used in the signal. The automatic modulation classifier (AMC) is a vital component of the CR that helps identify the modulation format used in the detected signal. This article is aimed at presenting, in an updated and consistent manner, the progress of automatic modulation classifiers for CR.

KEY WORDS: cognitive radio, modulation classification.

1. INTRODUCCIÓN

La mayoría de los radios actuales funcionan en bandas de frecuencia específicas con el uso de sistemas específicos de acceso al espectro porque no tienen la capacidad de estar conscientes de su entorno. Varias investigaciones sobre la utilización del espectro han demostrado que las bandas de frecuencias comprendidas entre 30 MHz y 2 GHz, no todas se utilizan, o que se utilizan solo un porcentaje ínfimo del tiempo. De la Fig. 1 podemos concluir que a nivel internacional, el uso ineficiente del espectro radioeléctrico constituye un freno al desarrollo de las telecomunicaciones y esto propició el comienzo del desarrollo del radio cognitivo en sus distintas configuraciones.

Con el objetivo de lograr una mejor utilización del espectro, las Administraciones de Comunicaciones a nivel internacional están actualmente revisando las políticas basadas en las Licencias tradicionales (asignación fija o estática de una banda de frecuencias). Se están considerando nuevas estrategias de "uso compartido del espectro" utilizando radios cognitivos de banda ancha [1], que adicionalmente permitirían ofrecer una nueva cantidad de servicios, de datos e Internet entre otros, con un crecimiento anual asombroso con la ocupación que se muestra en la Fig. 1. A partir del concepto original de Mitola, los radios cognitivos [2] son capaces de sensar su entorno de radio, tomar decisiones basadas en las observaciones (auto reconfigurarse), aprender de la experiencia para mejorar la toma de decisiones en el futuro y con esto utilizar bandas de frecuencias no utilizadas, total o parcialmente, para hacer un uso más eficiente del espectro radioeléctrico.

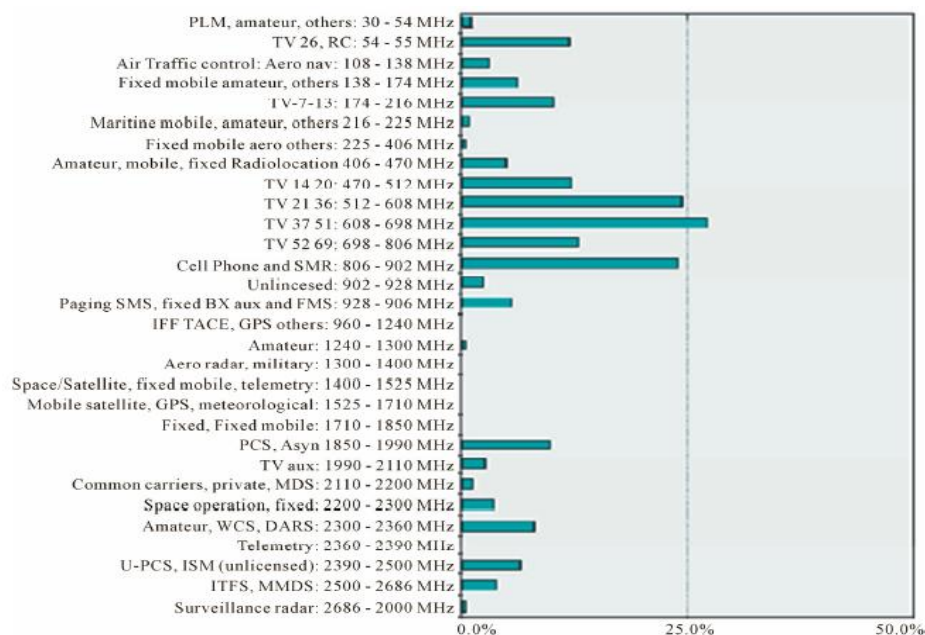


Figura 1: Ocupación del espectro radioeléctrico medido.

En un sistema de radio cognitivo, hay principalmente dos tipos o niveles de usuarios. Los usuarios primarios (PU o Primary Users-por sus siglas en inglés), son usuarios con Licencia Administrativa y por ello tienen los derechos de prioridad en el uso de ciertas bandas de frecuencia. A los usuarios secundarios (SU o Secondary Users-por sus siglas en inglés), son aquellos que normalmente solo necesitan acceder momentáneamente al espectro de frecuencias y se les permite usar ciertas bandas de frecuencia del espectro, solo si no interfieren a los PU presentes en ellas. Como consecuencia, se puede ver fácilmente que la capacidad de sensar una banda de frecuencias del espectro radioeléctrico inactivo y la capacidad de utilizar momentáneamente una banda del espectro radioeléctrico activo, sin interferir con los PU (es decir, la gestión del espectro, son dos elementos esenciales necesarios para el éxito de los radios cognitivos.

Con la creciente utilización de los radios definidos por software (SDR-por sus siglas en inglés) en los equipos comerciales de comunicaciones inalámbricas y la explosiva evolución de la tecnología de los radios cognitivos [3], la clasificación automática de modulación (AMC-por sus siglas en inglés) se ha convertido en una tecnología importante para aplicaciones comerciales y a su vez decisiva para el avance de los CR. La AMC suele ser una tarea difícil cuando no hay información previa sobre la señal, tales como: la potencia de la señal, la frecuencia de la portadora y los parámetros de temporización. El propósito de los algoritmos de AMC en un receptor de radio es identificar la existencia de una señal en una banda de frecuencia particular del espectro radioeléctrico en una ubicación determinada y luego determinar el tipo de modulación que se está empleando. Recordemos que el reconocimiento automático del formato de modulación de una señal detectada es el paso intermedio entre la detección de la señal y la demodulación. El radio cognitivo (CR) “full Mitola” (o sea, su concepción original que cumple con todas las tareas derivadas del ciclo cognitivo) es inviable sin la utilización de la AMC.

El presente artículo expone de forma actualizada y agrupada en un solo documento, los progresos realizados a nivel internacional por los clasificadores automáticos de modulación

para su utilización en CR. La Sección 2 aborda la compartición dinámica del espectro (DSS- por sus siglas en inglés) y los dos enfoques principales para lograr la coexistencia de espectro basada en (DSS). La información de estado del canal, la estimación de canal asistida por datos y la estimación a ciego se desarrollan en la Sección 3. En la Sección 4 se presentarán los algoritmos de clasificación, su formulación matemática y las curvas comparativas de precisión de clasificación promedio de todos los clasificadores en un canal AWGN. Por último, la Sección 5 finaliza con las conclusiones.

