

ASIGNACIÓN DE ESPECTRO BASADO EN INTELIGENCIA ARTIFICIAL Y TEORÍA DE JUEGOS PARA EL CONTROL DE INTERFERENCIA EN UNA RED HETEROGÉNEA



JORGE EDISON MORA ARROYO

Tesis de Maestría en Electrónica y Telecomunicaciones.

Director:

Víctor Fabián Miramá Pérez – MSc.

Universidad del Cauca

Facultad de Ingeniería Electrónica y de Telecomunicaciones

Departamento de Telecomunicaciones

Línea de investigación Comunicaciones Inalámbricas

Popayán, febrero de 2020

JORGE EDISON MORA ARROYO

ASIGNACIÓN DE ESPECTRO BASADO EN
INTELIGENCIA ARTIFICIAL Y TEORÍA DE JUEGOS
PARA EL CONTROL DE INTERFERENCIA EN UNA RED
HETEROGÉNEA

Tesis presentada a la Facultad de Ingeniería
Electrónica y Telecomunicaciones de la
Universidad del Cauca para la obtención del
Título de:

Magister en
Electrónica y Telecomunicaciones

Director:
Víctor Fabián Miramá Pérez – MSc.

Popayán
2020

Hoja de Aprobación

Dedicatoria

*A Dios, por regalarme infinitas oportunidades de aprender día a día,
a mis padres, Jorge y Elsy por enseñarme que lo imposible solo tarda un poco más,
a Camila, mi compañera de vida, por su apoyo y amor incondicional,
a mi bebé Laura María, mi razón de ser, mi todo,
a mi familia y amigos.*

Agradecimientos

Al profesor Víctor Fabián Miramá Pérez por su orientación y apoyo durante la realización de esta tesis de maestría.

Al profesor Harold Romo Romero por su amistad y consejos durante todo el proceso de formación académico en la Universidad del Cauca.

A los evaluadores MSc. Darío Fajardo y MSc. Mario Henao, por su tiempo y disposición para la revisión de esta investigación.

Al Observatorio Vulcanológico y Sismológico de Pasto (OVSP) del Servicio Geológico Colombiano (SGC), por permitirme la flexibilidad de tiempo para cursar y culminar la maestría.

A todos aquellos que de alguna u otra manera contribuyeron para que la finalización de esta tesis de maestría sea una realidad.

JORGE EDISON MORA ARROYO

Resumen

El vertiginoso y exponencial incremento de los nuevos servicios móviles e inalámbricos, inherentes a las necesidades de una sociedad hiperconectada, demandan cada vez más el acceso casi inmediato y permanente de diferentes recursos radio, lo que implica atender de manera cuidadosa, aspectos de estudio como la prevista escasez del espectro electromagnético y su considerable subutilización en las radiocomunicaciones actuales, motivando así la investigación de modelos emergentes para la asignación dinámica de espectro. De esta manera, el Acceso Dinámico de Espectro (DSA, *Dynamic Spectrum Access*) se presenta como una solución prometedora para el reuso resiliente de canales inalámbricos de comunicación, en esquemas oportunistas o compartidos de bandas de frecuencia, entre las tecnologías y servicios que así lo requieran.

El reto principal de la DSA parte de la necesidad de garantizar a todos los usuarios de una red, protección contra la interferencia que se pudiera generar durante la ocupación simultánea de un canal de comunicación, bien sea, compartiéndolo concurrentemente entre diferentes tecnologías inalámbricas o reciclándolo cuando se encuentre disponible. Por lo tanto, se considera pertinente restringir el acceso a una cantidad sobrecargada de usuarios, con el fin de conseguir una coexistencia pacífica e inofensiva en un área de cobertura dada, teniendo en cuenta que el uso simultáneo de un canal por uno o más usuarios, será posible siempre y cuando, no excedan el umbral de interferencia y se ajusten a las restricciones impuestas por el sistema.

En consecuencia, en este trabajo de investigación se emplean técnicas de Inteligencia Artificial (AI, *Artificial Intelligence*) basadas en Optimización por Enjambre de Partículas (PSO, *Particle Swarm Optimization*) y Teoría de Juegos (GT, *Game Theory*), con el fin de dar solución al problema de DSA en una Red Heterogénea (HetNet, *Heterogeneous Network*), teniendo como función de utilidad métricas asociadas a la maximización de la tasa de datos y la densidad de usuarios, mediante el control de los niveles de interferencia establecidos por el escenario de comunicación bajo análisis.

Palabras Claves: Asignación Dinámica de Espectro, Inteligencia Artificial, Teoría de Juegos, Red Heterogénea.

Abstract

The vertiginous and exponential increase of the new mobile and wireless services, inherent to the needs of a hyperconnected society, increasingly demand the almost immediate and permanent access of different radio resources, which implies careful attention, aspects of study such as expected shortage of the electromagnetic spectrum and its considerable underutilization in current radiocommunications, thus motivating the investigation of emerging models for dynamic spectrum allocation. In this way, Dynamic Spectrum Access (DSA) is presented as a promising solution for the resilient reuse of wireless communication channels, in opportunistic or shared frequency band schemes, among the technologies and services that so require.

The main challenge of the DSA starts from the need to guarantee to all users of a network, protection against interference that could be generated during the simultaneous occupation of a communication channel, either, sharing it concurrently between different wireless technologies or recycling it when is available, Therefore, it is considered pertinent to restrict access to an overloaded amount of users, in order to achieve a peaceful and harmless coexistence in a given coverage area, taking into account that the simultaneous use of a channel by one or more users, it will be possible as long as they do not exceed the interference threshold and conform to the restrictions imposed by the system.

Consequently, this research work uses Artificial Intelligence (AI) techniques based on Particle Swarm Optimization (PSO) and Game Theory (GT), in order to give solution to the problem of DSA in a Heterogeneous Network (HetNet), having as utility function metrics associated with the maximization of the data rate and user's density, by controlling the interference levels established by the scenario of communication under analysis.

Key Words: Dynamic Spectrum Access, Artificial Intelligence, Game Theory, Heterogeneous Network.

CONTENIDO

	Pág.
CAPÍTULO 1.....	1
Introducción.....	1
1.1 Justificación de la Tesis.....	3
1.2 Contribución de la Tesis.....	4
1.3 Organización de la Tesis.....	5
CAPÍTULO 2.....	7
Conceptos Fundamentales.....	7
2.1 Redes Heterogéneas.....	7
2.2 Asignación Dinámica de Espectro.....	8
2.3 Inteligencia Artificial.....	11
2.4 Teoría de Juegos.....	15
CAPÍTULO 3.....	21
Definición del Modelo Bajo el Esquema de Espectro Compartido.....	21
3.1 DSA Basado en Inteligencia Artificial.....	21
3.2 Algoritmo PSO.....	22
3.3 Algoritmo SCPSO.....	24
3.4 Algoritmo MBPSO.....	27
3.5 Definición del Modelo de HetNet.....	29
3.6 Definición del Modelo de Interferencia.....	31
3.7 Definición de las Métricas de Evaluación del Sistema.....	34
CAPÍTULO 4.....	37
Pruebas y Análisis del Desempeño Obtenido Mediante el Esquema de Espectro Compartido.....	37
4.1 Definición General del Escenario de Simulación.....	37
4.2 Pruebas y Análisis de la Capacidad Obtenida con el Algoritmo SCPSO.....	40
4.3 Pruebas y Análisis de la Capacidad Obtenida con el Algoritmo MBPSO.....	46
4.4 Análisis Comparativo de la Capacidad Obtenida con los Algoritmos SCPSO y MBPSO.....	51

CAPÍTULO 5.....	57
Definición del Modelo Bajo el Esquema de Acceso Oportunista al Espectro	57
5.1 DSA Basado en Teoría de Juegos e Inteligencia Artificial	57
5.2 Algoritmo Basado en GT y SLA.....	58
5.3 Algoritmo Basado en GT y USLA	66
CAPÍTULO 6.....	81
Pruebas y Análisis del Desempeño Obtenido Mediante el Esquema de Acceso Oportunista al Espectro.....	81
6.1 Definición General del Escenario de Simulación para el Algoritmo Basado en GT y SLA	81
6.2 Definición General del Escenario de Simulación para el Algoritmo Basado en GT y USLA.....	93
CAPÍTULO 7.....	103
Conclusiones y Trabajos Futuros	103
7.1 Conclusiones.....	103
7.2 Trabajo Futuro.....	113
APÉNDICE A.....	115
Demostración del Teorema 1 del Algoritmo Basado en GT y SLA.....	115
A1. \mathcal{G}_c es un Juego Potencialmente Exacto.....	115
APÉNDICE B.....	117
Demostración del Teorema 2 del Algoritmo Basado en GT y SLA.....	117
B1. El Juego de Selección de Canales \mathcal{G}_c tiene Múltiples puntos de NE.....	117
APÉNDICE C.....	119
Demostración de la Proposición 3 del Algoritmo Basado en GT y USLA.....	119
C1. Interferencia Agregada Esperada Si Todos los Jugadores Eligen el Mismo Canal	119
REFERENCIAS	121

LISTA DE TABLAS

Tabla 3.1. Valores del estado de bit de velocidad de la partícula.....	28
Tabla 4.1. Parámetros del algoritmo SCPSO.....	41
Tabla 4.2. Parámetros de los experimentos realizados.....	41
Tabla 4.3. Parámetros del algoritmo MBPSO.....	46
Tabla 4.4. Resumen de los resultados obtenidos con los algoritmos SCPSO y MBPSO para $\lambda = 0$	51
Tabla 4.5. Resumen de los resultados obtenidos con los algoritmos SCPSO y MBPSO para $\lambda = 0.5$	52
Tabla 4.6. Resumen de los resultados obtenidos con los algoritmos SCPSO y MBPSO para $\lambda = 1$	52
Tabla 6.1. Parámetros de los escenarios de simulación para el algoritmo basado en GT y SLA.....	87

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1. Esquema de una HetNet compuesta por varias femto-celdas desplegadas sobre una macrocelda.	7
<i>Figura 2.2.</i> Comparación gráfica de los modelos de asignación de espectro estático y dinámico. Adaptada de [5].	10
Figura 2.3. Estructura de juegos cooperativos en GT. Adaptada de [34].	15
<i>Figura 2.4</i> Estructura de juegos no cooperativos en GT. Adaptada de [34].	16
Figura 3.1. Esquema general de CSA.	22
Figura 3.2. Modelo del sistema. Modificada de [3].	30
Figura 3.3. Modelo básico de interferencia. Modificada de [43].	31
Figura 4.1. Ilustración del proceso de asignación de espectro compartido.	39
Figura 4.2. Secuencia evolutiva (de izquierda a derecha, de arriba abajo) del proceso de asignación de SU compartiendo espectro en la HetNet.	40
Figura 4.3. Valores promedio de tasa de datos obtenidos para la función de utilidad de SCPSO con $\lambda = 0$	42
Figura 4.4. Valores promedio de SU con espectro asignado obtenidos para la función de utilidad de SCPSO con $\lambda = 1$	42
Figura 4.5. Promedio tasa de datos y densidad de SU para SCPSO con $\lambda = 0.3$	43
Figura 4.6. Promedio tasa de datos y densidad de SU para SCPSO con $\lambda = 0.5$	43
Figura 4.7. Promedio tasa de datos y densidad de SU para SCPSO con $\lambda = 0.8$	44
Figura 4.8. Curva de desempeño del algoritmo SCPSO en función de la convergencia de la tasa de datos para $\lambda = 0.5$	45
Figura 4.9. Valores promedio de tasa de datos obtenidos para la función de utilidad de MBPSO con $\lambda = 0$	47
Figura 4.10. Valores promedio de SU con espectro asignado obtenidos para la función de utilidad de MBPSO con $\lambda = 1$	47
Figura 4.11. Promedio tasa de datos y densidad de SU para MBPSO con $\lambda = 0.3$	48
Figura 4.12. Promedio tasa de datos y densidad de SU para MBPSO con $\lambda = 0.5$	48
Figura 4.13. Promedio tasa de datos y densidad de SU para MBPSO con $\lambda = 0.8$	49
Figura 4.14. Curva de desempeño del algoritmo MBPSO en función de la convergencia de la tasa de datos para $\lambda = 0.5$	50
Figura 4.15. Desempeño en términos de la tasa de datos promedio obtenida para los Algoritmos SCPSO y MBPSO cuando $\lambda = 0$	54

Figura 4.16. Desempeño en términos de la densidad de SU promedio obtenida para los Algoritmos SCPSO y MBPSO cuando $\lambda = 1$.	54
Figura 4.17. Curvas de desempeño de los algoritmos SCPSO y MBPSO en función de la convergencia de la tasa de datos para $\lambda = 0.5$.	55
Figura 5.1. Esquema general de OSA. Adaptada de [58].	58
Figura 5.2. Estructura de transmisión de los SU. Adaptada de [14].	60
Figura 5.3. Diagrama ilustrativo del algoritmo basado en GT y USLA. Adaptada de [15].	77
Figura 5.4. Esquema del algoritmo basado en GT y USLA. Adaptada de [15].	78
Figura 6.1. Evolución de la probabilidad de selección de canal para el SU ₁ .	83
Figura 6.2. Evolución de la probabilidad de selección de canal para el SU ₂ .	83
Figura 6.3. Evolución de la probabilidad de selección de canal para el SU ₃ .	84
Figura 6.4. Evolución de la probabilidad de selección de canal para el SU ₄ .	84
Figura 6.5. Evolución de la probabilidad de selección de canal para el SU ₅ .	85
Figura 6.6. Evolución de la probabilidad de selección de canal para el SU ₆ .	85
Figura 6.7. Evolución del número de SU que seleccionan cada canal primario disponible.	86
Figura 6.8 Comparación del desempeño esperado alcanzado por el sistema de acuerdo a los parámetros definidos en el escenario 1.	88
Figura 6.9. Comparación del desempeño esperado alcanzado por el sistema de acuerdo a los parámetros definidos en el escenario 2.	88
Figura 6.10. Comparación del desempeño esperado alcanzado por el sistema de acuerdo a los parámetros definidos en el escenario 3.	89
Figura 6.11. Comparación del desempeño esperado alcanzado por el sistema de acuerdo a los parámetros definidos en el escenario 4.	89
Figura 6.12. Evolución de la probabilidad de selección de canal con $b = 0.025$ para un SU arbitrario.	90
Figura 6.13. Evolución de la probabilidad de selección de canal con $b = 0.05$ para un SU arbitrario.	91
Figura 6.14. Evolución de la probabilidad de selección de canal con $b = 0.1$ para un SU arbitrario.	91
Figura 6.15. Evolución de la probabilidad de selección de canal con $b = 0.2$ para un SU arbitrario.	92
Figura 6.16. Evolución de la probabilidad de selección de canal con $b = 0.3$ para un SU arbitrario.	92
Figura 6.17. Evolución de la probabilidad de selección de canal con $b = 0.4$ para un SU arbitrario.	93
Figura 6.18. Evolución de las probabilidades de selección de canales para tres nodos elegidos arbitrariamente en la HetNet considerada.	95

Figura 6.19. Evolución de la probabilidad de selección de canal para el nodo 1.....	96
Figura 6.20. Evolución de la probabilidad de selección de canal para el nodo 2.....	96
Figura 6.21. Evolución de la probabilidad de selección de canal para el nodo 3.....	97
Figura 6.22. Evolución de la probabilidad de selección de canal para el nodo 4.....	97
Figura 6.23. Evolución de la probabilidad de selección de canal para el nodo 5.....	98
Figura 6.24. Evolución del número de nodos que seleccionan cada canal primario disponible.....	98
Figura 6.25. Evolución de la convergencia del algoritmo basado en GT y USLA en función de la Interferencia Agregada Ponderada Esperada para un HetNet con $N = 5$	99
Figura 6.26. Evolución de la convergencia del algoritmo basado en GT y USLA en función de la Interferencia Agregada Ponderada Esperada para un HetNet con $N = 10$	100
Figura 6.27. Evolución de la convergencia del algoritmo basado en GT y USLA en función de la Interferencia Agregada Ponderada Esperada para un HetNet con $N = 15$	100
Figura 6.28. Evolución de la convergencia del algoritmo basado en GT y USLA en función de la Interferencia Agregada Ponderada Esperada para un HetNet con $N = 20$	101
Figura 6.29. Resultados de la Interferencia Agregada Ponderada Esperada para cuatro topologías de HetNet diferentes.....	102
Figura 6.30. Resultados de la tasa de datos esperada para cuatro topologías de HetNet diferentes.....	103
Figura 6.31. Impacto del tamaño del paso de aprendizaje b en el algoritmo basado en GT y USLA para $M = 5$, $N = 20$ y $D = 0.005$	104
Figura 6.32. Impacto de la constante positiva D en el algoritmo basado en GT y USLA para $M = 5$, $N = 20$ y $b = 0.1$	105

Lista de Términos y Abreviaturas

AI	<i>Artificial Intelligence</i> – Inteligencia Artificial.
ANN	<i>Artificial Neuronal Networks</i> – Redes Neuronales Artificiales.
BR	<i>Best Response</i> – Mejor Respuesta.
BS	<i>Base Station</i> – Estación Base.
BW	<i>Bandwidth</i> – Ancho de Banda.
CN	<i>Converging Networks</i> – Redes Convergentes.
CR	<i>Cognitive Radio</i> – Radio Cognitivo.
CRN	<i>Cognitive Radio Network</i> – Redes Radio Cognitivas.
CSA	<i>Concurrent Spectrum Access</i> – Acceso Concurrente al Espectro.
CSMA	<i>Carrier Sense Multiple Access</i> – Acceso Múltiple por Detección de Portadora.
CU	<i>Cognitive User</i> – Usuario Cognitivo.
DSA	<i>Dynamic Spectrum Allocation</i> – Asignación Dinámica de Espectro.
GT	<i>Game Theory</i> – Teoría de Juegos.
HetNets	<i>Heterogeneous Networks</i> – Redes Heterogéneas.
IEEE	<i>Institute of Electrical and Electronics Engineers</i> – Instituto de Ingeniería Eléctrica y Electrónica.
ITU	<i>International Telecommunication Union</i> – Unión Internacional de Telecomunicaciones.
MBPSO	<i>Memory Binary Particle Swarm Optimization</i> – Optimización Binaria por Enjambre de Partículas con Memoria.
MO	<i>Multi-Objective</i> – Multiobjetivo.
NE	<i>Nash Equilibrium</i> – Equilibrio de Nash.
NGN	<i>New Generation Networks</i> – Redes de Nueva Generación.
OSA	<i>Opportunistic Spectrum Access</i> – Acceso Oportunista al Espectro.

PC	<i>Power Control</i> – Control de Potencia.
PMF	<i>Probability Mass Function</i> – Función de Masa de Probabilidad.
POA	<i>Price of Anarchy</i> – Precio de la Anarquía.
PSO	<i>Particle Swarm Optimization</i> – Optimización por Enjambre de Partículas.
PU	<i>Primary User</i> – Usuario Primario.
QoS	<i>Quality of Service</i> – Calidad de Servicio.
RAT	<i>Radio Access Technologies</i> – Tecnologías de Acceso Radio.
RF	<i>Radiofrequency</i> – Radiofrecuencia.
RL	<i>Reinforcement Learning</i> – Aprendizaje Reforzado.
RRM	<i>Radio Resource Management</i> – Gestión de Recursos Radio.
SCPSO	<i>Socio Cognitive Particle Swarm Optimization</i> – Optimización por Enjambre de Partículas Socio-Cognitiva.
SINR	<i>Signal to Interference plus Noise Ratio</i> – Relación Señal a Interferencia más Ruido.
SLA	<i>Stochastic Learning Automats</i> – Autómatas de Aprendizaje Estocástico.
SH	<i>Spectrum Holes</i> – Agujeros Espectrales.
SU	<i>Secondary User</i> – Usuario Secundario.
USLA	<i>Uncoupled Stochastic Learning Automats</i> – Autómata de Aprendizaje Estocástico Desacoplado.
WS	<i>Weighted Sum</i> – Suma Ponderada.