2. COMPARTICIÓN DINÁMICA DEL ESPECTRO

Una fuerte motivación para el desarrollo del concepto de radio cognitivo de Mittola, fue la evolución natural de los radios definidos por software (SDR) que automatizan la operación multimodo y multibanda [1]. Adicionalmente, casi al mismo tiempo muchas campañas de medición en distintas regiones del mundo señalaron la alta subutilización de muchas bandas deseables del espectro de radio. Las Agencias Reguladoras de las Administraciones de Comunicaciones de muchos países buscaban alentar nuevos enfoques para abordar la solución de la escasez percibida de espectro radioeléctrico debido a su ineficaz utilización. Surgieron así los primeros bancos de prueba (testbed) de radio cognitivo, tanto en el campo militar, mediante los proyectos de la Agencia de Proyectos de Investigaciones Avanzadas para la Defensa (DARPA- por sus siglas en inglés), del Departamento de Defensa de los Estados Unidos de Norteamérica, como en los campus universitarios de prestigiosas universidades de ese mismo país (Berkeley, Virginia Tech. University, la universidad de Rutgers, el MIT y Microsoft entre otros). La pregunta era: ¿es posible mejorar la utilización del espectro en las bandas de frecuencia ya asignadas mediante Licencias, sin interferir los sistemas ya existentes de telecomunicaciones inalámbricas? [1]. Debido a su capacidad inherente para comprender y responder al estado del espectro, el concepto de radio cognitivo parece proporcionar una solución. Por lo tanto, inmediatamente después de su introducción inicial, el concepto de radio cognitivo fue visto como un vehículo ideal para mejorar la utilización del espectro mediante la capitalización de las oportunidades no utilizadas del espectro.

La compartición dinámica del espectro (DSS- por sus siglas en inglés) implica un método de acceso jerárquico, ya que hay un sistema de usuarios primarios (PU) que posee los derechos de espectro y un sistema de usuarios secundarios (SU) que quiere acceder a este espectro siempre que sea posible, según sea necesario y sin perturbar al sistema primario. Los usuarios del sistema secundario (SU) son radios cognitivos (CR), mientras que el sistema primario (PU) es un sistema con Licencia. Hay dos enfoques principales para lograr la coexistencia de espectro basada en (DSS) [4]:

- Capa subyacente (underlay): La capa de espectro se refiere a una técnica en la que los radios cognitivos secundarios (CR/SU) pueden usar el espectro simultáneamente con los (PU) siempre que aseguren que la interferencia a los receptores primarios está por debajo de un cierto umbral, como se muestra en la Fig. 2. Generalmente, pero no siempre, esto implica que las comunicaciones primarias son de banda estrecha, mientras que las comunicaciones secundarias se basan en alguna forma de espectro extendido o, en general, de banda ancha.

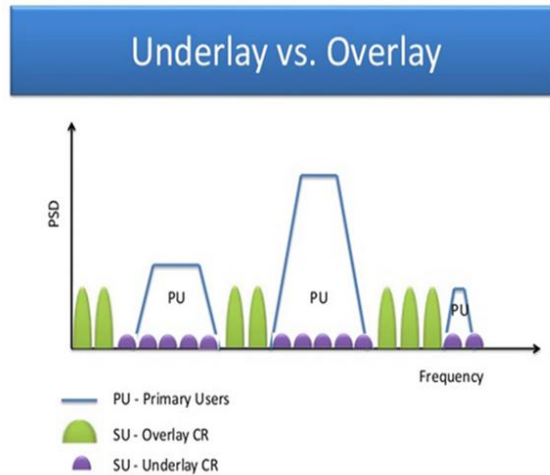


Figura 2: Formas de compartición dinámica del espectro.

- Entrelazado de espectro (o superposición de espectro-overlay): El entrelazamiento de espectro se refiere a un paradigma (DSS) en el cual el (SU) accede al espectro primario solo cuando el (PU) no lo está utilizando. Por lo tanto, un (SU) accede a un canal primario solo cuando un (PU) no está transmitiendo en él, como se muestra en la Fig. 2. Se espera que el sistema secundario esté atento a las oportunidades de espectro y pueda usarlas de manera eficiente. En este tipo de sistemas (DSS), es posible que el (PU) ni siquiera tenga que estar al tanto del intercambio de espectro en curso por el (SU), al menos en teoría. Los (SU) encuentran y acceden a las oportunidades de espectro por su cuenta. Por lo tanto, denominamos estos métodos de intercambio de espectro como los métodos de acceso dinámico de espectro (DSA).

3. CLASIFICACIÓN AUTOMÁTICA DE LA MODULACIÓN

Como se muestra en la Figura 3[5], la clasificación automática de modulación (AMC) es el paso intermedio entre la detección y la demodulación. En los sistemas civiles comerciales la AMC mejora la confiabilidad del proceso de detección de la señal al clasificar el tipo de modulación de cualquier señal detectada en una parte licenciada del espectro y compara esta modulación con el tipo de modulación conocido utilizado por el usuario primario (PU). Esta confiabilidad mejorada significará que un radio cognitivo (CR) puede hacer un mejor uso del espectro disponible para la comunicación. De hecho, para que un radio alcance un alto nivel de cognición para detectar con efectividad el espectro, se debe explotar más la información sobre la forma de onda de la señal recibida. Otra consecuencia importante de este enfoque es que puede ayudar a evitar que un radio cognitivo (CR) sea burlado al creer que el usuario primario (PU) está activo cuando otros radios cognitivos o piratas intentan acceder al espectro para la comunicación. Sin este paso extra de clasificación de modulación, el radio cognitivo debe asumir que cualquier señal detectada está siendo producida por un usuario primario (PU) con Licencia.

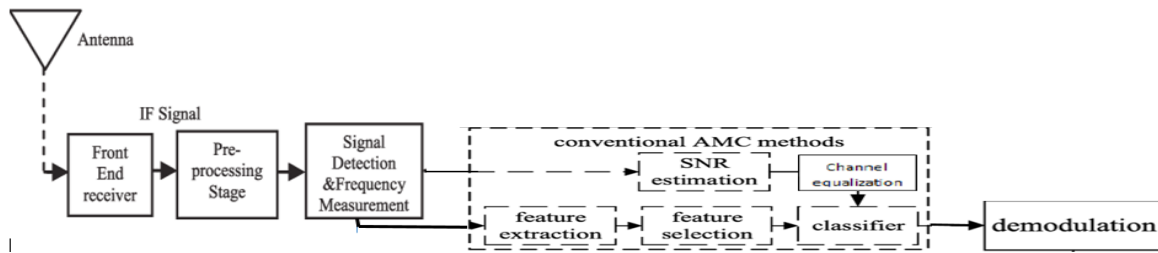


Figura 3: Método convencional de la clasificación de modulación.

En aplicaciones militares, de inteligencia o en acciones de ataques maliciosos conocidos como emulación de usuarios primarios (PUE-por sus siglas en inglés) [6] el tipo de modulación y otros parámetros de la señal de estos tipos de usuarios son desconocidos, las modulaciones pueden servir como otro nivel de cifrado, lo que evita que los receptores recuperen el mensaje sin el conocimiento del tipo de modulación. Por otro lado, si se espera recuperar el mensaje de una parte de la señal de comunicación interceptada y posiblemente adversaria, se necesita un clasificador de modulación con tiempos de respuesta extremadamente exigentes para determinar el tipo de modulación utilizado por el transmisor.

Información de estado del canal

En las comunicaciones inalámbricas, la información de estado del canal (CSI-por sus siglas en inglés) [7] se refiere a las propiedades de canal conocidas de un enlace de comunicación. Esta información describe cómo se propaga una señal desde el transmisor al receptor y representa el efecto combinado de, por ejemplo, la dispersión, el desvanecimiento y la disminución de potencia con la distancia. El método se llama estimación de canal.

En un enfoque asistido por datos, la estimación del canal se basa en algunos datos conocidos, que se conocen tanto en el transmisor como en el receptor, como son las secuencias de entrenamiento o los datos piloto. En un enfoque ciego, la estimación se basa solo en los datos recibidos, sin ninguna secuencia transmitida conocida.

Estimación de canal asistida por datos

El CSI hace posible adaptar las transmisiones a las condiciones actuales del canal, lo cual es crucial para lograr una comunicación confiable con altas tasas de datos en sistemas de múltiples antenas. Hay básicamente dos niveles de CSI, a saber, CSI instantáneo y CSI estadístico. El CSI instantáneo (o CSI a corto plazo) es aquel en que se conocen las condiciones actuales del canal, lo que puede verse como conocer la respuesta de impulso de un filtro digital. Esto brinda la oportunidad de adaptar la señal transmitida a la respuesta de impulso y, por lo tanto, optimizar la señal recibida para multiplexación espacial o para lograr bajas tasas de error de bits. El CSI estadístico (o CSI a largo plazo) es aquel en que se conoce una caracterización estadística del canal. Esta descripción puede incluir, por ejemplo, el tipo de distribución de desvanecimiento, la ganancia de canal promedio, el componente de línea de vista del enlace y la correlación espacial. Al igual que con el CSI instantáneo, esta información se puede utilizar para la optimización de la transmisión.

La obtención del CSI está prácticamente limitada por la rapidez con que cambian las condiciones del canal. En los sistemas con desvanecimiento rápido donde las condiciones del canal varían rápidamente bajo la transmisión de un solo símbolo de información, solo el CSI estadístico es razonable. Por otro lado, en los sistemas de atenuación lenta, el CSI instantáneo se puede estimar con una precisión razonable y se puede utilizar para la

adaptación de la transmisión durante algún tiempo antes de que esté desactualizada. Dado que las condiciones del canal varían, el CSI instantáneo debe estimarse a corto plazo. Un enfoque popular es el asistido por datos o la llamada secuencia de entrenamiento (o secuencia piloto), donde se transmite una señal conocida y la matriz del canal se estima utilizando el conocimiento combinado de la señal transmitida y recibida.

En las aplicaciones civiles modernas, a diferencia de los sistemas de comunicación mucho más antiguos, un transmisor de señal puede emplear múltiples tipos de modulación para controlar la velocidad de los datos, controlar el uso de ancho de banda y garantizar la integridad del mensaje. Aunque el conjunto de tipos de modulación es conocido, tanto por los extremos que transmiten como por los que reciben, la selección del tipo de modulación es adaptativa y puede que no se conozca en el extremo que recibe. La adaptación de enlaces (LA-por sus siglas en inglés), también conocida como modulación y codificación adaptativa (AM&C-por sus siglas en inglés) [8][9], crea un esquema de modulación adaptativa en el que un mismo sistema emplea un conjunto de modulaciones múltiples. Permite la optimización de la confiabilidad de la transmisión y la velocidad de datos a través de la selección adaptativa de esquemas de modulación según las condiciones del canal. Mientras que el transmisor tiene la libertad de elegir cómo se modulan las señales, el receptor debe tener el conocimiento del tipo de modulación para demodular la señal para que la transmisión tenga éxito. Una manera fácil de lograrlo es incluir la información de modulación en cada trama de señal para que los receptores sean notificados sobre el cambio en el esquema de modulación y reaccionen en consecuencia. Sin embargo, esta estrategia afecta la eficiencia del espectro debido a la información de modulación adicional en cada trama de señal. En la situación actual donde el espectro inalámbrico es extremadamente limitado y valioso, la estrategia mencionada simplemente no es lo suficientemente eficiente.

Estimación de canal a ciegas

Los métodos ciegos son alternativas a la estimación de canal basada en piloto (asistida por datos) que realizan la estimación de canal sin secuencias de señal piloto. Un enfoque asistido por datos requiere más ancho de banda o tiene una sobrecarga mayor que un enfoque ciego, pero puede lograr una mejor precisión de estimación de canal que un estimador ciego.

4. TIPOS DE ALGORITMOS DE CLASIFICACIÓN AUTOMÁTICA DE MODULACIÓN

Los algoritmos se clasifican sistemáticamente en cinco categorías principales: clasificadores basados en probabilidad, clasificadores basados en pruebas de distribución, clasificadores basados en características, clasificadores asistidos por aprendizaje automático y clasificadores de modulación ciega. Para cada tipo de clasificador de modulación automática, se enumeran las suposiciones y los requisitos del sistema, algunas de las expresiones matemáticas, ilustraciones gráficas con comparaciones de rendimiento entre varios clasificadores de modulación automática.

Clasificadores basados en la probabilidad

La idea detrás del clasificador basado en probabilidad (LB-por sus siglas en inglés) es que la función de densidad de probabilidad (PDF-por sus siglas en inglés) de la forma de onda observada, condicionada a la señal modulada incorporada, contiene toda la información para la clasificación. Los clasificadores de modulación basados en la probabilidad (LB) son, con mucho, los enfoques de clasificación de modulación más populares. El interés en los clasificadores LB está motivado por lo óptimo de su precisión de clasificación cuando el modelo de canal perfecto y los parámetros de canal son conocidos por los clasificadores. El

enfoque común de un clasificador de modulación basado en la probabilidad (LB) consiste en dos pasos.

En el primer paso, la probabilidad se evalúa para cada hipótesis de modulación con muestras de señales observadas. Las funciones de probabilidad se derivan del modelo de señal seleccionado y se puede modificar para satisfacer la necesidad de una complejidad computacional reducida o para ser aplicable en entornos no cooperativos. En el segundo paso, la probabilidad de diferentes hipótesis de modulación se compara para concluir la decisión de clasificación. En realidad, se ha realizado un gran esfuerzo para modificar el enfoque de probabilidad para una menor complejidad computacional y versatilidad en entornos no cooperativos. Entre los clasificadores de probabilidad se encuentran el clasificador de máxima probabilidad (ML-por sus siglas en inglés), el clasificador de prueba de relación de probabilidad media (ALRT-por sus siglas en inglés), el clasificador de prueba de relación de probabilidad generalizada (GLRT-por sus siglas en inglés) y el clasificador de prueba de relación de probabilidad híbrida (HLRT-por sus siglas en inglés). [8] [10]. Los pasos en el modelo LB se muestran en la Fig. 4.

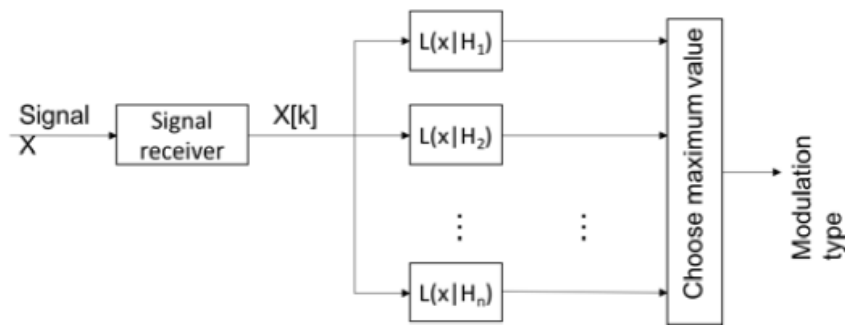


Figura 4: Diagrama de clasificación de modulación basada en la probabilidad.

El receptor mide el valor observado de la señal de entrada, luego calcula el valor de probabilidad bajo cada hipótesis de modulación \mathbf{H} . Con todos los valores de probabilidad recogidos se toma la decisión, simplemente encontrando la hipótesis con la mayor probabilidad.