Capítulo 1

Introducción

El crecimiento significativo de los sistemas de comunicaciones móviles e inalámbricos, demandan de manera permanente el uso de diferentes recursos radio, cuya disponibilidad está limitada: por ancho de banda, densidad de usuarios, potencia de transmisión o interferencia, características inherentes a la naturaleza variable y dinámica de un canal de comunicaciones. Lo anterior, permite explorar continuamente alternativas para el uso eficiente de los recursos finitos espectrales, con el fin de analizar y proponer modelos emergentes de control de interferencia, control de potencia y acceso dinámico al espectro [1]; basando su principio en un conjunto de técnicas soportadas en las teorías de la información y las telecomunicaciones. Es así como el concepto de análisis y control de parámetros de radiofrecuencia (RF, *Radiofrequency*) comprende diferentes campos de acción, tales como: la AI, la GT, los Principios de Optimización y el Aprendizaje Automático [2], herramientas matemáticas que fundamentan el desarrollo de esta investigación.

De esta manera y con el fin de atender las demandas de Ancho de Banda (BW, *Bandwidth*) y Calidad de Servicio (QoS, *Quality of Service*) surgen las nuevas generaciones de redes móviles e inalámbricas, las cuales requieren del trabajo conjunto de múltiples redes y Tecnologías de Acceso Radio (RAT, *Radio Access Technologies*), como por ejemplo aquellas redes compuestas principalmente por una combinación de celdas de gran tamaño (macro-celdas) y celdas pequeñas (micro-celdas, pico-celdas o femto-celdas), coexistiendo en un mismo espacio de RF o traslapándose en su zona de cobertura, lo que se define en la literatura como Redes Heterogéneas (HetNets, *Heterogeneous Networks*) [3].

Consecuentemente, el incremento en el desarrollo de aplicaciones y su tiempo de uso, así como la existencia de redes de nueva generación, producen una mayor cantidad de transmisión de datos y demanda de recursos [3]. Lo anterior, causa una

percepción equivocada de escasez de espectro, sin embargo; diversos estudios han concluido que se trata de un problema de acceso, administración, control y uso del recurso, puesto que se ha observado que mientras ciertas bandas se encuentran contaminadas por una excesiva polución debida a los altos niveles de piso de ruido por interferencias, otras, presentan un desaprovechamiento significativo, propiciando así una coexistencia radioeléctrica heterogénea inequitativa [3-8].

Por lo tanto, en esta tesis de maestría se investiga y analiza la asignación de espectro para el control de interferencia, como una posible solución para optimizar el uso de dicho recurso, compartiendo o reusando bandas de frecuencia entre las tecnologías y servicios inalámbricos que así lo requieran, bajo la consideración de que la interferencia es dañina, cuando es lo suficientemente significativa como para desencadenar una interrupción en el servicio a cualquiera de los usuarios de la red, teniendo en cuenta que para garantizar la transmisión exitosa entre los diferentes usuarios que comparten simultáneamente un canal de RF, es imperativo mantener el nivel de interferencia del sistema por debajo de un valor umbral inofensivo.

Debido a esto es posible definir una forma de administración que tiene una estructura de acceso al espectro priorizada, en la que se distinguen claramente dos tipos de usuarios, aquellos con prioridad baja de acceso a un canal de comunicaciones, denominados Usuarios Secundarios (SU, *Secondary Users*), los cuales analizan el comportamiento de los usuarios con prioridad alta de acceso al canal, denominados Usuarios Primarios (PU, *Primary Users*), con el fin de explotar sus canales de comunicación; para ello, los SU deben ajustar sus parámetros de transmisión para no interrumpir la comunicación de los PU [3,5]. Una de las estrategias más destacadas del uso de DSA, es el aprovechamiento simultáneo u oportunista del canal radioeléctrico, tanto por el PU; como por uno o más SU, siempre y cuando, estos últimos no sobrepasen un umbral de Relación Señal a Interferencia más Ruido (SINR, *Signal to Interference plus Noise Ratio*) impuesto por el PU.

Lo descrito anteriormente implica el acceso limitado a una cantidad excesiva de SU a la red, de tal forma que se logre una coexistencia mutualista y pacífica con los PU que se encuentran presentes en la HetNet. Asimismo, es importante el estudio de algoritmos de asignación de canal para establecer el compromiso entre la tasa máxima de datos y el número máximo de SU que pueden compartir concurrentemente o reusar un canal primario bajo restricciones de QoS, es ahí en donde la combinación adecuada de herramientas como la AI y la GT permiten una

aproximación eficiente en la búsqueda de una solución óptima al problema en mención.

En este contexto, los esfuerzos de este trabajo de investigación están encaminados a analizar como una posible solución la asignación de espectro basada en AI y GT, para el reuso espectral, bien sea, compartiendo el recurso de manera concurrente, o reciclándolo cuando se encuentre disponible; para evaluar así la capacidad alcanzada por una HetNet, mediante restricciones relacionadas con la tasa de datos y/o la densidad de usuarios atendidos.

1.1 Justificación de la Tesis

La búsqueda de mejores estrategias o diferentes implementaciones de los procedimientos o mecanismos de Gestión de Recursos Radio (RRM, *Radio Resource Management*) en Redes Convergentes (CN, *Converging Networks*) o Redes de Nueva Generación (NGN, *New Generation Networks*), orientadas al desarrollo y evolución de tecnologías 4G, 4.5G y 5G, propician espacios de investigación que buscan estudiar la DSA en las redes de comunicaciones inalámbricas actuales y de próxima generación, por medio de la aplicación de herramientas como la AI y la GT, y así analizar la capacidad de dichos sistemas, de acuerdo a sus requerimientos, exigencias y necesidades [9-13].

Razón por la cual, es importante investigar y profundizar en la capacidad potencial que pueden tener diferentes herramientas matemáticas de modelado, al ser aplicadas al análisis del problema de DSA en HetNets, dada su relevancia en el desempeño de un sistema de comunicaciones, puesto que la máxima tasa de datos alcanzada y/o la densidad de usuarios atendidos, están intrínsecamente relacionadas con los umbrales de SINR admisibles en el sistema, e inherentemente asociados a los niveles de potencia de transmisión del terminal móvil de cada usuario. Es así como la aplicación de AI y GT como técnicas novedosas de análisis y modelado de diferentes estrategias y/o procedimientos de RRM permite analizar el comportamiento global de un sistema [3, 7, 9, 14-15].

Con base en lo anterior la presente tesis de maestría busca ser un fundamento para la apropiación de las técnicas de AI y GT como herramientas de análisis y modelado

de diferentes situaciones relacionadas con la RRM en sistemas de comunicaciones móviles e inalámbricos.

1.2 Contribución de la Tesis

El aporte de esta tesis de maestría radica en el estudio, implementación y análisis de escenarios de comunicación inalámbrica a nivel de sistema mediante procesos de simulación, orientados a la DSA basada en AI y GT, que permitan mitigar el impacto nocivo de la interferencia en una red heterogénea, con el fin de evaluar su capacidad; relacionada con la máxima tasa de datos alcanzada y/o la densidad de usuarios atendidos, mediante el uso eficiente de recursos radio.

Para ello, se emplea un modelo de acceso jerárquico al espectro, en el cual se realiza una distinción entre dos tipos de usuarios: PU y SU. Con base en esta distinción, son de especial interés para el desarrollo de esta investigación, los esquemas de Acceso Concurrente al Espectro (CSA, *Concurrent Spectrum Access*) y de Acceso Oportunista al Espectro (OSA, *Opportunistic Spectrum Access*).

En el modelo CSA se imponen restricciones en la potencia de transmisión de los SU, de modo que, al operar de forma concurrente con los PU, la interferencia en el receptor primario se encuentre por debajo de un umbral preestablecido [16-17]. Para la operación concurrente con los PU, los SU deben ser capaces de estimar el nivel de interferencia generado en los PU, con el fin de poder coexistir pacíficamente en una HetNet. De esta manera, en esta investigación, se presentan dos algoritmos de asignación de canal, basados en AI utilizando técnicas de PSO y computo multiobjetivo, con el fin de establecer el compromiso entre la máxima tasa de datos y la densidad de SU que pueden compartir concurrentemente un canal primario bajo las restricciones impuestas por el sistema.

Por otra parte, en el modelo OSA, los SU son capaces de identificar porciones disponibles del espectro, comúnmente denominadas Agujeros Espectrales (SH, *Spectrum Holes*), que utilizan para sus propias transmisiones sin interferir a los PU [16]. Es así, como en este trabajo de investigación se explota también este esquema, mediante el desarrollo de dos algoritmos basados en GT y Autómatas de Aprendizaje Estocástico (SLA, *Stochastic Learning Automatons*), con el fin de estudiar el problema de selección de canales distribuidos en entornos de RF

desconocidos y dinámicos, en donde, la única información disponible en el sistema es el historial individual de las decisiones y recompensas de selección de canales de cada usuario; estableciendo así, una solución que es capaz de aprender de la información histórica, y demostrando que los algoritmos pueden converger al Equilibrio de Nash (NE, *Nash Equilibrium*) [14-15].

1.3 Organización de la Tesis

Este documento se encuentra organizado de la siguiente manera:

- Capítulo 1. Introducción al documento de tesis de maestría.
- Capítulo 2. Conceptos Fundamentales.
- Capítulo 3. Definición del modelo bajo el esquema de espectro compartido.
- Capítulo 4. Pruebas y análisis del desempeño obtenido mediante el esquema de espectro compartido.
- Capítulo 5. Definición del modelo bajo el esquema de acceso oportunista al espectro.
- Capítulo 6. Pruebas y análisis del desempeño obtenido mediante el esquema de acceso oportunista al espectro.
- Capítulo 7. Conclusiones y trabajos futuros.

Capítulo 2

Conceptos Fundamentales

2.1 Redes Heterogéneas

El concepto de HetNet es uno de los términos más ampliamente utilizados, pero vagamente definido en la industria de las comunicaciones inalámbricas actuales. En general en gran parte de la literatura se considera que una HetNet se compone principalmente por una combinación de celdas de gran tamaño (macro-celdas) y celdas pequeñas (micro-celdas, pico-celdas y femto-celdas), concepto asimilado para el desarrollo de esta investigación, que se encuentra representado gráficamente en la Figura 2.1 [3, 5, 7, 10-11].

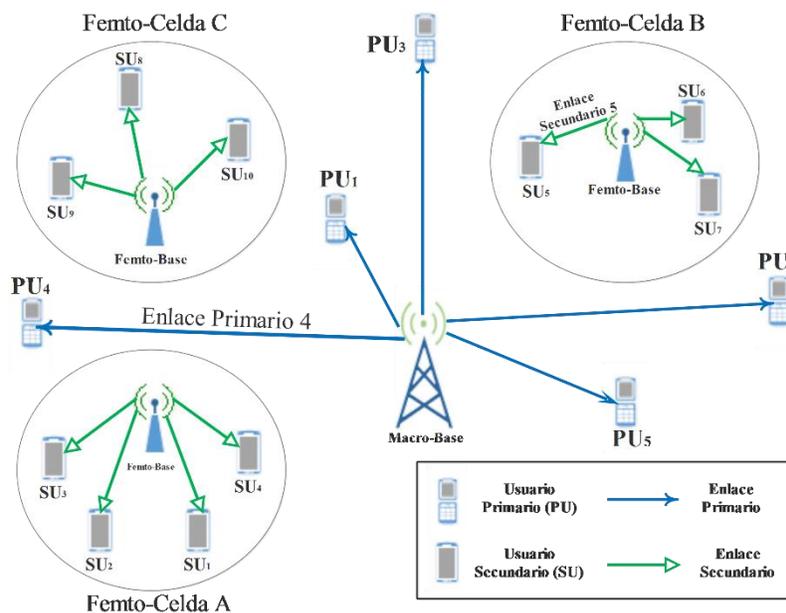


Figura 2.1. Esquema de una HetNet compuesta por varias femto-celdas desplegadas sobre una macrocelda.

Por otra parte, diferentes autores consideran la red celular más la red WiFi como un caso de uso principal de HetNet. También hay quienes proponen la inclusión de

nuevas arquitecturas de red y conectividad como parte de la visión heterogénea de las redes; entre las que se encuentran topologías como punto de acceso personal, punto a punto, dispositivo a dispositivo, comunicación de campo cercano y agregación de tráfico, coexistiendo en un mismo espacio de RF. De esta manera, y teniendo en cuenta que el intercambio flexible de información y la DSA se convierten en parte de la infraestructura de la red, se puede hablar de HetNets con características inteligentes o basadas en Radio Cognitivo (CR, *Cognitive Radio*) [18].

2.2 Asignación Dinámica de Espectro

Actualmente, el término DSA por lo general se asocia a un sistema de radio que accede de forma dinámica al espectro basado en la observación del entorno radioeléctrico. De acuerdo con las bandas de frecuencias utilizadas se pueden distinguir dos modelos de acceso dinámico al espectro: modelo de acceso libre y modelo de acceso jerárquico [19].

El modelo de acceso libre se refiere al uso del espectro en frecuencias no licenciadas, tales como la banda de uso Industrial, Científico y Médico (ISM, *Industrial, Scientific, and Medical*). En estas bandas de frecuencias todos los usuarios tienen los mismos derechos para la utilización del espectro y no requieren de licencia, siempre que se respeten las regulaciones establecidas. Estas regulaciones incluyen generalmente la definición de los límites espectrales, frecuencias portadoras y máxima potencia de transmisión [20].

En el modelo de acceso jerárquico se pueden diferenciar tres esquemas de comunicación: *Interweave*, *Underlay* y *Overlay*.

En el esquema *Interweave*, los SU son capaces de identificar porciones disponibles del espectro, comúnmente denominadas agujeros espectrales, los cuales son utilizados para sus propias transmisiones sin interferir a los PU [16].

La estrategia de DSA *Underlay*, también denominada acceso compartido al espectro en [17], impone severas restricciones en la potencia de transmisión de los SU de modo que, al operar de forma concurrente con los PU, la interferencia en el receptor primario se encuentre por debajo de un umbral preestablecido [16]. Para la

operación concurrente con los PU, los SU deben ser capaces de estimar el nivel de interferencia generado en los PU.

En el esquema *Overlay* los SU utilizan parte de sus recursos para asistir las comunicaciones de los PU. De acuerdo con este modelo, es necesario que los SU posean información de los esquemas de codificación o modulación y de las técnicas de acceso al medio utilizados por los PU, información que puede ser obtenida si los PU utilizan un estándar de comunicación basado en códigos públicos.

Las distinciones anteriormente descritas, que se realizan entre estas estrategias de DSA resultan útiles para su estudio desde el punto de vista teórico, pero ello no implica que todo modelo de DSA, deba categorizarse unívocamente como *Underlay*, *Interweave* u *Overlay*.

En sentido general, el DSA requiere de cuatro funcionalidades estrechamente vinculadas al ciclo cognitivo [20]:

- ✓ Identificar las oportunidades de acceso al espectro (*Spectrum Awareness*).
- ✓ Seleccionar las bandas de frecuencia a utilizar (*Spectrum Decision*).
- ✓ Coordinar el acceso al espectro con otros SU (*Spectrum Sharing*).
- ✓ Desocupar los canales utilizados cuando son requeridos por los PU (*Spectrum Handoff*).

Con base en los conceptos desarrollados es importante comprender la definición de oportunidad espectral, definida en [1], como: “una banda de frecuencia que no es utilizada por el PU de dicha banda, en un momento dado, en un área geográfica específica”. En virtud de extender el alcance de esta definición puesto que algunos autores la consideran insuficiente, debido a que se limita a la explotación de solo tres dimensiones del espectro radioeléctrico: frecuencia, espacio y tiempo, se proponen otras dimensiones en que puede explotarse el acceso oportunista al espectro, como el código de espectro extendido y el ángulo de arribo de la señal. Los métodos de identificación de las oportunidades de acceso al espectro pueden clasificarse como pasivos o activos. En primer caso, la información sobre la disponibilidad del espectro se recibe desde fuentes externas al sistema CR, y en el segundo caso, los SU identifican las oportunidades de acceso al espectro mediante la detección del espectro individual o cooperativa.

Con el fin de entender la relevancia de las técnicas de DSA, se presenta en la Figura 2.2 una comparación gráfica de los modelos de acceso al espectro estático y dinámico, respectivamente, en la cual se puede apreciar sus notorias diferencias.

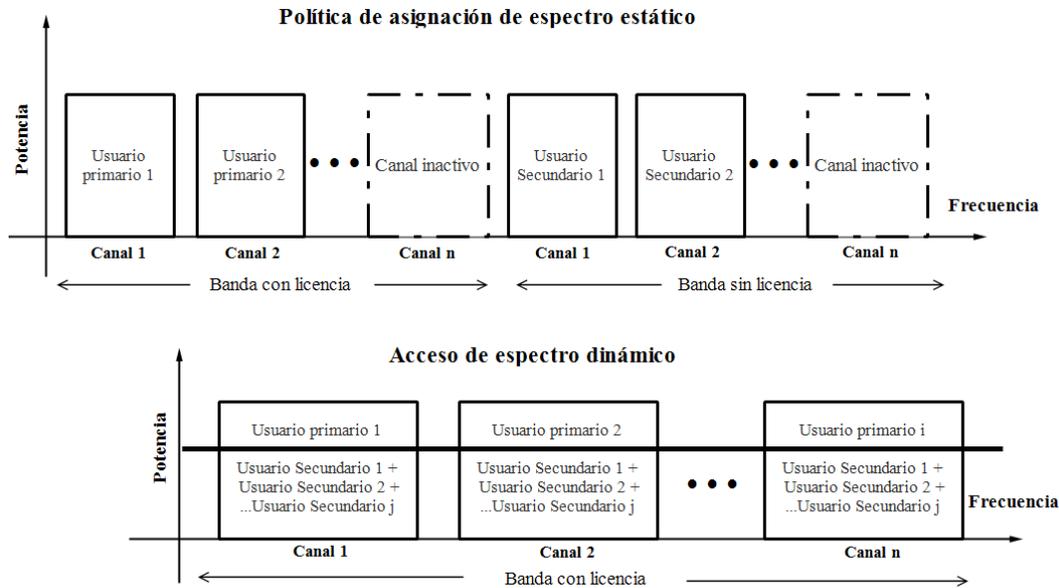


Figura 2.2. Comparación gráfica de los modelos de asignación de espectro estático y dinámico. Adaptada de [5].

Como se puede apreciar, en la política de asignación de espectro estático, el recurso espectral se divide en partes denominadas bandas, que pueden ser o no licenciadas. Cada banda se divide en pequeños bloques llamados canales, así un usuario puede acceder a una banda de espectro y explotar un canal inactivo según el servicio que él demanda, ya que a cada servicio inalámbrico se le asigna una banda para uso exclusivo. Esto significa que, si un usuario realiza una llamada de telefonía celular, el dispositivo del usuario accederá a la banda de espectro en la que se asignan los servicios celulares y ocupará un canal inactivo; lo que genera la percepción de que el espectro disponible está infrautilizado en ciertas bandas de frecuencia, mientras que en otras puede ser limitado.

Desde otra perspectiva, en el modelo de acceso dinámico al espectro mostrado en la parte baja de la Figura 2.2, un SU o un conjunto de SU pueden transmitir usando un canal en la banda de espectro licenciada cuando los PU también estén transmitiendo, mediante la imposición de un umbral de SINR a los SU para que la interferencia en el receptor primario se controle y los PU puedan comunicarse exitosamente. Así, los SU no generarán interferencias perjudiciales para los PU al

compartir el canal. Retomando el ejemplo de la llamada de telefonía celular, lo anterior significa que los SU pueden efectuar un servicio de Internet y el PU realizar una llamada vía celular, todos en el mismo canal, por lo tanto, un canal primario puede ser explotado por más usuarios, reciclando el espectro y usándolo de manera más eficiente [5].