El método de máxima probabilidad se presenta como el clasificador óptimo con el requisito de que su CSI sea conocido. La suposición de un conocimiento perfecto del canal disminuye con los ALRT, GLRT y HLRT. Todos consideran que uno o dos parámetros de canal son desconocidos. Entre estos clasificadores, la función de probabilidad del clasificador ALRT es la más compleja donde se necesitan múltiples operaciones integrales y exponenciales. La función de verosimilitud GLRT tiene una forma mucho más simple pero un rendimiento de clasificación sesgado. El HLRT presenta una opción donde el rendimiento de la complejidad y la clasificación tiene un mejor equilibrio.

Clasificadores basados en pruebas de distribución (DT-por sus siglas en inglés)

Cuando la señal observada tiene una longitud suficiente, la distribución empírica de la señal modulada se convierte en un tema interesante para estudiar para la clasificación de modulación. Es claro que las distribuciones de la señal están principalmente determinadas por dos factores, a saber, el mapeo de símbolos de modulación y los parámetros del canal. Suponiendo que los parámetros del canal son pre estimados y disponibles, la única variable

en la distribución de la señal se convierte en el mapeo de símbolos, que está directamente asociado con el esquema de modulación. Al reconstruir la distribución de la señal utilizando la distribución empírica, las señales observadas pueden analizarse a través de sus distribuciones de señal. Si la distribución teórica de diferentes candidatos de modulación está disponible, existe una que es la que mejor se adapta a la distribución subyacente de la señal a clasificar. La evaluación de la igualdad entre distribuciones de diferencias también se conoce como bondad de ajuste (GoF-por sus siglas en inglés), que indica cómo los datos muestreados se ajustan a la distribución de referencia. En última instancia, la clasificación se completa al encontrar la distribución de señal hipotética que tiene la mejor bondad de ajuste. Existen muchas pruebas de distribución diferentes que han sido diseñadas para evaluar la bondad del ajuste. Entre ellos, hemos seleccionado tres pruebas de distribución de vanguardia que se han adoptado para la clasificación de modulación [11].

- Clasificador de prueba Kolmogorov-Smirnov:

La prueba de Kolmogorov-Smirnov (prueba KS-por sus siglas en ruso) es una prueba de bondad de ajuste que evalúa la igualdad de dos distribuciones de probabilidad. Las distribuciones de probabilidad pueden ser funciones de distribución acumulativa empíricas muestreadas (ECDF-por sus siglas en inglés) o funciones de distribución acumulativa teórica (CDF-por sus siglas en inglés)

- Clasificador de prueba Cramer von Mises:

La prueba de Cramer-von Mises (prueba de CvM, por sus siglas), también conocida como el criterio de Cramer-von Mises, es una alternativa a la prueba (KS) para la evaluación de la calidad de ajuste. Las estadísticas de prueba se definen como la integral de la diferencia al cuadrado entre la función de distribución acumulativa empírica (ECDF) y la (CDF) hipotética.

- Clasificador de pruebas Anderson-Darling:

Tanto la prueba (KS) como la (Cramer-von Mises) son relativamente menos sensibles cuando la diferencia entre las distribuciones está en la cola de las distribuciones. Para superar este problema, Anderson y Darling propusieron una versión ponderada de la prueba de Cramer-von Mises llamada prueba de Anderson-Darling (A-D) que le da más peso a las colas de la distribución.

Clasificadores basados en características de la modulación

Hasta este punto, hemos presentado dos enfoques basados en la teoría de decisiones (Clasificadores LB y DT) para la clasificación automática de la modulación (AMC). En contraste con los clasificadores basados en (LB), los esquemas basados en la extracción de las características de la señal recibida (FB-por sus siglas en inglés) son más simples de implementar y pueden lograr un rendimiento muy cercano a los esquemas (LB) si las características utilizadas se eligen correctamente. En la literatura se sugieren diferentes tipos de características de las señales recibidas, como amplitud instantánea, fase y frecuencia, transformada de wavelet, transformada de Fourier, “momentos” de orden superior (HOM-por sus siglas en inglés), “cumulantes de alto orden” (HOC-por sus siglas en inglés), “cumulantes cíclicos de orden superior”, estadísticas de muy alto orden (VHOS-por sus siglas en inglés) y diagrama de constelaciones. En general, la selección de las características adecuadas depende principalmente de los tipos de modulación de interés.

Como veremos más adelante, las características seleccionadas son utilizadas por un clasificador de aprendizaje automático para determinar el tipo de modulación de una señal recibida. Sin embargo, los clasificadores difieren en su complejidad, precisión y tiempo de

procesamiento. Se observa que algunos tipos de modulación son más fáciles de clasificar, como las señales BPSK y QPSK en comparación con los tipos de modulación con constelaciones densas como 64-QAM y 256-QAM. En ambos escenarios, el rendimiento del clasificador se ve afectado por el número de muestras de las que se extraen las características. Este problema se resuelve utilizando una estructura de árbol de clasificadores polinomiales binarios, donde cada clasificador está entrenado para identificar dos clases a la vez. La probabilidad de clasificación correcta (PCC-por sus siglas en inglés) se define como el número de señales clasificadas correctamente dividido por el número total de señales. Si bien los clasificadores basados en la teoría de decisiones proporcionan una excelente precisión de clasificación, su alta complejidad computacional motiva el desarrollo de clasificadores basados en características que producen un rendimiento sub óptimo con requisitos computacionales mucho más bajos.

Las características explotan los caracteres espectrales únicos de diferentes modulaciones de señal en tres aspectos clave de la señal, a saber, la amplitud, la fase y la frecuencia. Dado que diferentes modulaciones de señal exhiben diferentes propiedades en su amplitud, fase y frecuencia, un conjunto completo de candidatos de modulación se divide en conjuntos y subconjuntos que se pueden discriminar con las características más efectivas. A menudo se emplea un árbol de decisión, que consiste en nodos de pruebas secuenciales dedicadas a diferentes características, para proporcionar una guía clara para el procedimiento de clasificación. Veamos algunas de estas características [11].

La primera característica, γ_{\max} , es el valor máximo de la densidad de potencia espectral de la amplitud instantánea normalizada y centrada de la señal recibida:

$$\gamma_{\max} = \frac{\max[DFT(A_{cn})]^2}{N}, \quad (1)$$

donde (DFT) es la transformada de Fourier discreta, A_{cn} es la amplitud instantánea normalizada y centrada de la señal recibida \mathbf{r} , y N es el número total de muestras de señales. La normalización se logra mediante la adopción de la ecuación:

$$A_{cn}[n] = A_n[n] - 1, \text{ donde } A_n[n] = \frac{A[n]}{\mu_A}, \quad (2)$$

donde μ_A es la media de la amplitud instantánea de un segmento de señal, dada por la ecuación:

$$\mu_A = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N a[n]. \quad (3)$$

La normalización de la amplitud de la señal está diseñada para compensar la atenuación del canal desconocido.