2.3 Inteligencia Artificial

La AI tiene como objetivo principal dotar a las máquinas de la capacidad y aptitud suficientes para que realicen diferentes tareas, de la manera más cercana a como las realizaría un experto. Una máquina inteligente es capaz de percibir características de su entorno para la toma de decisiones, con el fin de maximizar su propia utilidad [21]. Dentro de las capacidades más destacadas que tiene la AI, indistintamente de su campo de aplicación, se encuentran la percepción, el razonamiento, el aprendizaje y la toma de decisiones, para finalmente dar solución a un problema determinado [22].

En relación con las tendencias de una radio inteligente, los principales retos para las subáreas de la AI aplicada a la asignación de espectro son: la detección de la frecuencia disponible de radio, el análisis de la calidad del canal de comunicación, el reconocimiento, la predicción y anticipación en la toma de decisiones y, por último, pero no menos importante, la decisión sobre la asignación de recursos para el ajuste de errores de transmisión y recepción de datos [22-23]. Las subáreas más relevantes de AI revisadas para el desarrollo de esta tesis se relacionan en las siguientes secciones.

2.3.1 Lógica Difusa

La lógica difusa proporciona al sistema, razonamiento aproximado mediante conjuntos de reglas, teniendo la capacidad de obtener condiciones de incertidumbre mediante la predicción de consecuencias, además de la capacidad de adaptarse a nuevas situaciones [22-25].

Esta técnica emplea expresiones que no son completamente falsas ni totalmente ciertas, es decir, es la lógica aplicada a conceptos que pueden tomar un valor

cualquiera de veracidad dentro de un conjunto de valores que fluctúan entre dos extremos, la verdad absoluta y la falsedad total [23,25]. La lógica difusa se utiliza especialmente para dar soluciones a problemas cuya complejidad es muy alta y no existen modelos matemáticos precisos que los definan.

2.3.2 Algoritmos Genéticos

El principal campo de aplicación de esta técnica radica en la optimización y búsqueda de soluciones, inspiradas en la evolución genética y la selección natural de las especies por naturaleza [26]. Los algoritmos evolutivos forman parte de las ciencias de la computación y su principal enfoque está determinado en la AI; siguiendo la terminología de la teoría de la evolución. Así pues, es común encontrar definiciones de los cromosomas y funciones de aptitud como descriptores de un algoritmo genético, en donde los cromosomas, son representaciones abstractas de las soluciones candidatas y la función de aptitud está estrechamente relacionada con el objetivo del algoritmo para los procesos de optimización [27].

La ventaja más importante de utilizar algoritmos genéticos para solucionar el problema de optimización de la asignación de espectro en CR es que pueden manejar restricciones y objetivos de forma arbitraria, por ejemplo, las soluciones ineficientes son simplemente descartadas por el algoritmo.

2.3.3 Redes Neuronales Artificiales

Las Redes Neuronales Artificiales (ANN, *Artificial Neural Networks*) permiten la interacción entre la experiencia y el aprendizaje debido al entrenamiento. Si bien existe un gran número de combinaciones de redes neuronales, en aplicaciones de CR se han implementado básicamente cuatro clases con resultados favorables, entre ellas se destacan: las Redes de Perceptrones Lineales Multicapa, las Redes No Lineales de Perceptrón, las Redes de Funciones de Base Radial y un desarrollo particular de ANN para CR.

La mayoría de las diferentes combinaciones de las ANN han sido adoptadas en la detección de espectro para CR [28-29] como clasificador de señales, utilizando la extracción de futuras señales de ciclo estacionario. Por tal razón, el uso de las ANN

y la combinación de señales ciclo estacionarias garantizan una clasificación estable, eficiente y fiable, reduciendo tiempos de procesamiento mediante la realización de una cantidad representativa de cálculos [4].

2.3.4 Algoritmos Metaheurísticos

Son empleados comúnmente para la resolución de problemas computacionales en los cuales las entradas principales son definidas por el usuario sobre procedimientos genéricos basados en optimizaciones combinatorias. Por tal razón, son aplicados a complejos problemas de teoría de la información y las telecomunicaciones a través de espacios de soluciones.

En general los algoritmos metaheurísticos basan su estructura en una función ideal de aptitud, la cual debe presentarse para un procesamiento rápido, debido a que es importante anticiparse a las que serían varias evaluaciones para producir una sola generación y, de este modo, producir un resultado útil. En concordancia, el algoritmo debe mantener una población de soluciones candidatas para un problema dado [27], en donde se evalúa la condición física de la población para obtener aquellos individuos que pueden formar una nueva generación o experimentar mutación para seguir aumentando los niveles de aptitud.

2.3.5 Algoritmos Basados en Técnicas de Aprendizaje Autónomo

El aprendizaje autónomo tiene como objetivo principal el autoaprendizaje computacional, en el que las técnicas de análisis pueden ser programadas de forma autónoma a través de la inducción del conocimiento, y donde la información objeto de estudio está disponible a partir de grandes conjuntos de datos, dispuestos a ser analizados para la consecución objetiva de resultados [22].

2.3.5.1 Algoritmos Basados en Técnicas de Aprendizaje Autónomo No Supervisado

El aprendizaje no supervisado puede ser adecuado para diferentes escenarios de CR que operen en entornos desconocidos de RF. Para este caso, los algoritmos de aprendizaje sin supervisión autónoma permiten la exploración de las características

del entorno y toman acciones por si mismos sin tener ningún conocimiento previo [30-31]. Sin embargo, si la CR tiene información previa sobre su entorno, puede aprovechar este conocimiento mediante el uso de técnicas de aprendizaje supervisado [32].

2.3.5.2 Algoritmos Basados en Técnicas de Aprendizaje Autónomo Supervisado

El aprendizaje supervisado se usa cuando los datos de entrenamiento están etiquetados, es decir, se conoce información a priori acerca del entorno. Algoritmos de entrenamiento, como arboles de decisión, redes neuronales, máquinas de soporte vectorial y razonamiento basado en casos funcionan bien para este tema. Difieren ellos mismos en sus fortalezas y limitaciones, desafíos y aplicaciones referentes a la CR [22-23].

2.3.6 Algoritmos Basados en Aprendizaje Reforzado

Es una técnica que permite a un agente modificar su comportamiento mediante la interacción con su entorno [33]. Esta herramienta puede ser utilizada por los agentes para aprender de forma autónoma y sin supervisión. En este caso, la única fuente de conocimiento es la retroalimentación que un agente recibe de su ecosistema después de ejecutar una acción. El RL se define básicamente por dos características principales: la primera es el ensayo y error, donde se supone que un agente no tiene ningún conocimiento previo sobre el entorno, y ejecuta acciones ciegamente con el fin de explorar el ambiente. La segunda, denominada recompensa retardada, es la señal de realimentación que un agente recibe del entorno después de la ejecución de cada acción [32].

Recientemente el RL ha sido incorporado en la CR específicamente en las telecomunicaciones móviles arrojando buenos resultados, por ejemplo, en [22] se muestra la capacidad de implementar un sistema de errores y recompensas en función de cada decisión, optimizando el desempeño en la toma de decisiones para la administración del espectro electromagnético.

2.4 Teoría de Juegos

La GT es un campo de las matemáticas aplicadas que describe y analiza situaciones de decisiones interactivas. Además, proporciona herramientas analíticas para predecir el desenlace de complejas interacciones entre entidades racionales, donde la racionalidad radica en la adherencia estricta a una estrategia basada en resultados percibidos o medidos.

La GT se puede dividir en dos tipos de juegos, los cooperativos y los no cooperativos. En la Figura 2.3 se relaciona la extensión de los juegos cooperativos, en los cuales los jugadores toman sus decisiones o ejecutan sus acciones con el fin de alcanzar un beneficio o recompensa mediante la obtención de parte de un recurso.

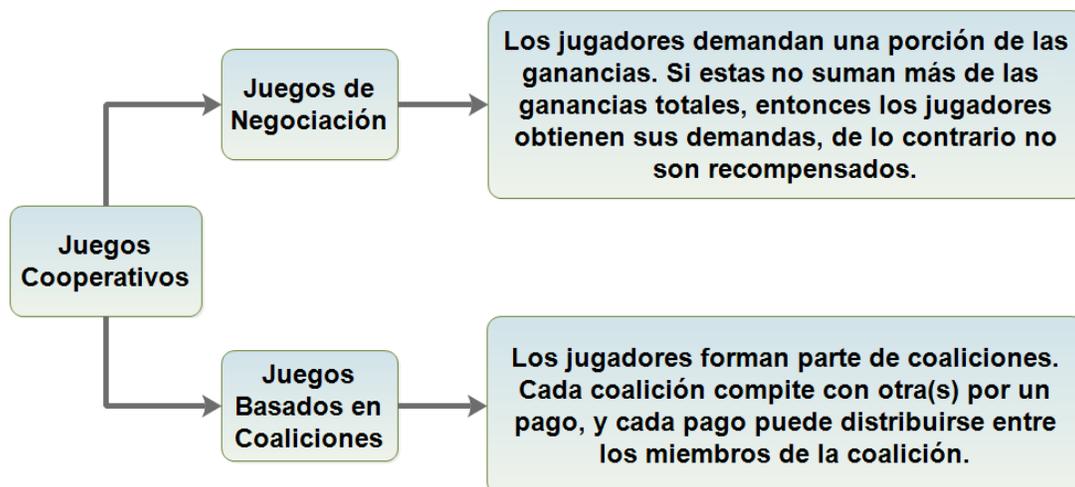


Figura 2.3. Estructura de juegos cooperativos en GT. Adaptada de [34].

En la Figura 2.4 se relaciona la extensión de los juegos no cooperativos, los cuales se distinguen por el egoísmo que presentan los jugadores, procurando obtener para sí mismos el máximo beneficio sin importar el estado o las recompensas obtenidas por los demás participantes del juego [9].

En el campo de redes inalámbricas, la GT se ha aplicado en sistemas de comunicación de datos, para modelar y analizar el enrutamiento de paquetes y la asignación de recursos radio en entornos competitivos [22-23]. Una ventaja clave de la aplicación de soluciones de GT en escenarios CR es la reducción de la complejidad de los algoritmos de adaptación en grandes topologías de red [32].

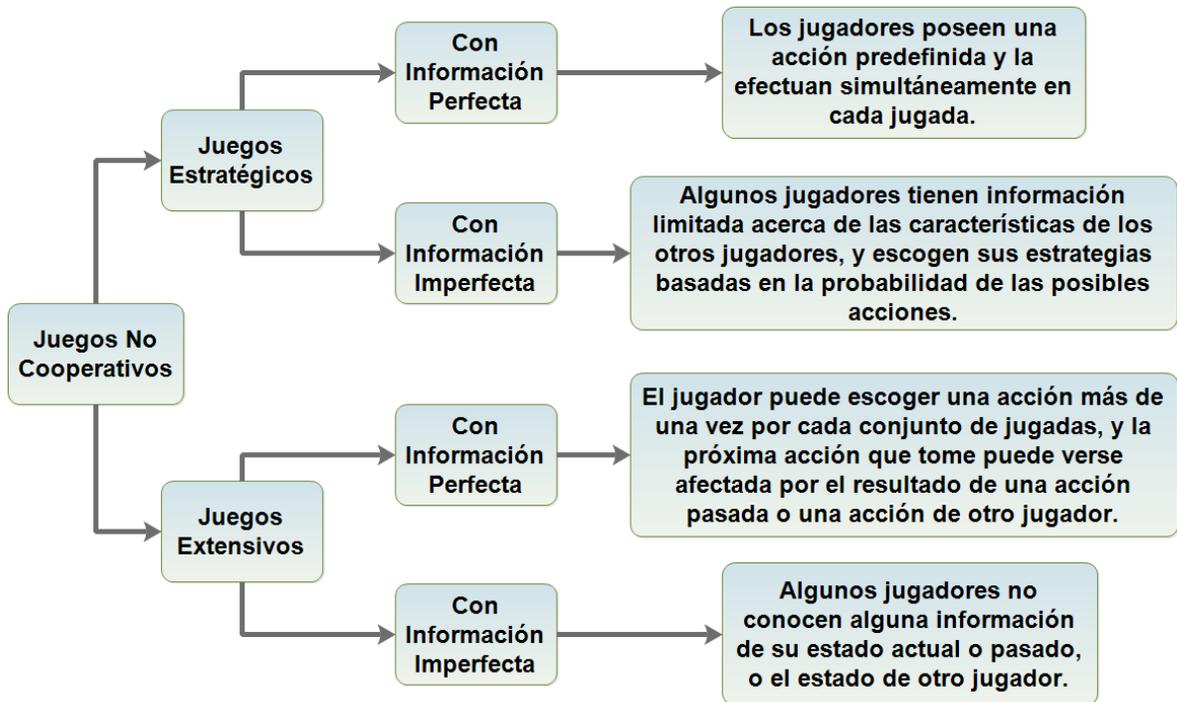


Figura 2.4 Estructura de juegos no cooperativos en GT. Adaptada de [34].

2.4.1 Representación de un Juego

La representación matemática de un juego, define los elementos que lo conforman y las condiciones del juego. Existen dos tipos de representaciones generales que se deben tener en cuenta: juegos en forma estratégica o normal y juegos en forma extendida [9].

2.4.2 Forma Estratégica o Normal

Para la representación de la forma normal de un juego, este se encuentra definido por tres conjuntos, como se indica en la ecuación (2.1).

$$G = (\mathcal{N}, \{A_n\}_{n \in \mathcal{N}}, \{u_n\}_{n \in \mathcal{N}}) \quad (2.1)$$

Donde, $\mathcal{N} = \{1, 2, \dots, N\}$ es un conjunto no vacío que representa los jugadores, A_n es un conjunto de estrategias o acciones para cada jugador y u_n es la utilidad

alcanzada o el beneficio obtenido por el n -ésimo jugador, cuando ejecuta la acción $a_n \in A_n$ [35-36].

La representación antes descrita es comúnmente empleada en aplicaciones de GT en redes inalámbricas, puesto que, con los parámetros definidos para el juego es posible abstraer con facilidad las condiciones y características relacionadas a un sistema de comunicaciones móvil e inalámbrico.

En general, para un juego de forma estratégica, las decisiones son tomadas de manera simultánea sin tener en cuenta para el entorno del juego su evolución en el tiempo. Lo anterior no restringe a que sea posible la representación del juego de forma estratégica, cuando los jugadores desconocen las decisiones de los participantes [9].

2.4.3 Forma Extendida

La representación de los juegos en forma extendida se realiza mediante diagramas de árbol, en los cuales existe un orden para la toma de decisiones, de tal manera que un nodo representa un punto de decisión y cada rama del árbol representa las posibles acciones [36].

La representación matemática de un juego de forma extendida se relaciona en ecuación (2.2). [35]

$$G = (N, V, v_{root}, \pi, \{V_n\}_{n \in N}, \{u_n\}_{n \in N}) \quad (2.2)$$

Donde, $N = \{1, 2, \dots, N\}$ es un conjunto no vacío que representa los jugadores, V es el conjunto de nodos o vértices del árbol, v_{root} es el identificador del nodo raíz, π es la función predecesora, V_n es un subconjunto de V que corresponde a una ruta seguida sobre el árbol, y u_n es una función de utilidad para el n -ésimo jugador [35-36].

En este caso, las condiciones de juego no permiten la toma de decisiones de manera simultánea, puesto que se necesita la existencia de un orden para la toma de decisiones o ejecución de acciones, exigiendo a que el jugador conozca todo el historial de decisiones de sus predecesores.

Pese a que los juegos de forma extensiva pueden contribuir a una mejor especificación del problema, la representación de forma estratégica se emplea con

mayor frecuencia, con el fin de facilitar la toma de decisiones y los procesos y cálculos matemáticos asociados a estas [9].

2.4.4 Equilibrio

El uso de la GT como herramienta de modelado, procura predecir el comportamiento de los jugadores o administrar las acciones y estrategias que se deben ejecutar en un escenario determinado. Si bien, no todas las acciones o estrategias son benéficas para todos los jugadores, puesto que la decisión de uno puede alterar los beneficios alcanzados por otros, se hace necesario la identificación de aquellas estrategias o acciones que son adecuadas o deseadas por los jugadores [9,35,37-38].

En consecuencia, dentro del estudio de la GT se han presentado varias alternativas para dar solución a un problema representado como un juego. Una de las más importantes definiciones, sino la más importante, es la establecida por John Nash en 1952, en la cual constituye la existencia de puntos de equilibrio dentro de la ejecución de acciones o decisiones de los jugadores; definición, que en su honor lleva el nombre de Equilibrio de Nash (NE) [9].

A partir de los postulados de Nash, se han propuesto múltiples soluciones, sin embargo, se resalta que el NE sigue siendo la solución más empleada en diferentes aplicaciones, por lo tanto, es de especial interés en el desarrollo de esta tesis, y se explica a continuación.

2.4.5 Equilibrio de Nash

Para un juego en forma normal en una situación determinada, el conjunto de todas las decisiones tomadas o acciones ejecutadas por parte de los jugadores constituyen un perfil de acción definido por $a = \{a_1, a_2, \dots, a_n\} \in A = A_1 \times A_2 \times \dots \times A_N$, de tal manera que para un jugador n se puede definir la Mejor Respuesta (BR, *Best Response*) según las estrategias del resto de jugadores, la BR se describe en la ecuación (2.3).

$$BR_n(\mathbf{a}_{-n}) = \arg \max u_n(a_n, \mathbf{a}_{-n}); a_n \in A_n \quad (2.3)$$

\mathbf{a}_{-n} representa el perfil de acción de todos los jugadores a excepción del n -ésimo jugador y la expresión se entiende como la acción del usuario n que hace que la

utilidad $u_n(a_n, \mathbf{a}_{-n})$ obtenida se maximice cuando los demás jugadores juegan las acciones contenidas en \mathbf{a}_{-n} .

De este modo, el NE se puede definir como:

Definición: dado el juego en forma estratégica $G = (N, \{A_n\}_{n \in N}, \{u_n\}_{n \in N})$, un perfil de acción \mathbf{a}^* representa un NE si:

$$\mathbf{a}^* \in BR(\mathbf{a}^*) \quad (2.4)$$

Por lo tanto, de una manera más general, el NE tiene la siguiente definición:

Definición: dado el juego en forma estratégica $G = (N, \{A_n\}_{n \in N}, \{u_n\}_{n \in N})$, un perfil de acción $\mathbf{a}^* = (a_n^*, \mathbf{a}_{-n}^*)$ representa un NE si se cumple la siguiente desigualdad.

$$u_n(a_n^*, \mathbf{a}_{-n}^*) \geq u_n(a_n, \mathbf{a}_{-n}^*); \forall n \in N; \forall a_n \in A_n \quad (2.5)$$

Con la definición general, se nota que, en condición de NE, ningún jugador podrá obtener una mejor utilidad o beneficio por el cambio unilateral o egoísta de su acción, puesto que si él cambia su acción afectará la utilidad de los demás participantes del juego [9].

Capítulo 3

Definición del Modelo Bajo el Esquema de Espectro Compartido

En este capítulo se establece la definición del sistema y la estructuración de los alcances de los algoritmos a implementar para la asignación concurrente de espectro en una HetNet con sus respectivas condiciones de restricción, y su representación en estructuras lógico-matemáticas (pseudocódigos) aplicando las técnicas de Inteligencia Artificial seleccionadas.

3.1 DSA Basado en Inteligencia Artificial

El acceso concurrente o compartido al espectro permite que diferentes sistemas de comunicación transmitan de manera simultánea en la misma banda de frecuencia, razón por la cual, ha sido reconocido como una de las técnicas más importantes para realizar DSA. La técnica CSA permite que uno o varios SU transmitan simultáneamente en un canal primario, tal y como se ilustra en el esquema relacionado en la Figura 3.1. La transmisión simultánea tanto de PU como de SU es posible siempre y cuando se pueda controlar los niveles de interferencia del sistema, por lo tanto, al lograr este objetivo, los SU pueden transmitir de manera permanente e independiente de si el PU está transmitiendo o no. Tampoco es necesaria la detección y reconfiguración frecuente del espectro, lo que implica un menor costo de implementación [47]. Finalmente, CSA permite lograr una mayor eficiencia espectral en un área de cobertura dada, debido a su reutilización espacial del espectro [77-78], y en consecuencia puede emplearse para el despliegue y gestión de recursos radio con demanda de alto tráfico en redes inalámbricas.

En virtud de lo expuesto para dar alcance a este requerimiento y teniendo en cuenta las diferentes técnicas de AI revisadas, analizadas y expuestas en el literal 2.3 de este documento, se hará uso de dos algoritmos metaheurísticos híbridos bioinspirados, basados en Optimización por Enjambre de Partículas (PSO, *Particle Swarm Optimization*) y conjugados de manera híbrida con el método de Suma Ponderada (WS, *Weighted Sum*), estudiando así dos de sus variaciones y adaptaciones mejoradas como lo son la Optimización por Enjambre de Partículas Socio - Cognitiva (SCPSO, *Socio Cognitive Particle Swarm Optimization*) y la Optimización Binaria por Enjambre de Partículas con Memoria (MBPSO, *Memory Binary Particle Swarm Optimization*), proponiendo soluciones al problema de espectro compartido en una HetNet, teniendo en cuenta métricas de optimización como tasa de datos, densidad de usuarios y mitigación de SINR.

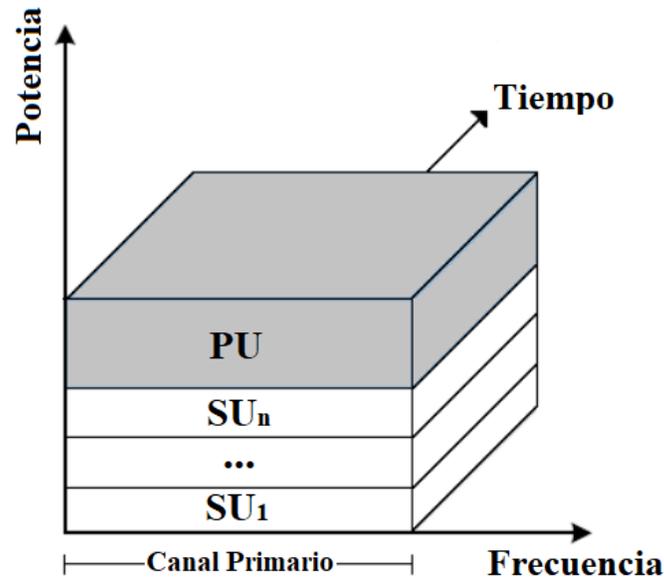


Figura 3.1. Esquema general de CSA.

3.2 Algoritmo PSO

La optimización por cúmulo de partículas tiene sus orígenes en los trabajos de James Kennedy y Russell C. Eberhart, en los cuales describen el modelo de conducta social del vuelo de las bandadas de aves y el movimiento de los bancos de peces [39]. PSO es una técnica metaheurística basada en poblaciones (es decir trabaja con un conjunto de soluciones en cada iteración) que se fundamenta en los

factores que influyen en la toma de decisión de un agente que forma parte de un conjunto de agentes similares. Las reglas se formulan de tal forma que dichos agentes funcionen sin la necesidad de una estructura de control centralizada, de manera que interacciones locales entre cada agente y el ambiente permitan la ocurrencia de comportamientos globales inteligentes [3].

Para encontrar una solución, cada individuo, llamado "partícula", actualiza su velocidad de vuelo y posición iterativamente de acuerdo con su propia experiencia y la de otras partículas. La versión original de la técnica PSO fue diseñada inicialmente para encontrar soluciones en el espacio continuo; no obstante, un gran número de problemas de optimización se definen de manera discreta como, por ejemplo, los problemas de decisión, para ello se realizan algunas modificaciones del algoritmo original conforme a las condiciones y restricciones que sean necesarias. De esta manera se hace uso del algoritmo PSO binario [39] como modelo general adaptado al problema de DSA planteado, teniendo en cuenta que éste se estructura bajo un esquema de codificación binario, que conserva la misma ecuación de la versión continua, pero forzando cambios de bits en la solución candidata de una partícula a través de una función sigmoide [3].

En general el algoritmo PSO está constituido por una partícula con un conjunto de decisiones por tomar, como, por ejemplo: si/no o cierto/falso; así, esta partícula se encuentra rodeada por otras partículas, con las mismas características, quienes también deben tomar una decisión [3,39]. Para la toma de la mejor decisión, dichas partículas cuentan solamente con información de su propia experiencia (conducta individual) y la de otras partículas que conforman el enjambre (conducta colectiva), acciones propias de la inteligencia humana. En el Algoritmo 1 se presenta el modelo general de PSO a implementar en este trabajo de investigación.

En el Algoritmo 1:

- X_i se define como la cadena de bits que representa una solución candidata de la partícula i .
- X_{ij} representa la dimensión j de la cadena de bits X_i de la partícula i .
- P_i es la cadena de bits que indica la mejor solución encontrada por la partícula i .
- P_{ij} representa la dimensión j de la cadena de bits P_i de la partícula i . Valdrá 1 si el mejor valor encontrado por la partícula ocurrió cuando $X_{ij} = 1$, de lo contrario, $X_{ij} = 0$.

- g es el índice de la partícula que presenta la mejor solución encontrada en el enjambre.
- P_g es una cadena de bits que indica la mejor solución encontrada por la partícula g .

Algoritmo 1: Pseudocódigo del algoritmo PSO

```

1: Inicializa aleatoriamente vectores de posición  $X$ , velocidad  $V$  y estado del
   Espectro  $SS$ 
2:   Para  $i = 1$  hasta número de partículas
3:     Mapea  $X_i$  con  $SS$  y calcula niveles de SINR en  $PU$ 's y  $SU$ 's
4:     Mapea  $P_i$  con  $SS$  y calcula niveles de SINR en  $PU$ 's y  $SU$ 's
5:     Calcula tasas de datos  $U(X_i)$  y  $U(P_i)$ 
6:     Si  $U(X_i) > U(P_i)$  entonces
7:       Para  $j = 1$  hasta número de dimensiones
8:          $P_{ij} = X_{ij}$ 
9:       Siguiendo  $j$ 
10:    Fin si (6)
11:     $g = i$ 
12:  Para  $j = 1$  hasta número de partículas
13:    Mapea  $P_j$  con  $SS$  y calcula niveles de SINR en  $PU$ 's y  $SU$ 's
14:    Mapea  $P_g$  con  $SS$  y calcula niveles de SINR en  $PU$ 's y  $SU$ 's
15:    Calcula tasas de datos  $U(P_j)$  y  $U(P_g)$ 
16:    Si  $U(X_i) > U(P_i)$  entonces
17:       $g = j$ 
18:    Fin si (16)
19:  Siguiendo  $j$ 
20: Actualiza vectores de velocidad  $V$  y posición  $X$ 
21:   Si  $X_{ij} = 1$ 
22:     Asignar nuevo canal a  $X_{ij}$ 
23:   Fin si (21)
24: Siguiendo  $i$ 
25: Retorna conjunto usuarios seleccionados  $P_g$  Tasa máxima de datos  $U(P_g)$ 

```

3.3 Algoritmo SCPSO

En algunas variaciones de PSO el movimiento de una partícula se basa en dos tipos de distancias, es decir, la distancia de la posición actual y la mejor posición ($pbest$) de la partícula; pero no se utiliza información sobre la distancia entre $pbest$ y $gbest$ (mejor posición encontrada por la partícula g). Por otra parte, en el algoritmo PSO, el peso de inercia W se emplea para controlar el impacto del historial anterior de

3.3 Algoritmo SCPSO

velocidades en el actual. Ambos factores fueron introducidos en la arquitectura del algoritmo PSO convencional para la generación de un nuevo modelo llamado SCPSO [40], el cual es más eficiente y efectivo en el proceso de evaluación de las métricas bajo análisis.

En el Algoritmo 2 se presenta la lógica que describe el modelo general de SCPSO a implementar, como mejora en la acción de búsqueda de soluciones globales, haciendo referencia al proceso de actualización de los vectores de velocidad V y de posición X , descritos en la línea 20 del Algoritmo 1 (es decir, el Algoritmo 2 se incorpora en la línea 20 del Algoritmo 1). Lo anterior se propone como primera aproximación de solución al problema de DSA y mitigación de interferencia planteado.

Algoritmo 2. Pseudocódigo del algoritmo SCPSO

```

1: Actualiza vectores de velocidad  $V$  y posición  $X$ 
2: Para  $d = 1$  hasta número de dimensiones
3:   Actualiza velocidad
4:    $V_{id} = W (WV_{id} + f_c r_1 (P_{id} - X_{id}) + f_s r_2 (P_{gd} - X_{id})) + f_{sc} (gbest - pbest)$ 
5:   Actualiza posición
6:    $X_{id} = X_{id} + V_{id}$ 
7:    $X_{id} = X_{id} \text{ mod}(2)$ 
8:   Siguiendo  $d$ 
9:   Retorna  $X_i$ 

```

En el Algoritmo 2:

- V_{id} se define como una medida de la predisposición de la partícula i o la probabilidad actual de decidir 1 o 0 en X_{id} .
- W es el peso de inercia empleado por el algoritmo.
- f_c y f_s se definen como los factores cognitivo y social, respectivamente.
- f_{sc} se define como factor socio-cognitivo.
- r_1 y r_2 son números aleatorios uniformemente distribuidos en el rango $[0,1]$.
- P_{id} es la dimensión d de un vector de números aleatorios generados con una distribución uniforme en el rango $[0,1]$.
- X_{id} es la dimensión d de la cadena de bits X_i para la partícula i .
- P_{gd} es la dimensión d de la cadena de bits P_g de la partícula g .

Ahora, si se asume a S como el número de partículas y D como su dimensión según [40]. Una solución candidata se puede expresar como $X_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}]$ donde $x_{id} \in \{0,1\}$. Entonces, la velocidad estará dada por $V_i = [v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD}]$ donde

$v_{id} \in [-V_{m\acute{a}x}, V_{m\acute{a}x}]$. La mejor posición $pbest$ de la partícula i -ésima se denota como $P_i = [p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD}]$ donde $p_{id} \in \{0,1\}$. Siendo así g el índice de la mejor partícula en el enjambre, por lo tanto, P_g es la mejor posición encontrada por la partícula g en el enjambre ($gbest$).

Así, el vector X_i se inicializa de manera aleatoria con valores binarios (0 o 1), mientras que el vector V_i emplea valores en el intervalo acotado por la velocidad máxima $[-V_{m\acute{a}x}, +V_{m\acute{a}x}]$. Por su parte, el vector P_i , para la fase inicial será igual al vector de soluciones candidatas X_i , es decir, $P_i = X_i$.

Por consiguiente, la ecuación (3.1) describe matemáticamente el proceso de actualización de posición [40].

$$X_{id} = \begin{cases} 1, & \text{si } rand() < S(V_{id}) \\ 0, & \text{en otro caso} \end{cases} \quad (3.1)$$

Con base en lo anterior la predisposición que tiene una partícula dentro de su proceso de actualización de velocidad V_{id} para decidir por 1 o 0, en X_{id} , se determina a través de un umbral de probabilidad en el rango $[0.0,1.0]$ empleando la función sigmoide relacionada en la ecuación (3.2):

$$S(V_{id}) = \frac{1}{1 + e^{-V_{id}}} \quad (3.2)$$

3.3.1 Método Multiobjetivo de Suma Ponderada

En vista de que el problema a resolver se considera como Multiobjetivo (MO, *Multi-Objective*) debido a que se pretende lograr un balance adecuado entre la tasa de datos y el número de usuarios secundarios asignados, teniendo en cuenta los requisitos impuestos por el sistema, los cuales están intrínsecamente restringidos por los umbrales de SINR admisibles en la HetNet, se considera pertinente emplear el método de Suma Ponderada WS.

El método WS transforma varias funciones objetivo en una sola función de utilidad y resuelve el problema de optimización como si fuera mono-objetivo. Esto se logra multiplicando cada objetivo por un peso que refleja las preferencias del usuario [41]. En consecuencia, el método no sólo es capaz de proveer varios puntos de solución al modificar los pesos consistentemente, sino también un punto de solución seleccionando un único grupo de pesos [42].

De esta manera para usar el método MO de WS en el redimensionamiento de un problema MO a un problema mono-objetivo es necesario construir una función de utilidad $U(x)$, como se indica en la ecuación (3.3).

$$U(x) = \sum_{m=1}^M \lambda_m f_m(X) \quad (3.3)$$

Donde M corresponde al número de funciones objetivo, $\lambda_m \in [0,1]$ es el peso o ponderación, f_m es la función redimensionada (mono-objetivo) y X es el vector de variables de decisión.

3.4 Algoritmo MBPSO

El algoritmo PSO convencional fue diseñado para resolver problemas de espacio continuo, mientras que SCPSO se aplica en la resolución de problemas de optimización que requieren una representación binaria de sus soluciones. En esta versión se mantiene la diversidad en el cúmulo introduciendo la distancia entre g_{best} y p_{best} como una nueva ecuación de actualización de velocidad. La convergencia del algoritmo es influenciada por el número de partículas en el cúmulo y la dimensión del problema, por lo que para problemas de alta complejidad la técnica no converge a una solución confiable y en algunos casos requiere de más iteraciones para converger [7]. La técnica MBPSO propuesta en [44] presenta algunas modificaciones al algoritmo SCPSO, orientadas específicamente a evitar la rápida propagación de la información entre las partículas y su agrupación prematura alrededor del primer óptimo local que encuentran.

En MBPSO, el valor de la posición de la partícula x_{id} , se actualiza con base a su posición previa. En SCPSO, vid representa la probabilidad de que un bit cambie a 1, mientras que en MBPSO, representa la probabilidad de que un bit permanezca sin cambio dependiendo de uno de los cuatro estados esperados (relacionados en la tabla 3.1) lo cual se conoce a partir de p_{best} y g_{best} . Cuando el bit del estado actual es el mismo que el del estado objetivo, el bit memoriza el valor del bit del estado actual y se mantiene con el mismo valor, de lo contrario se incrementará la probabilidad de que el bit cambie de estado [7]. Los valores de 0 y 1 que puede tomar el bit se obtienen a partir de la expresión (3.4):

$$sig(v_{id}^{k+1}) = \frac{1}{1 + e^{-v_{id}^{k+1}}} \quad (3.4)$$

Tabla 3.1. Valores del estado de bit de velocidad de la partícula.

	Estado Actual	Estado Objetivo	Resultado
1	0	0	Sin Cambio
2	0	1	Cambio
3	1	0	Cambio
4	1	1	Sin Cambio

De esta manera, la representación de velocidad y posición de la partícula se determinan con base en las ecuaciones (3.5) a (3.7), así:

$$v_{id}^{k+1} = w v_{id}^{k+1} + (c_1 \times r_1 \times Equal(p_{id}, x_{id}^k)) + (c_2 \times r_2 \times Equal(p_{gd}, x_{id}^k)) \quad (3.5)$$

$$x_{id}^{k+1} = \begin{cases} x_{id}^k & \text{si } (rand() < sig(v_{id}^{k+1})) \\ \bar{x}_{id}^k & \text{en otro caso} \end{cases} \quad (3.6)$$

Donde:

$$equal(a, b) = \begin{cases} 1 & \text{si } (a == b) \\ -1 & \text{en otro caso} \end{cases} \quad (3.7)$$

En la ecuación (3.7) a y b toman el valor correspondiente a pid y xid con referencia al segundo término de la ecuación (3.5); o pgd y xid para el caso del tercer término de la ecuación (3.5); w es el peso de inercia; c_1 y c_2 son las constantes cognitiva y social, respectivamente. r_1 , r_2 son números aleatorios uniformemente distribuidos entre $[0,1]$; pid es la mejor solución encontrada ($pbest$) por la partícula i , y pgd es la mejor solución encontrada ($gbest$) por la partícula g . La función $rand()$ genera un número entero aleatorio con distribución uniforme entre 0 y N .

Finalmente, en SCPSO se consideran valores grandes de peso de inercia (w) para mejorar la búsqueda global de soluciones o, valores pequeños para mejorar la búsqueda local [7]. En MBPSO [44] se propone una estrategia lineal decreciente para determinar el peso de inercia, la cual está definida por la expresión (3.8) :

$$w = w_{m\acute{a}x} - \frac{(w_{m\acute{a}x} - w_{m\acute{i}n})}{Iter_{m\acute{a}x}} \times Iter_{current} \quad (3.8)$$

3.4 Algoritmo MBPSO

Donde $w_{m\acute{a}x}$ y $w_{m\acute{i}n}$ son el l\imite superior e inferior de w respectivamente, $Iter_{m\acute{a}x}$ es el n\umero m\acute{a}ximo de iteraciones sin cambio que se le permiten a la mejor soluci\on (valor de aptitud), mientras que $Iter_{current}$ representa el n\umero de iteraciones consecutivas durante las cuales la mejor soluci\on no mejora.

En el Algoritmo 3 se presenta la l\ogica que describe el modelo general de MBPSO a implementar, haciendo referencia a la introducci\on de los par\ametros denominados $w_{m\acute{a}x}$, $w_{m\acute{i}n}$, $Iter_{m\acute{a}x}$, $Iter_{current}$, y describiendo el proceso de actualizaci\on del peso de inercia W , de los vectores de velocidad V y de posici\on X , definidos en el Algoritmo 1. Lo anterior se propone como segunda aproximaci\on de soluci\on al problema de DSA y mitigaci\on de interferencia planteado.

Algoritmo 3. Pseudoc\odigo del algoritmo MBPSO

- 1: Si $g_{anterior} = g$
 - 2: $Iter_{current} = Iter_{current} + 1$
 - 3: Fin Si (1)
 - 4: $g_{anterior} = g$
 - 5: Actualiza peso de inercia W
 - 6: $W = W_{m\acute{a}x} - (((W_{m\acute{a}x} - W_{m\acute{i}n})/Iter_{m\acute{a}x})(Iter_{current}))$
 - 7: Para $d = 1$ hasta n\umero de dimensiones
 - 8: Actualiza velocidad
 - 9: $V_{id} = WV_{id} + f_c r_1 equal(P_{id} - X_{id}) + f_s r_2 equal(P_{gd} - X_{id})$
 - 10: Calcula la probabilidad de cambio de bit $sig(V_{id})$
 - 10: $sig(V_{id}) = 1/(1 + e^{-V_{id}})$
 - 11: Si $rand \geq sig(V_{id})$
 - 12: $X_{id} = 1 - X_{id}$
 - 13: Fin Si (12)
 - 14: Siguiente d
 - 15: Retorna X_i
-

3.5 Definici\on del Modelo de HetNet

Para resolver el problema de DSA objeto de estudio, se consider\o, como escenario de evaluaci\on, una HetNet como la relacionada en la Figura 3.2.