La variable γ_{\max} mide la varianza de la amplitud instantánea de la señal. Para modulaciones donde la información es transportada en la amplitud de la señal, el valor de γ_{\max} no puede ser cero. Por otro lado, para modulaciones con amplitud constante el valor de γ_{\max} debe ser cero. Así, tenemos dos conjuntos de modulaciones que se pueden clasificar por γ_{\max} y un umbral correspondiente $t_{\gamma_{\max}}$. El primer conjunto de modulaciones incluye la modulación de

banda lateral única (SSB-Single Side Band), (M-ASK-Amplitude Shift Keying), (M-PAM-Pulse Amplitude Modulation), (M-PSK-Pulse shift Keying) y (M-QAM-Quadrature Amplitude Modulation). El segundo conjunto de modulaciones incluye (FM-Frequency Modulation) y (M-FSK-Frequency Shift Keying).

La segunda característica, σ_{ap} , es la desviación estándar del valor absoluto de la componente no lineal de la fase instantánea:

$$\sigma_{ap} = \sqrt{\frac{1}{N_c} \left(\sum_{A_n[n] > A_t} \phi_{NL}^2[n] \right) - \left(\frac{1}{N_c} \sum_{A_n[n] > A_t} |\phi_{NL}[n]| \right)^2}, \quad (4)$$

donde N_c es el número de muestras que cumplen la condición: $A_n[n] > A_t$. La variable A_t es un valor de umbral que filtra las muestras de señal de baja amplitud debido a su alta sensibilidad al ruido. El término $\phi_{NL}[n]$ denota el componente no lineal de la fase instantánea de la n -ésima muestra de señal. La cantidad σ_{ap} mide la varianza en la fase instantánea absoluta. El primer conjunto de modulaciones incluye FM, SSB, M-FSK, M-PSK ($M \geq 2$), M-QAM. El segundo conjunto de modulaciones incluye AM, M-ASK, BPSK. BPSK no tiene información en su fase instantánea absoluta (centrada), porque solo hay dos estados para la fase instantánea. Cuando la fase instantánea está centrada en cero, sus valores absolutos son los mismos.

La tercera característica, σ_{dp} , es la desviación estándar de la componente no lineal de la fase instantánea directa:

$$\sigma_{dp} = \sqrt{\frac{1}{N_c} \left(\sum_{A_n[n] > A_t} \phi_{NL}^2[n] \right) - \left(\frac{1}{N_c} \sum_{A_n[n] > A_t} |\phi_{NL}[n]| \right)^2}, \quad (5)$$

donde todos los parámetros siguen siendo los mismos que en la expresión para σ_{ap} . La cantidad σ_{dp} mide la varianza en la fase instantánea absoluta. El primer conjunto de modulaciones incluye FM, SSB, M-FSK, M-PSK, M-QAM. El segundo conjunto de modulaciones incluye AM, M-ASK. Al ser similar a σ_{ap} , σ_{dp} proporciona la capacidad de distinguir BPSK de otras modulaciones sin información de fase.

La cuarta característica, P , es una evaluación de la simetría del espectro alrededor de la frecuencia portadora.

$$P = \frac{P_L - P_U}{P_L + P_U}, \quad (6)$$

donde:

$$P_U = \sum_{n=1}^{f_{cn}} |X_c[n + f_{cn} + 1]|^2, \quad (7)$$

$$P_L = \sum_{n=1}^{f_{cn}} |X_c[n]|^2, \quad (8)$$

$X_c[n]$ es la transformada de Fourier de la señal $x_c[n]$, $(f_{cn} + 1)$ es el número de muestra correspondiente a la frecuencia portadora f_c , y f_s es la tasa de muestreo.

La cantidad \mathbf{P} proporciona el criterio para clasificar diferentes modulaciones basadas en amplitud con diferentes propiedades en el dominio de la frecuencia. Un conjunto de modulaciones tiene una disposición de espectro simétrico sobre la frecuencia portadora. Incluyen (AM) y doble modulación de banda lateral (DSB). El otro, obviamente, con una densidad de espectro asimétrica sobre la frecuencia de la portadora, incluye banda lateral residual (VSB), modulación de banda lateral inferior (LSB) y modulación de banda lateral superior (USB).

La quinta característica, σ_{aa} , es la desviación estándar del valor absoluto de la amplitud instantánea normalizada y centrada de las muestras de señales:

$$\sigma_{aa} = \sqrt{\frac{1}{N} \left(\sum_{n=1}^N A_{cn}^2 [n] \right) - \left(\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |A_{cn} [n]| \right)^2} \quad (9)$$

La cantidad σ_{aa} mide la cantidad de información en la amplitud instantánea de la señal. Esta característica es similar a γ_{max} . Sin embargo, está dotada con la habilidad adicional de diferenciar 2-ASK de otras modulaciones M-ASK. Esto se debe a que los valores absolutos de la amplitud instantánea de la señal 2-ASK se vuelven idénticos cuando se centran en cero.

La sexta característica, σ_{af} , es la desviación estándar del valor absoluto de la frecuencia instantánea normalizada y centrada, como muestra la siguiente relación:

$$\sigma_{af} = \sqrt{\frac{1}{N_c} \left(\sum_{A_n[n] > A_t} f_N^2 [n] \right) - \left(\frac{1}{N_c} \sum_{A_n[n] > A_t} |f_N [n]| \right)^2} \quad (10)$$

donde la frecuencia instantánea centrada f_m se normaliza por la frecuencia de muestreo f_s de modo que se aplique la siguiente ecuación:

$$f_N [n] = \frac{f_m [n]}{f_s} \quad (11)$$

La frecuencia instantánea se centra utilizando la frecuencia media μ_f como se muestra en las siguientes dos ecuaciones.

$$f_m [n] = f [n] - \mu_f \quad (12)$$

$$\mu_f = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N f [n] \quad (13)$$

La cantidad σ_{af} está diseñada principalmente para la clasificación de modulaciones 2-FSK y 4-FSK. La teoría de que puede habilitar la discriminación es la misma que para σ_{ap} y σ_{aa} , donde la información de frecuencia de la modulación de estado binario se elimina tomando el valor absoluto de la frecuencia instantánea centrada.

La séptima característica, σ_a , es la desviación estándar de la amplitud instantánea normalizada y centrada:

$$\sigma_a = \sqrt{\frac{1}{N_c} \left(\sum_{A_n[n] > A_t} a_{cn}^2[n] \right) - \left(\frac{1}{N_c} \sum_{A_n[n] > A_t} a_{cn}[n] \right)^2} \quad (14)$$

La octava característica, μ_{42}^a , es la kurtosis de la amplitud instantánea normalizada y centrada:

$$\mu_{42}^a = \frac{E \{ A_{cn}^4[n] \}}{\{ E \{ A_{cn}^2[n] \} \}^2} \quad (15)$$

La cantidad μ_{42}^a mide la compactación de la distribución de amplitud instantánea. La modulación (AM), al ser una modulación analógica con una amplitud instantánea variable, tiene una distribución menos compacta en comparación con las modulaciones digitales como las modulaciones (M-ASK).

La novena característica, μ_{42}^f , es la kurtosis de la frecuencia instantánea normalizada y centrada:

$$\mu_{42}^f = \frac{E \{ f_N^4[n] \}}{\{ E \{ f_N^2[n] \} \}^2} \quad (16)$$

La cantidad μ_{42}^f mide la compacidad de la distribución de frecuencia instantánea. Como la modulación (AM), la (FM) tiene una distribución de frecuencia menos compacta en comparación con las modulaciones digitales como (M-FSK), debido a su frecuencia instantánea analógica.