El modelo presentado se compone principalmente de la combinaci\on de una macro-celda de tama\o considerable, conocida como red primaria, que opera en una banda regulada; y de celdas de menor tama\o, en donde se incluyen micro-celdas, pico-celdas y femto-celdas, conocida o denominada red secundaria, que puede funcionar en la misma banda de operaci\on de la red primaria o en otra distinta. Dicha

combinación de redes, permite el incremento de la capacidad de todo el sistema en las zonas de mayor demanda de recursos, redistribuyendo el tráfico entre las celdas más pequeñas para no generar un drástico descenso en la transferencia de datos de la macro-celda.

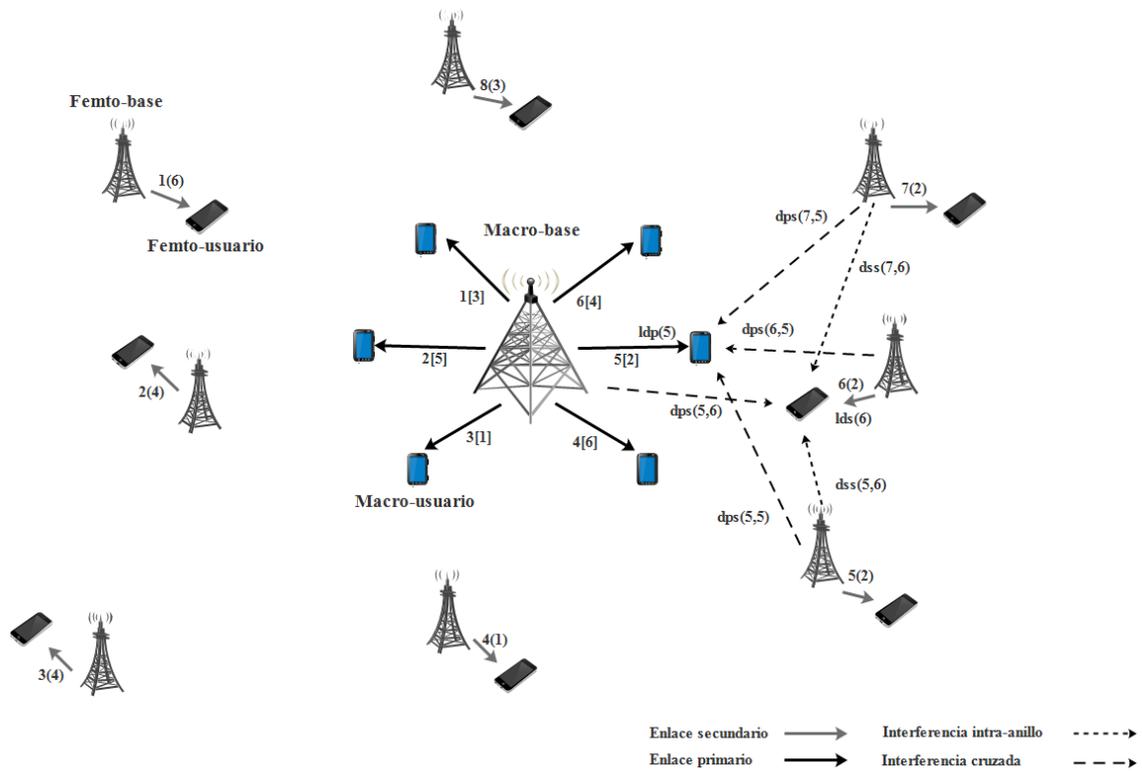


Figura 3.2. Modelo del sistema. Modificada de [3].

Por otra parte, la operación en un esquema de espectro compartido de las HetNet requiere la implementación de diferentes estrategias de acceso y asignación de recursos radio (canal) que les permita el aprovechamiento adecuado de porciones espectrales (bandas de frecuencia) asignadas a la red.

La concepción de espectro compartido hace referencia a que tanto los PU que pertenecen a las macro-celdas como los SU, que son atendidos por las femto, pico o micro-celdas, tienen igual oportunidad de utilizar las mismas bandas de frecuencia simultáneamente y, la única restricción para su uso es que no generen interferencia dañina entre ellos (control de umbrales de SINR), garantizando así un mínimo grado de QoS en función de la interferencia generada para ambas redes [3].

3.6 Definición del Modelo de Interferencia

Teniendo en cuenta el modelo de sistema expuesto en la Figura 3.2, es pertinente comprender que la selección de los enlaces secundarios depende básicamente de la interferencia que éstos causen a los enlaces primarios, y además a los enlaces secundarios que hagan uso del mismo canal primario.

En la Figura 3.3 se presenta el modelo esquemático básico de interferencia para la HetNet previamente definida, en el que se despliegan aleatoriamente un número de enlaces secundarios (asociados a las femto-celdas) y primarios (asociados a la macro-celda).

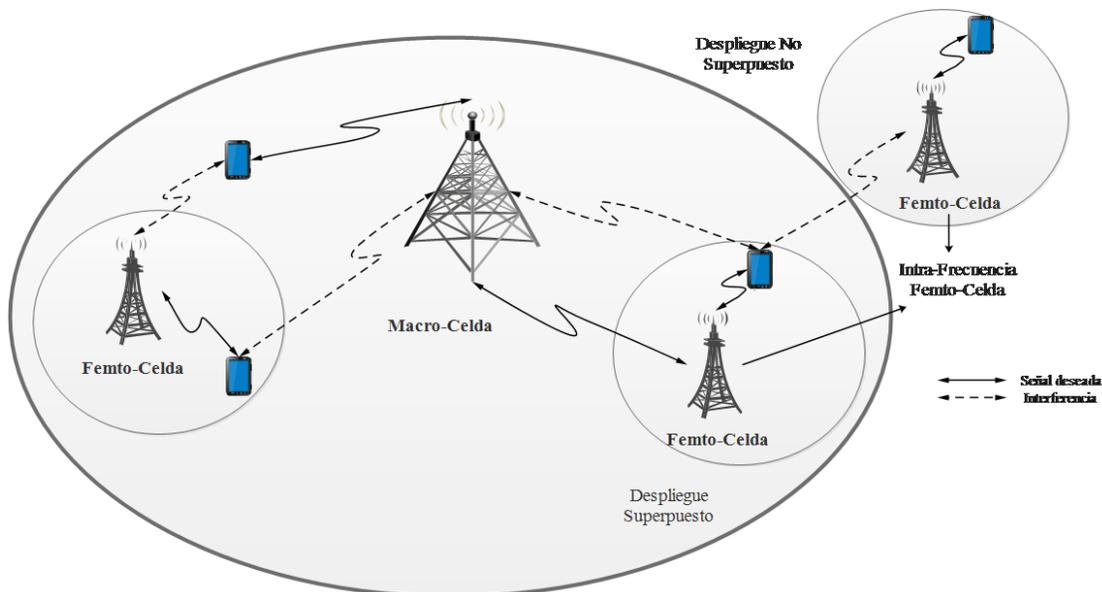


Figura 3.3. Modelo básico de interferencia. Modificada de [43].

Un enlace, bien sea primario o secundario, se representa por la unión de un transmisor y un receptor, identificándose con un número único e irrepetible (ver Figura 3.2), el número de enlaces primarios PL componen la red primaria, que se asigna con una banda de espectro licenciado; mientras que la red secundaria está compuesta por el número de enlaces secundarios SL , que tienen que encontrar un canal primario para explotar. La asignación de un canal primario para uno o varios SU no depende de si los canales están inactivos u ocupados, y se realizará siempre y cuando, la interferencia no cause interrupción en las redes primarias y secundarias [45]. Por consiguiente, cada PL tiene un canal primario para compartir, el cual se puede asignar a uno o a varios SU a través de sus SL , siempre que, juntos, no generen la interferencia suficiente para suspender el enlace de comunicación

principal. De este modo la selección del SL depende de la cantidad de interferencia que pueda generar a los enlaces primarios y secundarios que usan el mismo canal primario [3, 5, 7, 45-46].

Lo anterior genera dos tipos de interferencias, aquella denominada intra-anillo, causada por las femto-celdas más cercanas hacia los SU, e interferencia cruzada generada por las femto-celdas más cercanas hacia los PU y por la macro-celda hacia los SU. Por lo tanto, en el contexto de HetNets con acceso al espectro compartido, cuando un transmisor secundario solicita un canal primario, debe poder verificar si la interferencia mutua entre usuarios secundarios y primarios no llega al nivel de interferencia perjudicial. Es decir, la HetNet debe determinar la nueva situación de interferencia en el sistema si se asigna un canal primario al transmisor secundario que lo solicita, para garantizar el servicio adecuado no solo en la red primaria sino también en la red secundaria. Para cumplir con ello según [3, 5, 7, 45-46] se emplea el modelo de SINR, en el cual la energía de una señal se desvanece con la distancia a la potencia del parámetro de pérdida de ruta (factor de atenuación n). De modo que si la intensidad de la señal recibida por un dispositivo dividido por la intensidad de interferencia de otras transmisiones simultáneas está por encima de un umbral de recepción, entonces el receptor recibe el mensaje exitosamente; de lo contrario no [46-47].

Luego, para determinar el nivel de interferencia que experimenta cualquiera de los enlaces en la HetNet, las ecuaciones (3.9) y (3.10) calculan el valor de SINR que puede recibir el receptor, ya sea secundario o primario. Así, la SINR en el receptor secundario u estará descrita por la ecuación (3.9) y la SINR en el receptor primario v por la ecuación (3.10), respectivamente; conforme a lo desarrollado en [46-49].

$$SINR_u = \frac{P_u / lds(u)^n}{\sum_{k \in \Phi} P_k / dss(k, u)^n + P_v / dps(v, u)^n} ; 1 \leq u \leq SL \quad (3.9)$$

$$SINR_v = \frac{P_v / ldp(v)^n}{\sum_{k \in \Phi} P_k / dps(k, v)^n} ; 1 \leq v \leq PL \quad (3.10)$$

En (3.9), se puede observar que en el denominador existen dos términos que representan el nivel de interferencia que observa el receptor del enlace secundario u ; el primero de ellos se refiere a la interferencia producida por aquellos enlaces secundarios que utilizan el mismo canal que el enlace secundario que se está

3.7 Definición de las Métricas de Evaluación del Sistema

analizando (interferencia intra-anillo donde el agresor y la víctima pertenecen al mismo anillo); mientras que el segundo término representa la interferencia producida por el enlace primario que comparte su canal con los enlaces secundarios antes mencionados (interferencia cruzada donde el agresor y la víctima pertenecen a diferentes anillos) [3, 5, 7, 45-46].

Para el caso de la ecuación (3.10), se tienen las siguientes definiciones:

- P_u es la potencia de transmisión del transmisor del enlace secundario u .
- P_k es la potencia de transmisión del transmisor interferente del enlace secundario k .
- P_v es la potencia de transmisión del transmisor interferente del enlace primario v .
- $lds(u)$ representa la distancia que existe entre el transmisor y receptor en el enlace secundario u que se desea analizar.
- $dss(k, u)$ es la distancia entre el transmisor interferente del enlace secundario k al receptor del enlace secundario u .
- $dps(v, u)$ es la distancia entre el transmisor primario interferente del enlace primario v al receptor del enlace secundario u .
- k , se refiere al índice de sólo aquellos transmisores secundarios que tienen asignado un mismo canal.
- Φ es el conjunto de transmisores secundarios que utilizan el mismo canal primario.
- n es el exponente de pérdida de ruta o factor de atenuación que sufre la señal en el enlace de comunicación que toma cualquier valor entre 2 y 4 [46].
- SL número de enlaces secundarios desplegados en el sistema.

De manera análoga para la ecuación (3.10), se tiene que:

- P_v es la potencia de transmisión del transmisor del enlace primario v .
- P_k es la potencia de transmisión del transmisor interferente del enlace secundario k .
- $ldp(v)$ representa la distancia entre el transmisor y receptor en el enlace primario v actual.
- $dps(k, v)$ es la distancia entre el transmisor secundario del enlace secundario k al receptor primario del enlace primario v .
- PL número de enlaces primarios desplegados en el sistema.

En (3.10) sólo se considera la interferencia que generan los enlaces secundarios que utilizan el mismo canal que el enlace primario (interferencia cruzada), ya que se asume que no existe reuso de bandas espectrales en la red primaria.

3.7 Definición de las Métricas de Evaluación del Sistema

Se definen como métricas de desempeño del sistema la tasa de datos alcanzada y la densidad de SU permisibles a transmitir en la HetNet, ambas intrínsecamente relacionadas con los niveles de SINR existentes en la red, en correspondencia con el modelo de interferencia descrito anteriormente. Así, la tasa de datos alcanzada por cualquiera de los enlaces depende del ancho de banda B del canal que utilizan, y de las condiciones del entorno de propagación de cada enlace (interferencia y atenuación) [5, 45-46]. Por lo tanto, con base en el trabajo desarrollado en [48] y el análisis expuesto en [49] con su respectiva aplicación en [3, 5, 7, 45-46] la tasa de datos para un enlace secundario y primario respectivamente, en un sistema con coexistencia de usuarios primarios y secundarios limitados bajo un umbral de interferencia, se puede determinar mediante las ecuaciones (3.11) y (3.12).

$$c'_u = B \log_2(1 + SINR_u) \quad (3.11)$$

$$c''_v = B \log_2(1 + SINR_v) \quad (3.12)$$

En consecuencia, se procede a definir la función multi-objetivo a utilizar como estrategia de compartición de canal, la cual se indica en la ecuación (3.13).

$$\text{Maximizar } f_1(X) = \sum_{u=1}^{SL} x_u \ ; \ \text{Maximizar } f_2(X) = \sum_{u=1}^{SL} c'_u x_u + \sum_{v=1}^{PL} c''_v \quad (3.13)$$

Para la ecuación (3.13) se debe tener en cuenta las siguientes condiciones de restricción, así:

$$SINR_u \geq \alpha \quad (3.14)$$

$$SINR_v \geq \beta \quad (3.15)$$

$$c'_u > 0, \quad u = 1, 2, \dots, SL \quad (3.16)$$

$$c''_v > 0, \quad v = 1, 2, \dots, PL \quad (3.17)$$

$$c'_u, c''_v, \in R^+ \quad (3.18)$$

$$x_u = \begin{cases} 1, & \text{si } SINR_u \geq \alpha \text{ y } SINR_v \geq \beta \\ 0, & \text{en caso contrario} \end{cases} \quad (3.19)$$

Donde la función f_1 hace referencia al número máximo de enlaces secundarios seleccionados que el sistema puede atender con un mínimo nivel de QoS, esto es, mantener la interferencia en la red primaria y secundaria a un nivel tolerable para ambas.

La función f_2 representa la máxima tasa de datos para toda la HetNet, esto es, considerando los enlaces secundarios seleccionados y los enlaces primarios presentes en el área de cobertura. Por otro lado, $X = [x_1, x_2, \dots, x_{SL}]$ es un vector binario en el que cada una de sus posiciones simboliza si el u -ésimo enlace secundario es seleccionado ($x_u = 1$), o no es seleccionado ($x_u = 0$), como parte de la solución candidata [1].

En las ecuaciones (3.14) y (3.15) se presentan los requisitos de SINR para los enlaces secundarios y primarios, respectivamente. El máximo nivel de interferencia está limitado por el umbral α en la red secundaria y por el umbral β en la red primaria. Las ecuaciones (3.16) a (3.18) son restricciones de integridad. Y en la ecuación (3.19) $x_u = 1$ si el enlace secundario u está incluido en la solución, de lo contrario $x_u = 0$ [45].

Por ende y teniendo en cuenta el método multi-objetivo de SW, se procede a redimensionar el problema de optimización expuesto en (3.13), transformándolo en un problema de optimización mono-objetivo y conservando las mismas condiciones de restricción previamente relacionadas, como se indica en la expresión (3.20).

$$\max U(X) = \lambda \cdot f_1(X) + (1 - \lambda) \cdot f_2(X) \quad (3.20)$$

Donde $U(X)$ se entiende como la función de utilidad o función objetivo, y $\lambda \in [0,1]$ indica la importancia relativa de cada objetivo.

Capítulo 4

Pruebas y Análisis del Desempeño Obtenido Mediante el Esquema de Espectro Compartido

En este capítulo se presentan las pruebas realizadas a la implementación del modelo basado en AI para dar solución al problema de espectro compartido o concurrente en la HetNet definida. Inicialmente se evalúa el desempeño del sistema propuesto empleando el algoritmo SCPSO, posteriormente, haciendo uso del algoritmo MBPSO y finalmente se expone el análisis comparativo de los dos.

4.1 Definición General del Escenario de Simulación

Para la validación y evaluación de los algoritmos SCPSO y MBPSO implementados, se define un escenario de simulación en el cual se considera únicamente los enlaces descendentes, es decir, de estación base a usuarios. Cada uno de los experimentos realizados, se diferencian entre sí, por el valor de QoS (medido en términos de SINR), con el fin de lograr una determinada aptitud o utilidad, tanto en la red primaria como en la red secundaria. Además, se establece un valor umbral SINR (parámetro de control), para cada uno de los experimentos independientes, donde $\alpha = \beta$.

Con base en la Recomendación ITU-T G.174 de la Unión Internacional de Telecomunicaciones (ITU, *International Telecommunication Union*), en la que se determinan los objetivos de calidad de transmisión para los sistemas digitales terrestres móviles que utilizan terminales portátiles para acceder a la red, es necesario garantizar valores de $\alpha = \beta \geq 4dB$ a los usuarios de la HetNet que utilicen servicios de baja demanda de tráfico, por ejemplo: mensajes de texto, para que no experimenten interrupciones durante el tiempo que lo utilicen.

En cambio, para lograr mantener aquellos servicios o aplicaciones que generan mayor tráfico en la HetNet, como por ejemplo: *streaming* de video, funcionando sin interrupciones, se requieren niveles de SINR $\alpha = \beta \geq 14dB$. De este modo garantizar umbrales de α, β altos ($\geq 14dB$) en la HetNet, permite el funcionamiento de servicios que demanden mayor ancho de banda sin intermitencias [7].

Cada una de las simulaciones consiste en la ubicación aleatoria de enlaces primarios y secundarios. Cada enlace secundario está compuesto por un par T_x-R_x cuya distancia se encuentra limitada a 100m, en cambio para el caso de los enlaces primarios se limita a 2000m.

Las anteriores consideraciones se deben tener en cuenta para evitar que los algoritmos SCPSO y MBPSO no encuentren solución candidata debido a una excesiva atenuación por la distancia del enlace. Por otra parte, se considera que todos los enlaces requieren el mismo ancho de banda por canal, puesto que transmiten tráfico homogéneo, la variación de potencia debida a fenómenos de multitrayectoria y sombreado no se considera para el cálculo de SINR.

Finalmente, en cada ejecución de los algoritmos se evalúan las combinaciones de la asignación de canales a enlaces secundarios y la máxima tasa de datos alcanzada conforme a la función objetivo definida en (3.20), que dependen de la cantidad de partículas que se utilice en el enjambre, de las iteraciones consideradas y de las restricciones del modelo definido en el capítulo anterior.

4.1.1 Ilustración del Proceso Cognoscitivo de DSA en la HetNet

Con el fin de ilustrar el proceso cognoscitivo basado en inteligencia colectiva o de enjambre, empleada como base para la solución propuesta al problema de investigación planteado, en la Figura 4.1 se presenta a manera de ejemplo el proceso de asignación de canales para SU en el modelo de HetNet definido.

4.1 Definición General del Escenario de Simulación

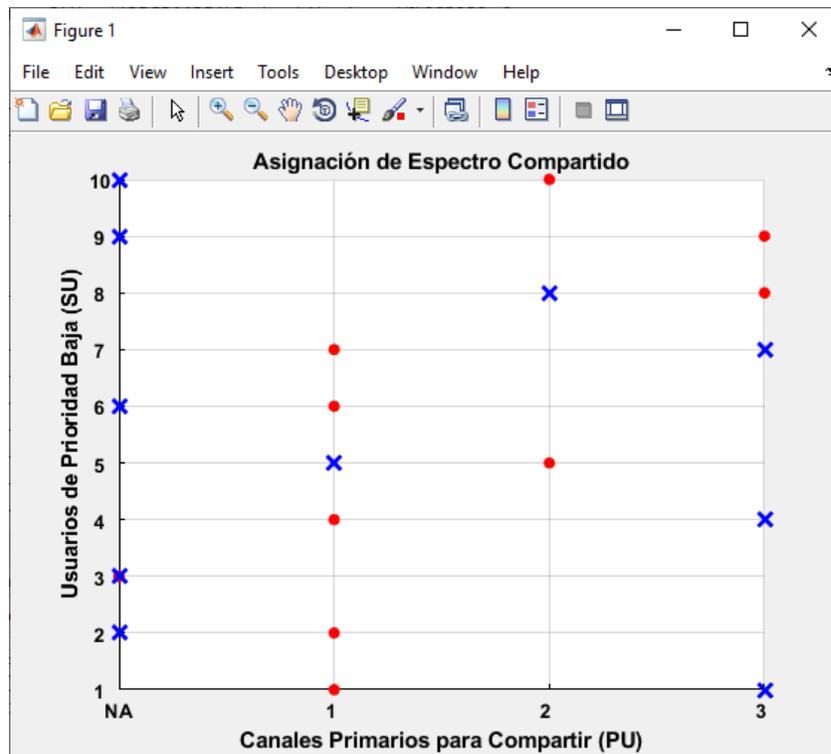


Figura 4.1. Ilustración del proceso de asignación de espectro compartido.

En este caso, en el eje horizontal se despliegan los canales primarios, los cuales se encuentran disponibles en la red para compartir con los SU, y en el eje vertical se relaciona el número de usuarios con prioridad baja o SU que hacen parte de la red.

Las equis de color azul representan a los SU que han sido capaces de ocupar un canal, siempre y cuando se encuentren marcadas en uno de los canales primarios disponibles (canales 1 a 3), por su parte las equis que aparecen sobre la etiqueta NA son aquellos SU que aún no han encontrado un canal primario durante la iteración de captura de la figura relacionada. Adicionalmente, los puntos rojos representan los SU en búsqueda de un canal primario con base en el comportamiento del enjambre de partículas, para una iteración determinada de la simulación.

En la Figura 4.2 se expone una secuencia de imágenes asociada al proceso de asignación de canales para SU, en donde se puede observar la evolución dinámica para cada uno de ellos, en búsqueda de la mejor solución posible para la ocupación de un canal primario, cumpliendo siempre las condiciones de restricción previamente definidas en el esquema de espectro compartido; en ella se relaciona a manera de ejemplo cuatro iteraciones temporales de una simulación (de izquierda

a derecha y de arriba abajo); así, en la primera imagen se puede apreciar que se encuentran solo cinco SU con canal asignado; en la segunda imagen seis; en la tercera imagen ocho; y en la cuarta imagen nueve; evidenciando como el algoritmo es capaz de aproximarse a un máximo global de la función objetivo.

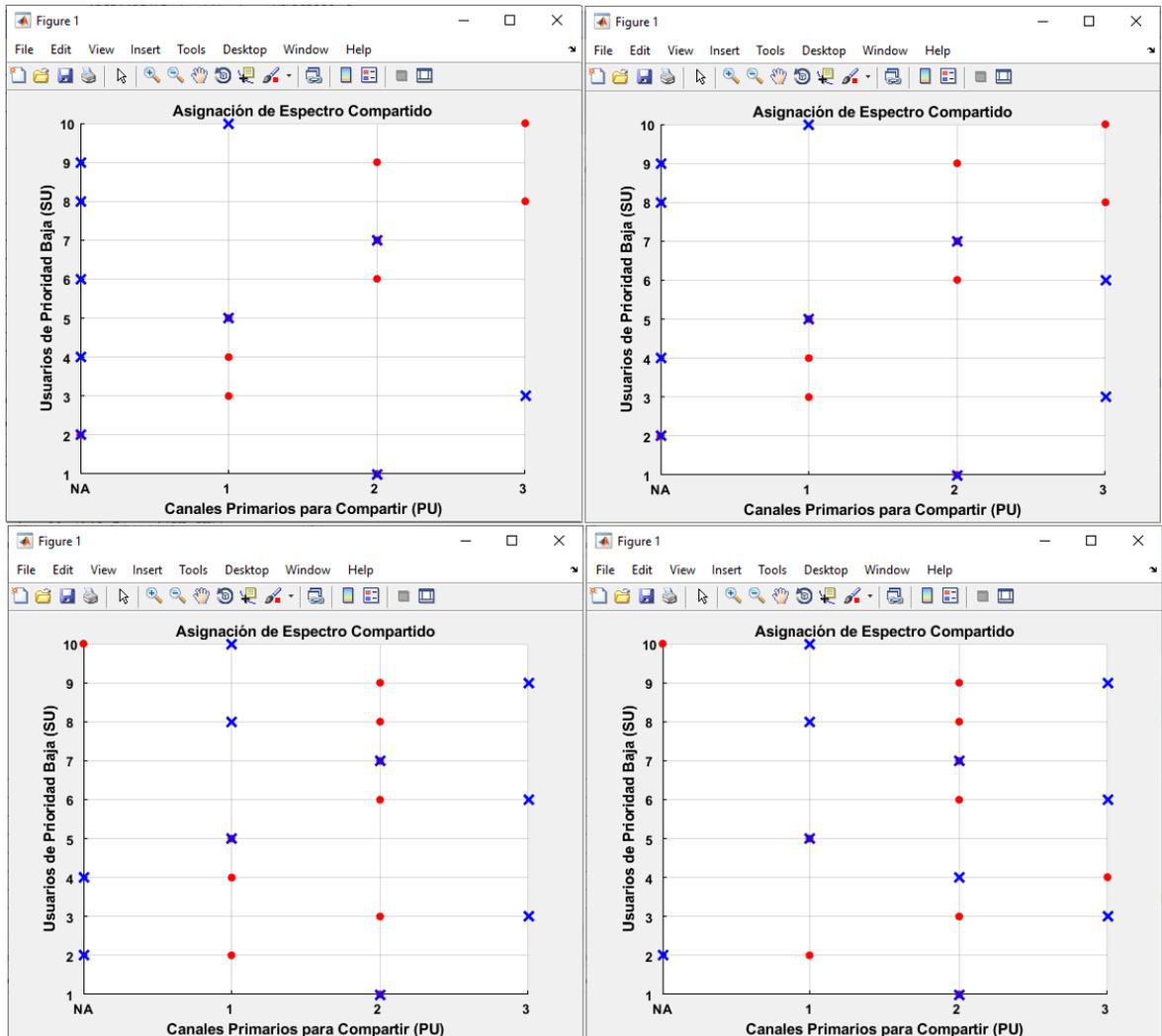


Figura 4.2. Secuencia evolutiva (de izquierda a derecha, de arriba abajo) del proceso de asignación de SU compartiendo espectro en la HetNet.

4.2 Pruebas y Análisis de la Capacidad Obtenida con el Algoritmo SCPSO

Teniendo en cuenta el estudio realizado en [50] relacionado con la selección de parámetros para algoritmos basados en PSO, y los trabajos de profundización al

4.3 Pruebas y Análisis de la Capacidad Obtenida con el Algoritmo SCPSO

respecto llevados a cabo en [40, 51], y el análisis experimental de [45] cuya aplicación se ve reflejada en [3, 5, 7, 45-46] permiten obtener una visión bien documentada para el uso de los parámetros considerados para el algoritmo SCPSO y para los diferentes experimentos realizados, como se indica en las tablas 4.1 y 4.2, respectivamente.

Tabla 4.1. Parámetros del algoritmo SCPSO.

Parámetros	Valores Asignados
Tamaño del cúmulo S	40
Número de iteraciones $T_{m\acute{a}x}$	100
Factor cognitivo, social y socio-cognitivo f_s, f_c, f_{sc}	2, 2, 12
Peso de inercia W	0.721
Velocidad máxima $V_{m\acute{a}x}$	$[-6, 6]$

Tabla 4.2. Parámetros de los experimentos realizados.

Parámetros	Valores Asignados
Número de enlaces secundarios SL	20
Número de enlaces primarios PL	6
Canales primarios para compartir	1, 2, 3, 4, 5, 6
Umbral de SINR α, β [dB]	2, 4, 6, 8, 10, 12, 14
Ancho de banda de canal primario [MHz]	20
Ponderación λ	0, 0.3, 0.5, 0.8, 1

Es importante mencionar que para las técnicas basadas en PSO el peso de inercia W influye en el intercambio entre exploración y explotación del algoritmo [45, 50]; por lo tanto, un peso grande de W facilita la exploración de las partículas, mientras que un peso pequeño de W tiende a facilitar la explotación en regiones prometedoras. Así, encontrar un peso de inercia adecuado ayuda a requerir un menor número promedio de iteraciones para conseguir la mejor solución [50]. En mérito de lo expuesto, los parámetros seleccionados para la fase de experimentación se ajustan a los sugeridos en [3, 5, 7], los cuales permiten conseguir soluciones razonables en un menor número de iteraciones [45].

De esta manera, después de realizar las simulaciones correspondientes para un valor específico de λ , se seleccionó el valor promedio de aptitud encontrado para la función de utilidad definida en (3.13).

Por ejemplo, para $\lambda = 0$, la función objetivo establecida corresponde al problema de maximización de la tasa de datos para toda la HetNet; los resultados obtenidos se exponen en la Figura 4.3. Por otra parte, cuando el factor de ponderación $\lambda = 1$, la función objetivo representa el problema de maximización del número de SU asignados, el valor promedio encontrado para $U(X)$ en este caso se puede apreciar en la Figura 4.4.

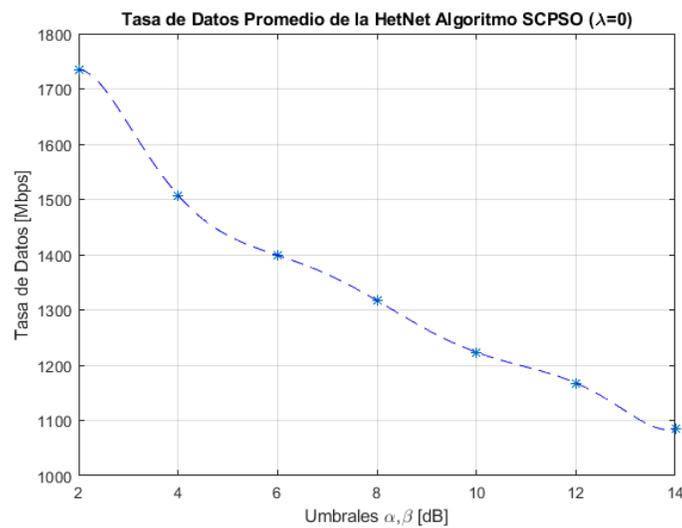


Figura 4.3. Valores promedio de tasa de datos obtenidos para la función de utilidad de SCPSO con $\lambda = 0$.

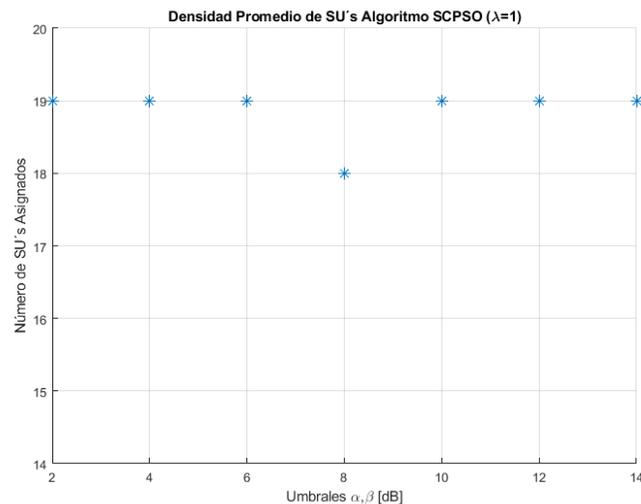


Figura 4.4. Valores promedio de SU con espectro asignado obtenidos para la función de utilidad de SCPSO con $\lambda = 1$.

4.3 Pruebas y Análisis de la Capacidad Obtenida con el Algoritmo SCPSO

Del análisis de la Figura 4.3 se puede inferir que altos niveles de tasas de datos se alcanzan con umbrales bajos de SINR. Por otra parte la Figura 4.4 sugiere que para los experimentos realizados el algoritmo es capaz de mantener un buen desempeño para altos niveles de SINR, puesto que para valores de $\alpha = \beta$ entre 10 y 14 dB logra asignar en promedio un canal primario a 19 SU; adicionalmente, presenta una densidad promedio de 18 SU cuando $\alpha = \beta = 8$; sin embargo para ninguno de los umbrales $\alpha = \beta$ el algoritmo logra asignar un canal primario para la totalidad de los SU (20) que componen la red secundaria del sistema de comunicaciones.

En las Figuras 4.5 a 4.7 se exponen los resultados de los valores promedio obtenidos para las métricas bajo análisis, cuando $\lambda = 0.3$, $\lambda = 0.5$ y $\lambda = 0.8$.

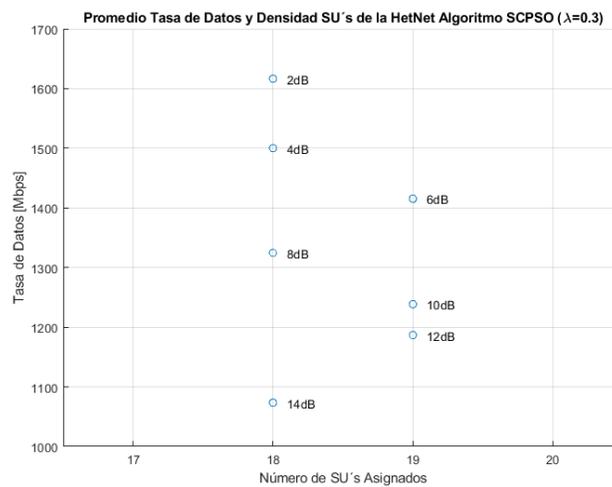


Figura 4.5. Promedio tasa de datos y densidad de SU para SCPSO con $\lambda = 0.3$.

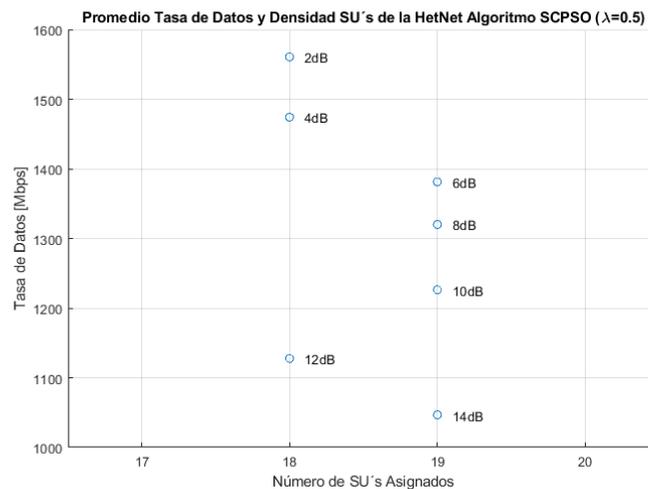


Figura 4.6. Promedio tasa de datos y densidad de SU para SCPSO con $\lambda = 0.5$.

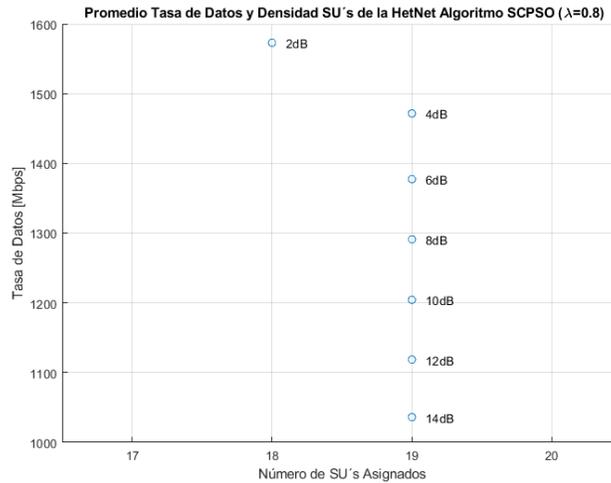


Figura 4.7. Promedio tasa de datos y densidad de SU para SCPSO con $\lambda = 0.8$.

Los resultados de la Figura 4.5 indican que para los experimentos realizados el algoritmo es capaz de asignar espectro a 18 SU para los umbrales $\alpha = \beta = 2, 4, 8$ y 14 [dB], y a 19 SU para los umbrales $\alpha = \beta = 6, 10$ y 12 [dB]; con valores promedio de tasas de datos que disminuyen a medida que los umbrales de SINR aumentan.

En la Figura 4.6 se observa que el promedio de la tasa de datos alcanzada para todos los umbrales de SINR comparativamente con la Figura 4.5 son menores, sin embargo, para 4 de los 7 umbrales de SINR establecidos, el algoritmo logra asignar espectro a 19 SU cuando $\alpha = \beta = 6, 8, 10$ y 14 [dB]; y a 18 SU en los 3 umbrales restantes, es decir, $\alpha = \beta = 2, 4$ y 12 [dB].

Para la Figura 4.7 se tiene que las tasas de datos promedio obtenidas por cada valor de $\alpha = \beta$ son comparativamente menores con respecto a las relacionadas en las Figuras 4.6. y 4.5, respectivamente. Y el algoritmo consigue asignar espectro a 19 SU en 6 de los 7 umbrales de SINR establecidos, lo que quiere decir que solo para el caso cuando $\alpha = \beta = 2$ [dB] se asignó espectro a 18 SU.

Del análisis de las Figuras 4.5 a 4.7 se puede concluir que a medida que el valor del parámetro λ se acerca a 1, el algoritmo logra asignar espectro a un mayor número de SU de la HetNet, entendiendo el proceso de asignación como el uso concurrente de un canal primario por uno o más usuarios secundarios. Consecuentemente, cuando el valor del parámetro λ se acerca a 0 se logran mejores promedios de tasas de datos.

4.3 Pruebas y Análisis de la Capacidad Obtenida con el Algoritmo SCPSO

En la Figura 4.8 se presenta la curva de desempeño para el algoritmo SCPSO cuando se logra un equilibrio entre la tasa de datos de la HetNet y la densidad SU con espectro asignado (factor $\lambda = 0.5$), en ella se relacionan los diferentes valores de aptitud asociados a las iteraciones temporales para cada uno de los umbrales de SINR (α, β) empleados en el proceso de experimentación y simulación. En general, se puede concluir que a partir de la iteración 70 no existen cambios en los valores de aptitud de la función de utilidad asociada a la convergencia de la máxima tasa de datos alcanzada para cada valor umbral de SINR. Adicionalmente, se observa que a medida que el requerimiento de SINR aumenta en la HetNet la máxima tasa de datos alcanzada disminuye, debido a que para mayores valores de SINR, la interferencia admisible en el sistema es menor, generando así mayor dificultad para que el algoritmo pueda asignar un canal a todos los SU.