Para establecer el umbral de decisión para cada característica espectrales, se podrían utilizar muestras piloto para lograrlo. Supongamos que tenemos L realizaciones de la señal provenientes del grupo A y L realizaciones de la señal provenientes del grupo B, donde los dos grupos de modulaciones se pueden clasificar usando la característica f. El umbral óptimo se puede calcular como se muestra en la siguiente ecuación:

$$t(F) = \frac{\sigma(F_A) \mu(F_B) + \sigma(F_B) \mu(F_A)}{\sigma(F_A) + \sigma(F_B)} \quad (17)$$

donde $\sigma(F_A)$ y $\sigma(F_B)$ son las desviaciones estándar de los valores de características calculados utilizando las señales del grupo A y el grupo B, respectivamente, utilizando las siguientes dos ecuaciones:

$$\sigma(F_A) = \sqrt{\left[\frac{1}{L} \sum_{l=1}^L (F_A(l) - \mu_{F_A}) \right]^2} \quad (18)$$

$$\sigma(F_B) = \sqrt{\left[\frac{1}{L} \sum_{l=1}^L (F_B(l) - \mu_{F_B})^2 \right]}, \quad (19)$$

y μ_{F_A} y μ_{F_B} son las medias de los valores de las características de cada grupo:

$$\mu(F_A) = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L F_A(l), \quad (20)$$

$$\mu(F_B) = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L F_B(l). \quad (21)$$

Veamos en la Fig. 5, cómo se utilizan las características de la modulación de las señales para su clasificación.

Clasificadores de modulación basados en aprendizaje automático

En la Fig. 6 [12] se observa que los clasificadores asistidos por aprendizaje automático pueden dividirse en dos categorías diferentes: supervisado y no supervisado. Los algoritmos supervisados requieren entrenamiento con datos etiquetados e incluyen, entre otros, los algoritmos de redes neuronales artificiales (ANN-por sus siglas en inglés) y las máquinas de vectores soportes (SVM-por sus siglas en inglés). El algoritmo (ANN) se basa en la minimización de riesgo empírico y requiere un conocimiento previo de la distribución del proceso observado, a diferencia de los modelos estructurales. Sin embargo, los algoritmos (SVM), que se basan en la minimización del riesgo estructural, han demostrado un rendimiento superior, en particular para pequeños ejemplos de entrenamiento, ya que evitan el problema de sobrealimentación. En contraste con los enfoques supervisados, los algoritmos de clasificación no supervisados no requieren datos de entrenamiento etiquetados y pueden clasificarse como paramétricos o no paramétricos. Los clasificadores paramétricos no supervisados, que se muestran en la Fig. 7, incluyen los k-means (KNN-por sus siglas en inglés), la programación genética (GP-por sus siglas en inglés), la combinación GP-KNN [13] y los algoritmos del modelo de mezcla gaussiana (GMM-por sus siglas en inglés) y requieren un conocimiento previo del número de clases (o agrupaciones). El proceso de Dirichlet se ha utilizado como un marco para el aprendizaje bayesiano no paramétrico en los (CR).

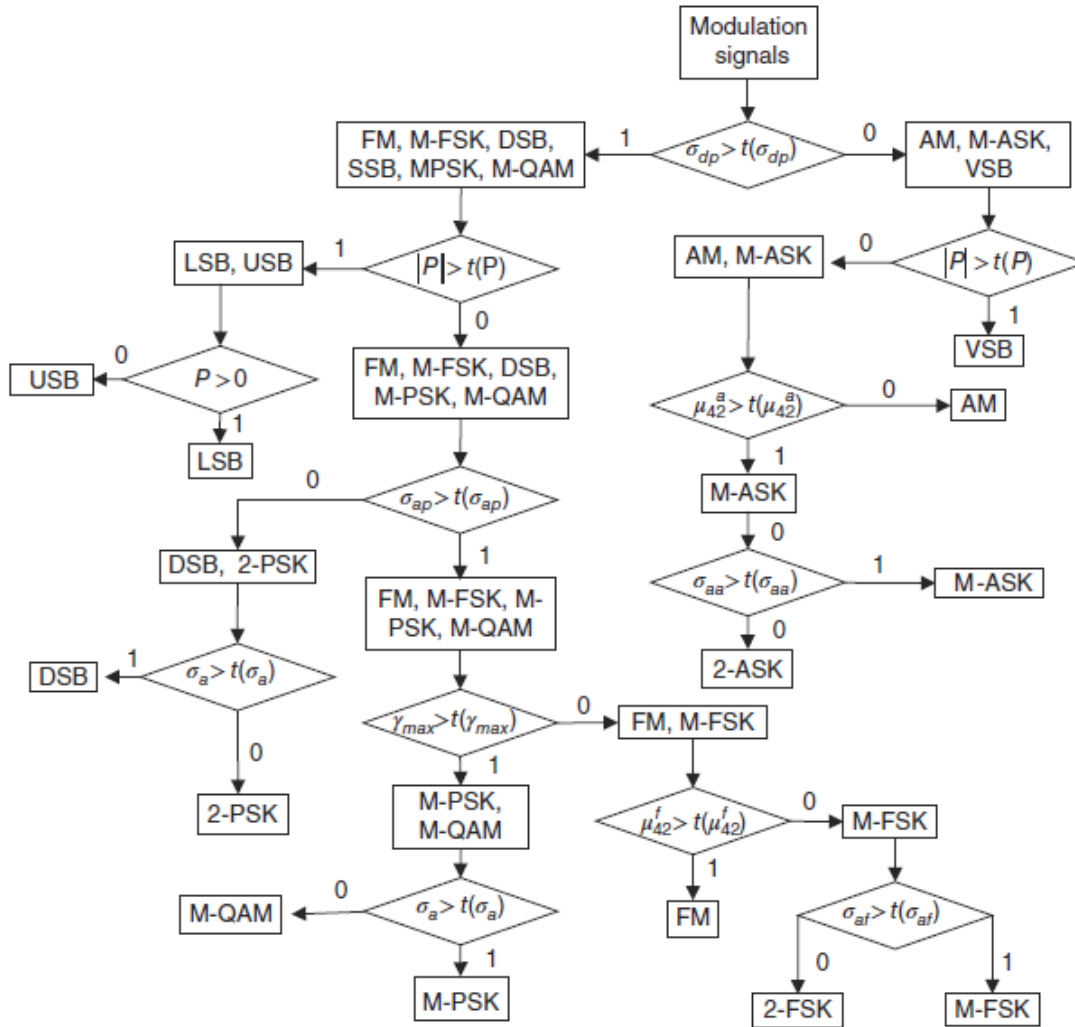


Figura 5: Árbol de decisión para la clasificación de modulaciones usando características espectrales.

Clasificadores de modulación ciega

Hay pocos clasificadores que tienen la capacidad de tratar con seguridad la clasificación cuando uno o dos parámetros de canal son desconocidos. Muchos clasificadores parecen ser capaces de reconocer el tipo de modulación sin la necesidad de tener la información del estado del canal (CSI). De hecho, la precisión de la clasificación suele ser muy inferior si el (CSI) no se utiliza para la preparación de valores de referencia o umbrales de decisión.