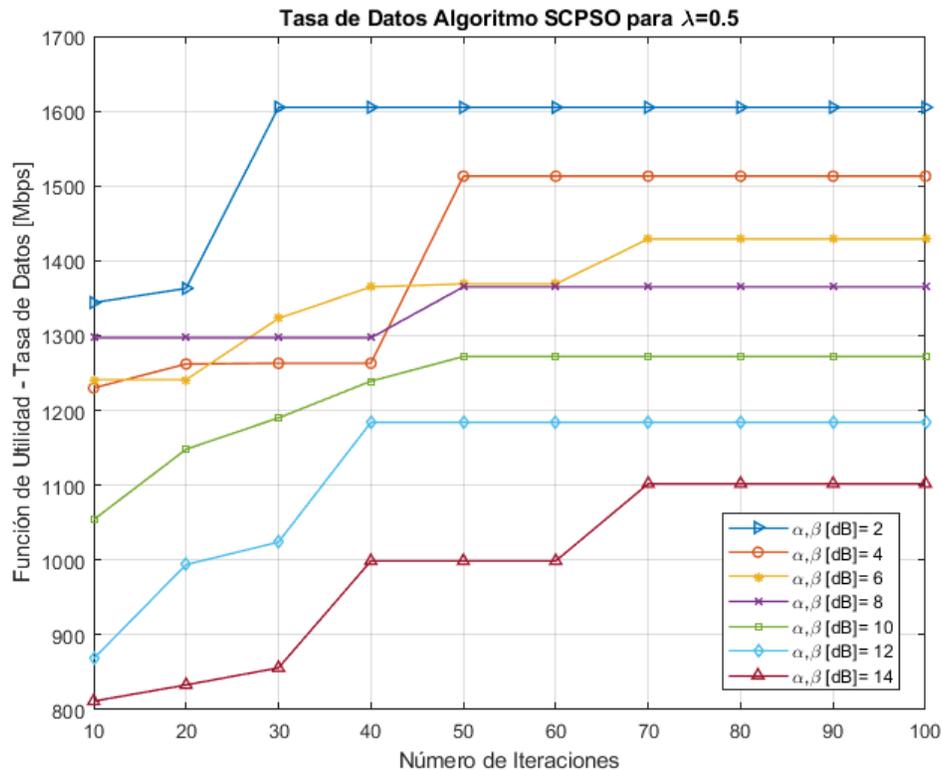


Figura 4.8. Curva de desempeño del algoritmo SCPSO en función de la convergencia de la tasa de datos para $\lambda = 0.5$.

4.3 Pruebas y Análisis de la Capacidad Obtenida con el Algoritmo MBPSO

En esta subsección se analiza el desempeño del algoritmo MBPSO con base en la definición general del escenario de simulación especificada en 4.1. Los parámetros de los diferentes experimentos realizados se pueden consultar en la tabla 4.2; y los parámetros de configuración para el algoritmo se fundamentan en los valores sugeridos en [5, 7], y se relacionan en tabla 4.3.

Tabla 4.3. Parámetros del algoritmo MBPSO.

Parámetros	Valores Asignados
Tamaño del cúmulo S	40
Número de iteraciones $T_{m\acute{a}x}$	100
Factores social y cognitivo $f_s, f_c,$	2,2
Peso de inercia máximo $W_{m\acute{a}x}$	1.4
Peso de inercia mínimo $W_{m\acute{i}n}$	0.1
Parámetro $Iter_{m\acute{a}x}$	20
Velocidad máxima $V_{m\acute{a}x}$	$[-6, 6]$

En la Figura 4.9 se presentan los resultados obtenidos para el algoritmo MBPSO cuando $\lambda = 0$, en ella se puede observar que a medida que aumenta el valor del umbral SINR la tasa de datos promedio de toda la HetNet disminuye.

Seguidamente, en la Figura 4.10 se ilustra el número de SU con espectro asignado para cada valor de SINR cuando $\lambda = 1$, evidenciando que para los umbrales $\alpha = \beta = 2, 4$ y 14 [dB], el algoritmo logra asignarles espectro a 19 SU, mientras que para $\alpha = \beta = 6, 8, 10$ y 12 [dB] es capaz de asignarles a los 20 SU que componen la red secundaria un canal primario para uso compartido.

4.3 Pruebas y Análisis de la Capacidad Obtenida con el Algoritmo SCPSO

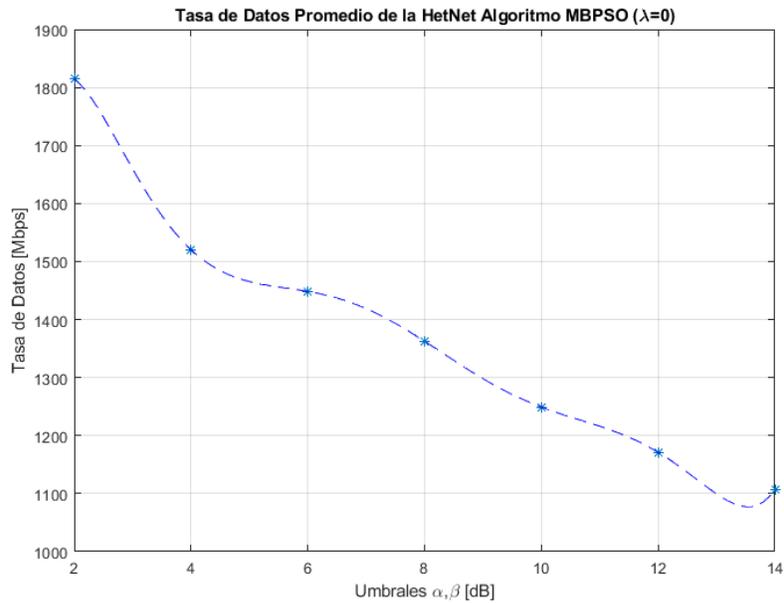


Figura 4.9. Valores promedio de tasa de datos obtenidos para la función de utilidad de MBPSO con $\lambda = 0$.

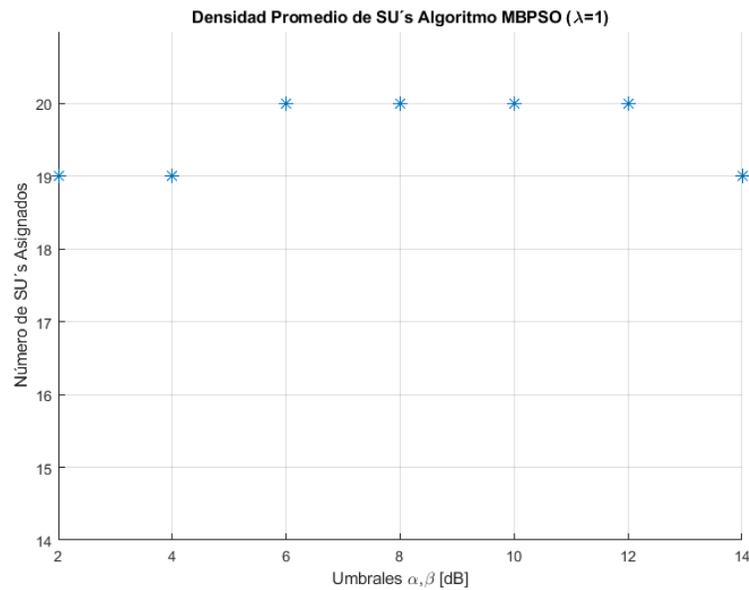


Figura 4.10. Valores promedio de SU con espectro asignado obtenidos para la función de utilidad de MBPSO con $\lambda = 1$.

En las Figuras 4.11 a 4.13 se dan a conocer los resultados de los valores promedio obtenidos para las métricas bajo análisis, cuando $\lambda = 0.3$, $\lambda = 0.5$ y $\lambda = 0.8$.

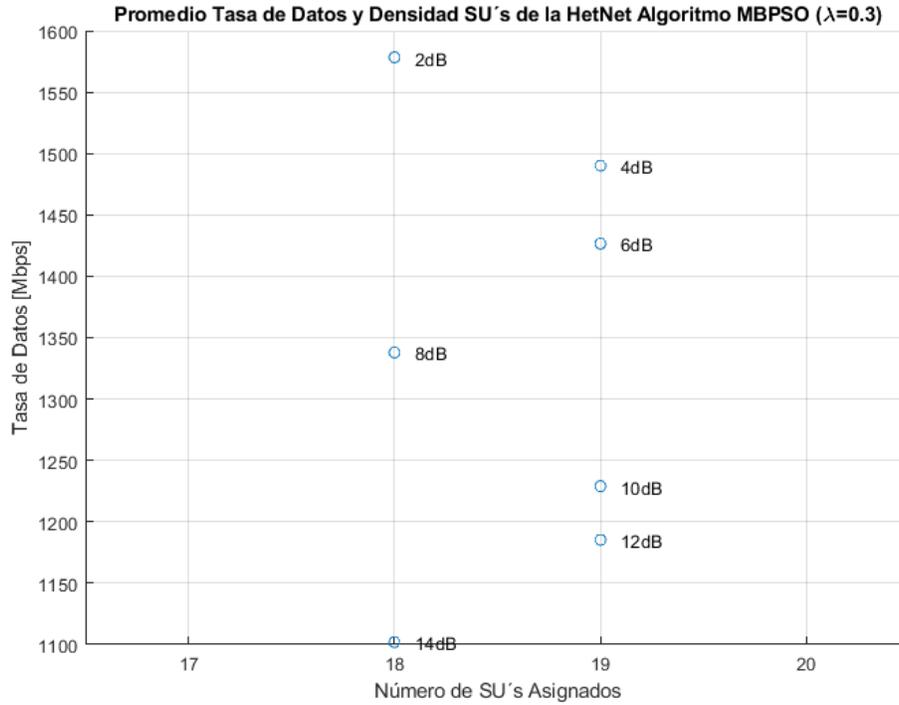


Figura 4.11. Promedio tasa de datos y densidad de SU para MBPSO con $\lambda = 0.3$.

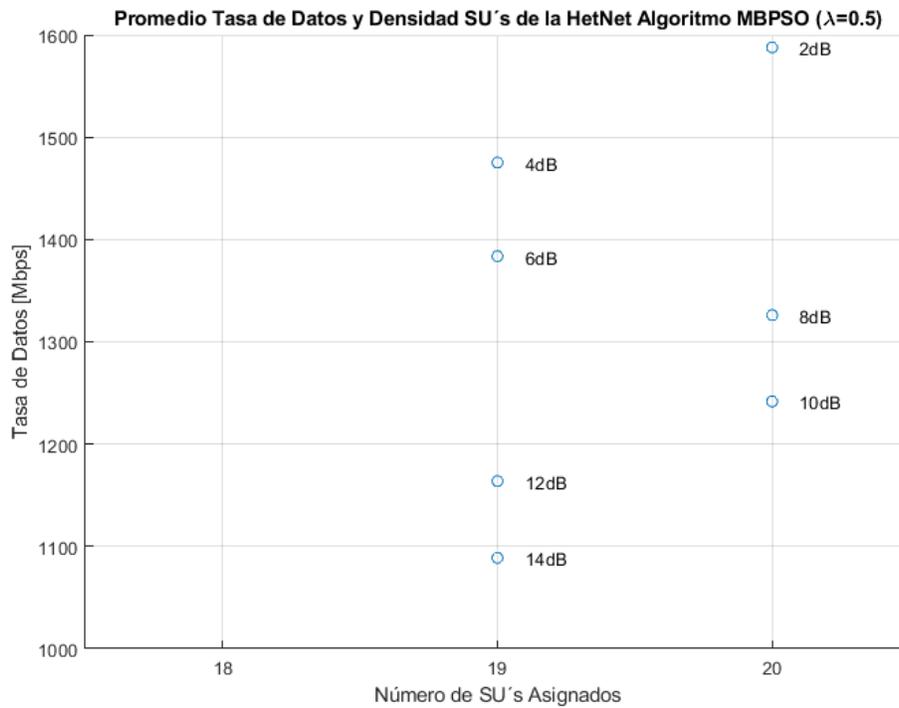


Figura 4.12. Promedio tasa de datos y densidad de SU para MBPSO con $\lambda = 0.5$.

4.3 Pruebas y Análisis de la Capacidad Obtenida con el Algoritmo SCPSO

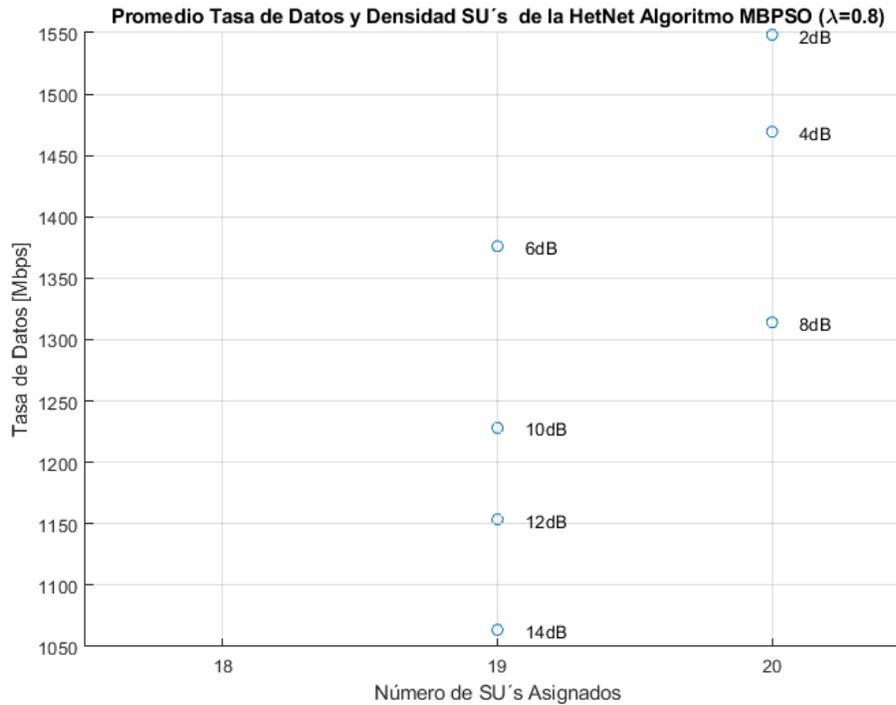


Figura 4.13. Promedio tasa de datos y densidad de SU para MBPSO con $\lambda = 0.8$.

Los resultados de la Figura 4.11 muestran que el algoritmo MBPSO implementado es capaz de asignar espectro a 18 SU para los umbrales $\alpha = \beta = 2, 8$ y 14 [dB], y a 19 SU para los umbrales $\alpha = \beta = 4, 6, 10$ y 12 [dB]; con una tendencia descendente en los valores promedio de tasa de datos a medida que los umbrales de SINR son más altos.

En la Figura 4.12 se observa que el promedio de la tasa de datos alcanzada para todos los umbrales de SINR en comparación con los relacionados en la Figura 4.11 son relativamente menores. Además, para 4 de los 7 umbrales de SINR establecidos, el algoritmo logra asignar espectro a 19 SU cuando $\alpha = \beta = 4, 6, 12$ y 14 [dB]; y a 20 SU para los umbrales $\alpha = \beta = 2, 8$ y 10 [dB].

Para la Figura 4.13 se tiene que las tasas de datos promedio obtenidas por cada valor de $\alpha = \beta$ son comparativamente menores con respecto a las relacionadas en las Figuras 4.12. y 4.11, respectivamente. Y el algoritmo consigue asignar espectro a 19 SU en 4 de los 7 umbrales de SINR establecidos cuando $\alpha = \beta = 6, 10, 12$ y 14 [dB]; lo que quiere decir que para los umbrales restantes cuando $\alpha = \beta = 2, 4$ y 8 [dB] logra asignar espectro a 20 SU.

En la Figura 4.14 se presenta la curva de desempeño para el algoritmo MBPSO cuando el factor $\lambda = 0.5$, situación en la cual la función objetivo definida encuentra equilibrio entre la tasa de datos y la densidad SU con espectro asignado en toda la HetNet. En ella se aprecia que para la mayoría de los valores de SINR el algoritmo converge a partir de la iteración 60; a excepción del comportamiento para el umbral $\alpha = \beta = 14$ [dB] donde los cambios en los valores de aptitud dejan de presentarse a partir de la iteración 90, debido a que el algoritmo tiene mayor dificultad para encontrar una posible solución cuando los requisitos de SINR son altos, puesto que la interferencia admisible en el sistema es menor.

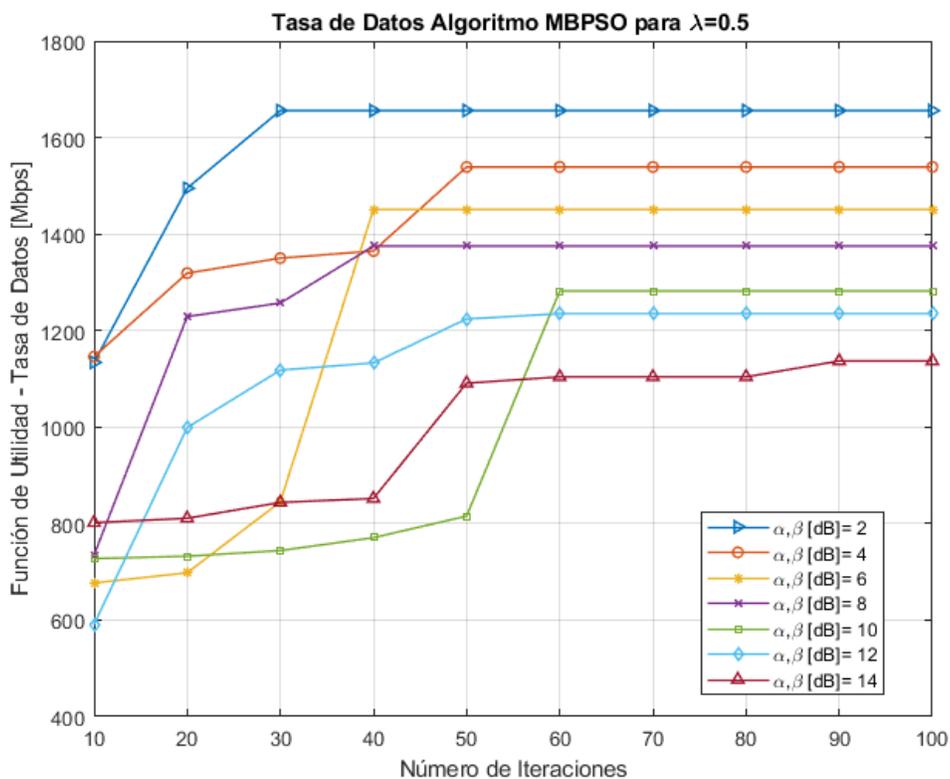


Figura 4.14. Curva de desempeño del algoritmo MBPSO en función de la convergencia de la tasa de datos para $\lambda = 0.5$.

De manera general los diferentes resultados expuestos en las Figuras 4.9 a 4.14 indican un comportamiento similar al obtenido con el algoritmo SCPSO, con la diferencia de que en la mayoría de los experimentos efectuados los valores promedio encontrados con MBPSO alcanzan mejores soluciones, tanto para tasa de datos como para SU con espectro asignado.

Para un análisis detallado se realizará en 4.4 una comparación de los resultados obtenidos con los algoritmos SCPSO y MBPSO.

4.4 Análisis Comparativo de la Capacidad Obtenida con los Algoritmos SCPSO y MBPSO

En las tablas 4.4 a 4.6 se muestra el resumen de los resultados más importantes obtenidos con el desarrollo e implementación de los algoritmos SCPSO y MBPSO como aproximaciones de solución al problema de acceso de espectro compartido planteado en esta investigación.

Tabla 4.4. Resumen de los resultados obtenidos con los algoritmos SCPSO y MBPSO para $\lambda = 0$.