La clasificación de los tipos de modulación en un canal con (CSI) desconocido normalmente se divide en dos pasos. En el primer paso, se realiza la estimación del canal. La estimación puede adquirir todos los parámetros de canal necesarios o un (CSI) parcial. Cuando se estima la totalidad del (CSI), cualquier clasificador que hemos mencionado con anterioridad puede ser empleado para completar el segundo paso. Si el (CSI) se estima parcialmente, un clasificador que requiera el conocimiento previo de todos los parámetros del canal no podrá completar la clasificación. En su lugar, se requiere una clasificación semiciega que pueda complementar la estimación parcial del canal para completar el segundo paso de la clasificación de modulación ciega (BMC-por sus siglas en inglés).

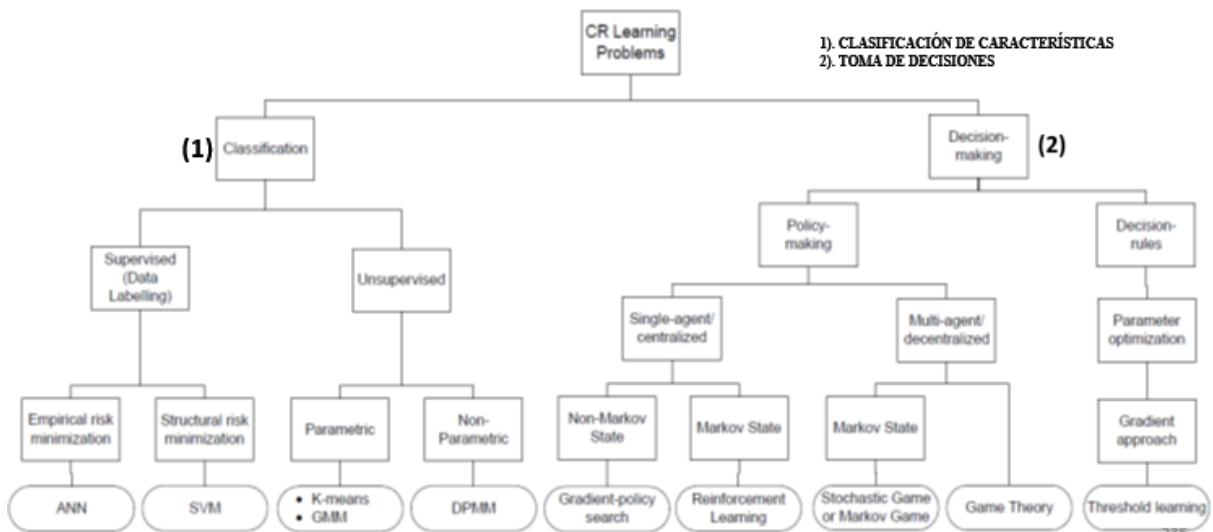


Figura 6: Algoritmos de clasificación basados en aprendizaje automático.

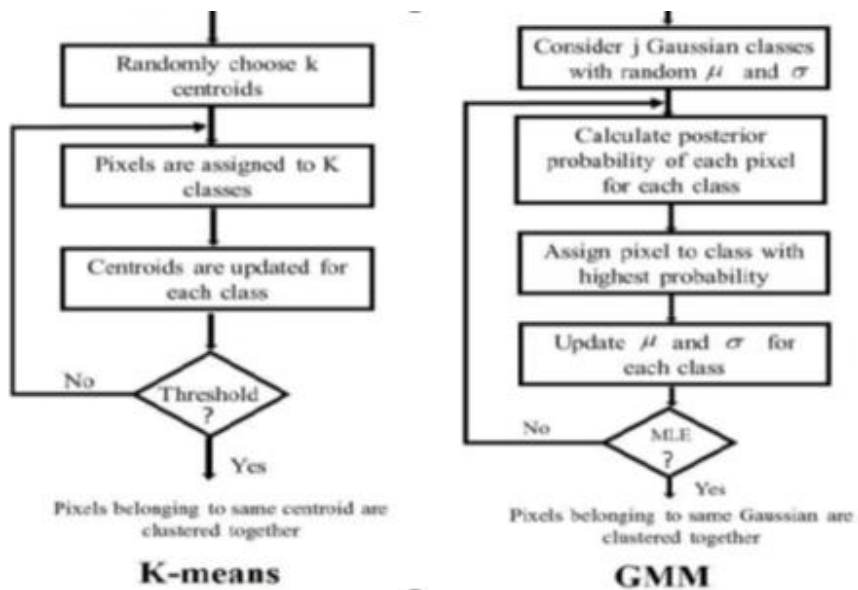


Figura 7: Algoritmos de clasificación basados en aprendizaje automático no supervisado paramétricos.

A continuación, presentamos algunos enfoques de clasificación de modulación ciega recientemente publicados que operan con (CSI) desconocidos. El primero se basa en la estimación de máxima probabilidad realizada sin supervisión a través de la maximización de la expectativa (EM-por sus siglas en inglés).

Para lograr un rendimiento de clasificación óptimo, los clasificadores basados en la probabilidad (LB), como el clasificador de máxima probabilidad (ML), requieren un conocimiento perfecto de la (CSI). En los sistemas normales donde el receptor conoce las modulaciones, la estimación es relativamente fácil, especialmente con muestras piloto. En el

sistema con (AMC), la modulación es desconocida para el receptor y, por lo tanto, no se puede utilizar en el estimador. Mientras que están disponibles estimadores para señales con modulación desconocida, la precisión de estimación no es lo suficientemente alta como para garantizar una alta precisión de clasificación. Además, tales estimadores están normalmente limitados a modulaciones del mismo tipo, pero diferentes órdenes. Cuando hay más de dos tipos de modulación en el grupo candidato, tales estimadores no son aplicables para la estimación de (CSI) para clasificadores basados en la probabilidad. Vale la pena señalar que los clasificadores (ALRT), (GLRT) y (HLRT) podrían construirse para lograr la estimación de máxima probabilidad de un parámetro de canal. La estimación se logra de manera exhaustiva que requiere la estimación de probabilidad para cada valor de parámetro de canal en un rango predefinido, lo que resulta altamente costoso computacionalmente. El asunto se agrava cuando es necesario estimar conjuntamente varios parámetros de canal. Por esta razón, los procesos iterativos como la maximización de expectativas (EM) se han convertido en una opción más realista para la estimación de canales [14].

Comparación en la precisión de clasificación promedio de todos los clasificadores en canal AWGN

- El clasificador de máxima probabilidad (ML) se utiliza para investigar la característica de rendimiento de los clasificadores basados en la probabilidad. Además, cuando se ofrece un conocimiento perfecto del canal, el clasificador (ML) también se utiliza para establecer el límite superior de precisión de clasificación. Se supone que el clasificador conoce la ganancia de canal y la varianza de ruido.
- El clasificador de pruebas (KS) de una muestra se adopta para representar los clasificadores basados en pruebas de distribución. Se supone que el clasificador conoce la ganancia de canal y la varianza de ruido.
- Para los clasificadores basados en características, hemos seleccionado tanto los “momentos” como los “cumulantes” debido a su alta precisión de clasificación para modulaciones digitales de diferentes órdenes.
- Para los clasificadores de aprendizaje automático, se emplea la combinación de (GP) y (KNN). En comparación con el clasificador KNN que usa las mismas características, pero sin la selección de características y la combinación de características, el perfil de rendimiento para el clasificador GP-KNN muestra que la precisión de clasificación para algunas de las modulaciones de orden superior es similar.
- Para los clasificadores de modulación ciega, el clasificador (EM-ML) se implementa con una etapa EM que proporciona la estimación conjunta del coeficiente de canal complejo y la varianza de ruido para cada hipótesis de modulación. Las estimaciones resultantes se utilizan para evaluar la probabilidad en cada hipótesis para el clasificador (ML).

Tomando el promedio de las precisiones de clasificación de todas las modulaciones (2-PAM; 4-PAM; 8-PAM; BPSK; QPSK; 8-PSK; 4-QAM; 16-QAM; 64-QAM) para cada un clasificador, la Fig. 8 proporciona una visión general de la comparación de rendimiento entre diferentes clasificadores en el canal AWGN [11].

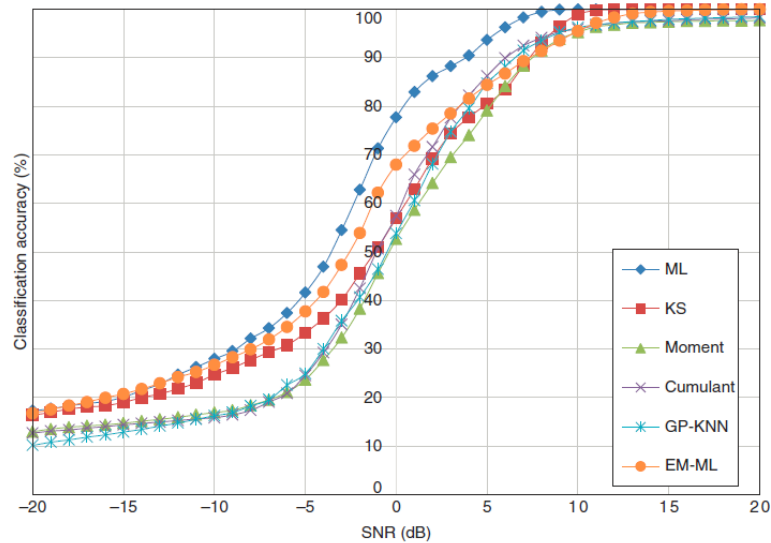


Figura 8: Precisión de clasificación promedio de todos los clasificadores en un canal AWGN.

CONCLUSIONES

Está claro que el requisito de los parámetros del canal varía entre la mayoría de los clasificadores. El mejor clasificador que es capaz de clasificar la mayoría de las modulaciones digitales, mientras no necesita un conocimiento previo del sistema de comunicación, es el clasificador EM-ML. Diferentes autores simularon las condiciones del canal, incluidos el ruido AWGN, el desplazamiento de fase y el desplazamiento de frecuencia, así como la limitación del tamaño reducido de la muestra de señal, mencionados aquí para probar el rendimiento del clasificador ML, el clasificador de prueba KS, el "momento" y clasificadores basados en "cumulantes", el clasificador GP-KNN y el clasificador EM-ML. Todos los clasificadores basados en probabilidad requieren un alto número de exponenciación y logaritmos, mientras que los otros clasificadores no necesitan estas operaciones. Los clasificadores con la menor cantidad de requisitos de cálculo son los clasificadores basados en pruebas de distribución, que no requieren exponenciación ni operaciones logarítmicas y necesitan un número menor de adiciones o multiplicaciones.

Por lo tanto, la (AMC) implica la detección del usuario principal (PU) en el sistema de radio cognitivo. La Clasificación Automática de Modulación (AMC) se ha convertido en una parte integral de los sistemas de radio inteligentes, incluida el radio cognitivo (CR) y el radio definido por software (SDR).

Hasta la fecha, hay pocos informes en la literatura que muestren la influencia de la sincronización del muestreo de la señal sobre la capacidad de clasificación, aunque es un problema importante en el campo de la clasificación automática de modulación. El principal aporte de este artículo es resumir de forma ordenada y coherente los progresos realizados a nivel internacional en la clasificación automática de modulación para radios cognitivos

REFERENCIAS

- [1] Jayaweera, Sudharman K. “Signal Processing for Cognitive Radios”. Published by John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey. 2015. 907 pages. ISBN 978-1-118-82493-1
- [2] Haykin, Simon; Setoodeh, Peyman. “Fundamentals of Cognitive Radio”. John Wiley & Sons, Inc. 2017. ISBN 9781119405832. 232 pages.
- [3] Thakur, Praveen S; Madan, Sushila. “Trends in Automatic Modulation Classification for Advanced Data Communication Networks”. International Journal of Advanced Research in Computer Engineering & Technology (IJARCET). 2015. Volume 4 Issue 2. ISSN: 2278 – 1323. 496 pages.
- [4] Matin, Mohammad A. “Spectrum Access and Management for Cognitive Radio Networks”. Springer. 2017. ISBN 978-981-10-2254-8. 293 pages.
- [5] Siyang, Zhou; Zhendong, Yin; Zhilu, Wu; Yunfei, Chen; Nan, Zhao; Zhutian, Yang. “A robust modulation classification method using convolutional neural networks”. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing. 2019. doi.org/10.1186/s13634-019-0616-6. Pages 15.
- [6] Xiaofan, He; Huaiyu Dai. “Adversary Detection For Cognitive Radio Networks”. Springer. 2018. ISBN 978-3-319-75868-8. 83 pages.
- [7] Zhiyuan, Jiang; Sheng, Chen; Molisch, Andreas F.; Sheng, Zhou; Zhisheng, Niu. “Exploiting Wireless Channel State Information Structures Beyond Linear Correlations”. arXiv:1812.00541v1 [cs.IT]. 2018. 7 pages.
- [8] Abdul Salam Al-Juboori, Ahmed. “Adaptive Coded Modulation Classification and Spectrum Sensing”. Tesis de doctorado, Faculty of Engineering and Informatics. University of Bradford. 2018. 289 pages.
- [9] Sushant, Kumar; Bohara, Vivek Ashok. “Automatic Modulation Classification by Exploiting Cyclostationary Features in Wavelet Domain”. Twenty-third National Conference on Communications (NCC). 2017. 6 pages.
- [10] Jianping, Zheng; Yanfang, Lv. “Likelihood-Based Automatic Modulation Classification in OFDM with Index Modulation”. Transactions on Vehicular Technology. IEEE. 2018. DOI 10.1109/TVT.2018.2839735. 13 pages.
- [11] Zhechen, Zhu; Nandi, Asoke K. “Automatic Modulation Classification. Principles, Algorithms and Applications”. Wiley. 2015. 194 pages.
- [12] Bkassiny, Mario.; Yang, Li.; Jayaweera, Sudharman K. “A Survey on Machine-Learning Techniques in Cognitive Radios”. IEEE COMMUNICATIONS SURVEYS & TUTORIALS, VOL. 15, NO. 3, THIRD QUARTER 2013. 24 pages.
- [13] Muhammad Waqar, Aslam; Zhechen, Zhu; and. Nandi, Asoke K. “Automatic Digital Modulation Classification Using Genetic Programming with K-Nearest Neighbor”. The 2010 Military Communications Conference. Waveform and signal processing Track”. IEEE. ISBN 9781424481798
- [14] Mort Naraghi-Pour. “Blind Modulation Classification over Fading Channels Using Expectation-Maximization”. IEEE COMMUNICATIONS LETTERS, VOL. 17, NO. 9, SEPTEMBER 2013.

SÍNTESIS BIOGRÁFICA DEL AUTOR

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