Ponderación λ	Umbrales $\alpha = \beta$ [dB]	Algoritmo	Tasa de Datos Promedio de Toda la HetNet [Mbps]	SU con Espectro Asignado
0	2	SCPSO	1734.95	17
		MBPSO	1814.53	19
	4	SCPSO	1507.50	18
		MBPSO	1520.30	20
	6	SCPSO	1398.81	19
		MBPSO	1448.45	20
	8	SCPSO	1316.96	19
		MBPSO	1362.49	19
	10	SCPSO	1223.47	19
		MBPSO	1249.17	20
	12	SCPSO	1167.64	18
		MBPSO	1171.12	19
	14	SCPSO	1085.07	18
		MBPSO	1107.38	19

Tabla 4.5. Resumen de los resultados obtenidos con los algoritmos SCPSO y MBPSO para $\lambda = 0.5$.

Ponderación λ	Umbral $\alpha = \beta$ [dB]	Algoritmo	Tasa de Datos Promedio de Toda la HetNet [Mbps]	SU con Espectro Asignado
0.5	2	SCPSO	1560.67	19
		MBPSO	1587.74	20
	4	SCPSO	1474.13	18
		MBPSO	1475.19	19
	6	SCPSO	1381.28	19
		MBPSO	1383.69	19
	8	SCPSO	1320.15	19
		MBPSO	1326.09	20
	10	SCPSO	1226.26	19
		MBPSO	1241.69	20
	12	SCPSO	1127.71	18
		MBPSO	1163.88	19
	14	SCPSO	1046.75	19
		MBPSO	1088.68	19

Tabla 4.6. Resumen de los resultados obtenidos con los algoritmos SCPSO y MBPSO para $\lambda = 1$.

Ponderación λ	Umbral $\alpha = \beta$ [dB]	Algoritmo	Tasa de Datos Promedio de Toda la HetNet [Mbps]	SU con Espectro Asignado
1	2	SCPSO	1548.04	19
		MBPSO	1580.48	19
	4	SCPSO	1459.13	19
		MBPSO	1488.05	19
	6	SCPSO	1346.12	19
		MBPSO	1396.27	20
	8	SCPSO	1247.74	18
		MBPSO	1300.79	20
	10	SCPSO	1149.12	19

4.4 Análisis Comparativo de la Capacidad Obtenida para los Algoritmos SCPSO y MBPSO

		MBPSO	1201.46	20
	12	SCPSO	1087.67	19
		MBPSO	1136.61	20
	14	SCPSO	1020.56	19
		MBPSO	1048.21	19

Al analizar los resultados de las tablas 4.4 a 4.6 se puede observar que en la mayoría de los experimentos realizados para la evaluación de la capacidad del modelo de HetNet propuesto mediante la implementación de los algoritmos SCPSO y MBPSO, el segundo de ellos presenta un mejor desempeño tanto para los valores de tasa de datos alcanzados como para la densidad de SU atendidos.

Se puede argumentar también que en el caso del algoritmo SCPSO este es capaz de garantizar el uso concurrente promedio de un canal primario de comunicación a mínimo 17 SU y máximo 19 SU, lo que representa una disponibilidad de acceso al espectro en la red secundaria entre el 85 y 95%, respectivamente.

En contraparte, para el algoritmo MBPSO se tienen valores de disponibilidad de acceso al espectro de la red secundaria entre el 95 y 100%, lo que significa asignaciones promedio de canal primario entre 19 y 20 SU, para la mayoría de las simulaciones realizadas.

En la Figura 4.15 se representa gráficamente el desempeño de los algoritmos implementados cuando el factor de ponderación $\lambda = 0$; en este caso la función objetivo establecida corresponde al problema de maximización de la tasa de datos. En ella es posible evidenciar que para todos los valores del parámetro de control de SINR $\alpha = \beta$ el algoritmo MBPSO logra mejores valores de tasa de datos.

Asimismo, el problema de maximización de la densidad de SU se aborda cuando el factor de ponderación $\lambda = 1$, por lo tanto, en la Figura 4.16 se dan a conocer los resultados de desempeño de los algoritmos SCPSO y MBPSO respecto a esta métrica de evaluación.

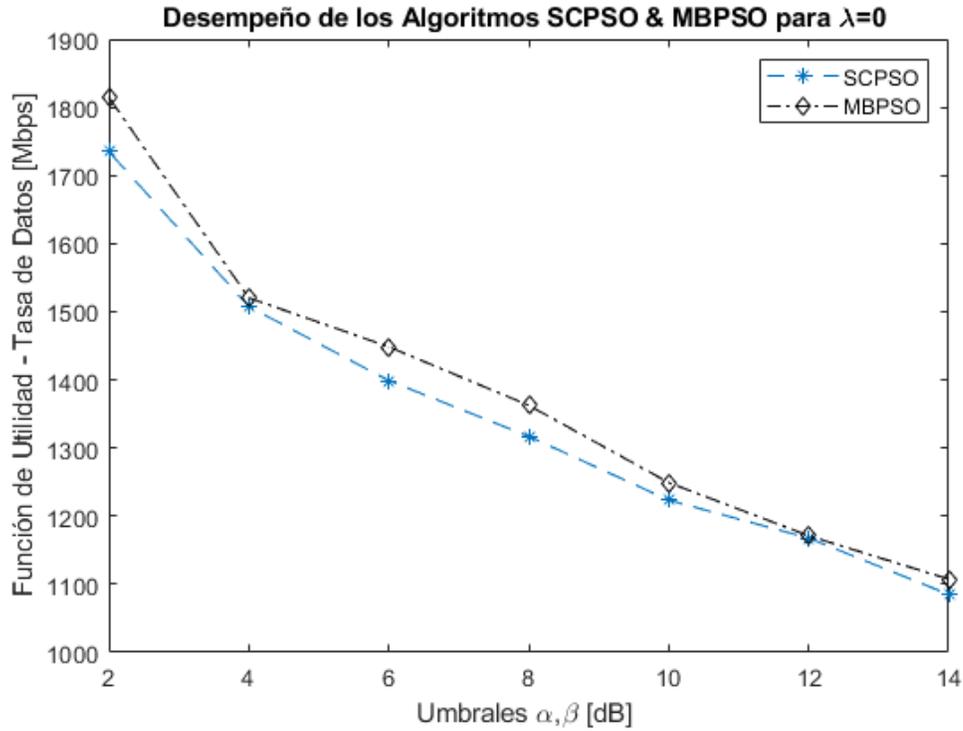


Figura 4.15. Desempeño en términos de la tasa de datos promedio obtenida para los Algoritmos SCPSO y MBPSO cuando $\lambda = 0$.

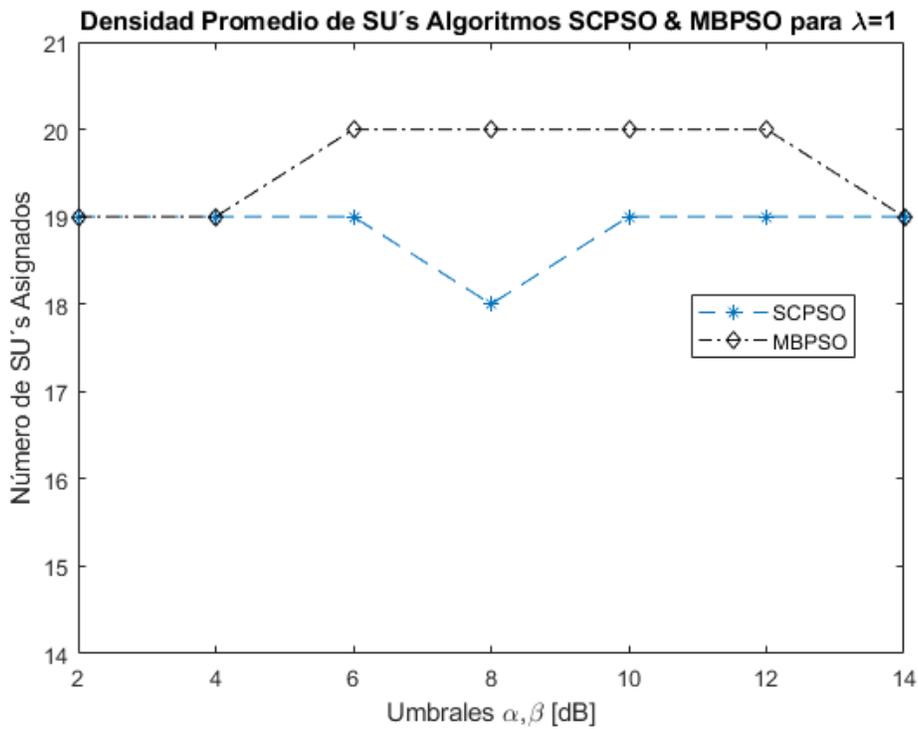


Figura 4.16. Desempeño en términos de la densidad de SU promedio obtenida para los Algoritmos SCPSO y MBPSO cuando $\lambda = 1$.

4.4 Análisis Comparativo de la Capacidad Obtenida para los Algoritmos SCPSO y MBPSO

Los resultados presentados en la Figura 4.16 sugieren que el algoritmo MBPSO es capaz de garantizar mejores desempeños asociados a densidad de SU promedio con asignación de canal primario de comunicación. En general, se puede decir que para ambos algoritmos se logra mitigar el impacto nocivo de la interferencia en una HetNet, puesto que para la mayoría de los experimentos realizados el número de SU atendidos en la red secundaria se encuentra por encima del 90% (18 SU para el escenario de simulación definido).

Por último, en la Figura 4.17 se relacionan las gráficas de desempeño para los algoritmos SCPSO y MBPSO cuando el factor de ponderación $\lambda = 0.5$, situación en la cual se asume un equilibrio entre tasa de datos y densidad de SU, en donde claramente se nota que el algoritmo SCPSO alcanza tasa de datos inferiores a las del algoritmo MBPSO para todos los valores del parámetro de control de SINR $\alpha = \beta$. Con base en lo reportado en la literatura se sabe que SCPSO converge en algunas ocasiones prematuramente a soluciones locales, situación que se resuelve en gran medida en MBPSO, mejorando las características de exploración y explotación de las técnicas heurísticas basadas en PSO [5, 44].

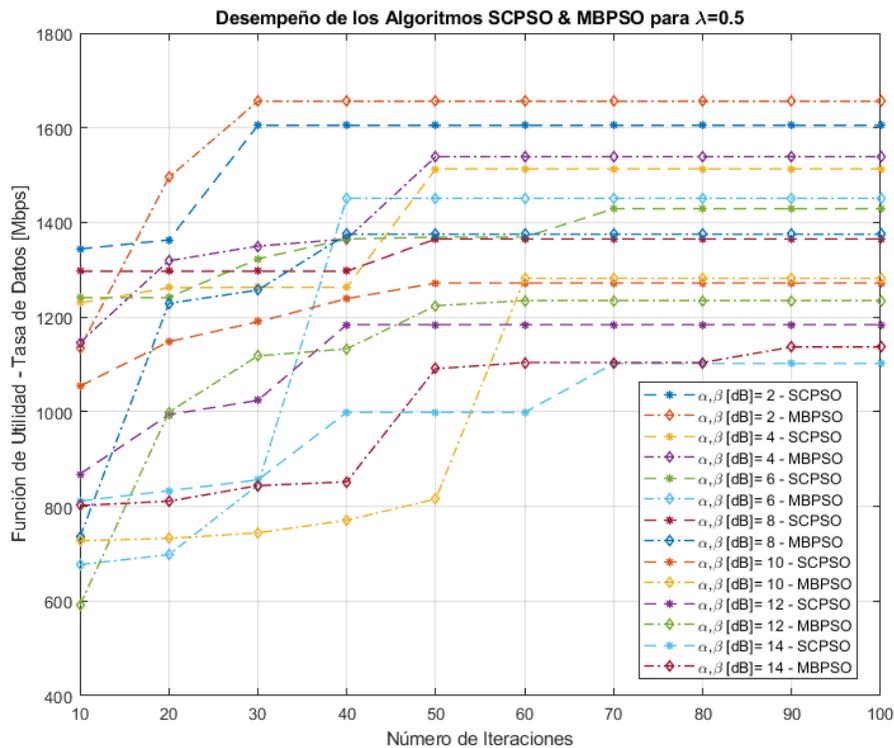


Figura 4.17. Curvas de desempeño de los algoritmos SCPSO y MBPSO en función de la convergencia de la tasa de datos para $\lambda = 0.5$.

Capítulo 5

Definición del Modelo Bajo el Esquema de Acceso Oportunista al Espectro

En este capítulo se establece la definición del sistema y la estructuración de los alcances de los algoritmos a implementar para la asignación oportunista de espectro en una HetNet con sus respectivas condiciones de restricción, y su representación en estructuras lógico-matemáticas (pseudocódigos), aplicando las técnicas de Teoría de Juegos e Inteligencia Artificial seleccionadas.

5.1 DSA Basado en Teoría de Juegos e Inteligencia Artificial

En este caso se define un modelo de Acceso Oportunista al Espectro, denominado también paradigma de entrelazado en [52] o de superposición de espectro en [53], el cual es probablemente uno de los esquemas más atractivos para SU o no licenciados que requieren acceder a recursos radio. En este modelo, los SU acceden de manera oportunista a los canales de comunicación que los PU no están utilizando temporalmente, de acuerdo a la Figura 5.1. Al permitir el uso sin licencia del espectro y al mismo tiempo garantizar la prioridad de los usuarios licenciados (PU), el esquema OSA ha ganado gran popularidad dentro de las organizaciones reguladoras y se ha convertido en un problema abierto de investigación para la academia [54], por esta razón, en esta tesis de maestría se estudian dos aproximaciones de solución para este modelo, la primera haciendo uso de GT combinada con un SLA, en donde los SU aprenden de su historial de recompensas de acción individual y ajustan sus comportamientos hacia un punto NE [14]; y la segunda basada también en GT pero combinada con un SLA Desacoplado (USLA,

Uncoupled Stochastic Learning Automats), en donde se estudia la selección de canales distribuidos en SH que varían con el tiempo [15].

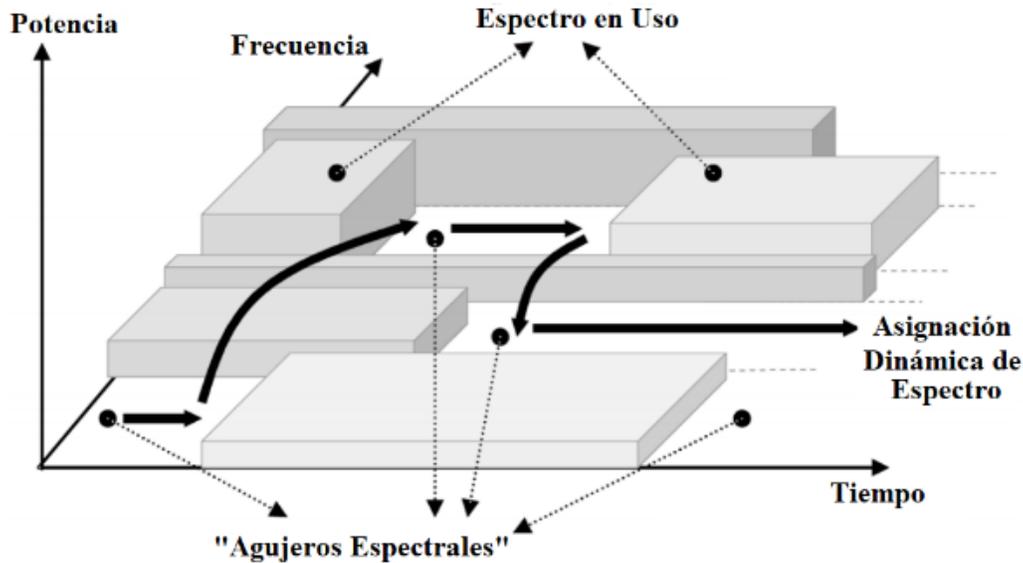


Figura 5.1. Esquema general de OSA. Adaptada de [58].

5.2 Algoritmo Basado en GT y SLA

El modelo OSA se ha considerado como una solución prometedora para estudiar el problema de escasez de espectro y, por lo tanto, ha llamado mucho la atención de académicos e investigadores [1, 55-56]. Aunque en la literatura se registra cierto progreso respecto a la selección inteligente de canales empleando GT para sistemas OSA, por ejemplo [57-59], todavía existen algunos problemas sin resolver.

Así, gran parte de los esfuerzos realizados se basan en la suposición de que los SU conocen plenamente el entorno radioeléctrico y poseen información completa de las acciones tomadas por otros usuarios; además, se requiere que dicho entorno sea estático durante la convergencia de los algoritmos. Dichas consideraciones no son realistas, porque el conocimiento del entorno demanda muchos recursos de red; como tiempo, potencia y ancho de banda, y puede no ser factible en algunos escenarios; sin tener en cuenta que la adquisición de información sobre otros usuarios también genera una gran sobrecarga en el sistema, y que un canal de comunicaciones siempre varía en el tiempo en el esquema OSA [14].

Por esta razón, en el algoritmo definido en este apartado del documento se estudia el problema de selección de canales distribuidos haciendo uso de una solución de aprendizaje estocástico con GT. Teniendo en cuenta que en el modelo de juego establecido los SU toman decisiones de forma espontánea e independiente, y que sus objetivos son contradictorios y sus decisiones son interactivas [14]. Para ello, se plantean las siguientes consideraciones de red en el esquema OSA: los SH varían en el tiempo, no se necesita conocer las estadísticas de disponibilidad del canal ni el número de SU en la HetNet, y tampoco es necesario el intercambio de información entre SU.

De manera general, la única información disponible en la HetNet considerada es el historial individual de las decisiones y recompensas de selección de canales de cada usuario. En virtud de ello, se hace necesaria una solución de aprendizaje que sea capaz de aprender de la información histórica para lograr un punto de NE en el espectro radioeléctrico de naturaleza desconocida y dinámica. Para lograr el objetivo antes mencionado, se formula el problema de selección de canales distribuidos como un juego potencialmente exacto¹. Con el fin de abordar la falta de información sobre otros usuarios y el ecosistema de RF que varía en el tiempo, se define un algoritmo basado en GT y en SLA [77], con el cual los SU logran aprender de su historial de recompensas de acción individual ajustando su comportamiento hacia un punto de NE [14,53].

El algoritmo definido permite estudiar de manera general la convergencia hacia un punto de NE para un juego potencialmente exacto, en el que los usuarios tienen diferentes funciones de utilidad y reciben diferentes recompensas en cada iteración, para ello, se considera una HetNet con OSA compuesta por N usuarios secundarios y M canales primarios licenciados con velocidad de transmisión R_m , $1 \leq m \leq M$, $N > M > 1$. Se asume que cada canal permite la misma velocidad de transmisión para todos los usuarios, así, cada canal genera el mismo ancho de banda y la misma velocidad de transmisión para cada usuario, sin embargo diferentes usuarios pueden experimentar diferentes condiciones de canal [61]. Es importante mencionar que la anterior suposición es válida en algunos sistemas reales, por ejemplo, el estándar IEEE 802.16d/e [62]. De igual manera, se supone que los PU usan los canales licenciados de manera ranurada y sus actividades son independientes de

¹ Un juego potencialmente exacto, es un tipo especial de juego que presenta varias propiedades atractivas para el modelamiento de situaciones de conflicto, entre ellas según [61] se puede destacar que: cualquier máximo global o local de la función potencial constituye una estrategia pura del punto de NE del juego.

canal a canal y de ranura a ranura [14]. Por consiguiente, se puede suponer también que el canal m está inactivo con probabilidad θ_m en cada ranura, y se debe cumplir que $1 \leq m \leq M$. Para que sea más fácil de comprender se relacionan las siguientes consideraciones:

- Las estadísticas de disponibilidad del canal θ_m con $1 \leq m \leq M$, son fijas pero desconocidas.
- Se desconoce el número de SU, N .
- No hay control centralizado ni intercambio de información entre los SU.

En la Figura 5.2 se describe el proceso de transmisión de los SU, en donde se supone que ellos solo pueden seleccionar un canal para transmitir en una ranura, debido a la limitación de hardware existente [63].

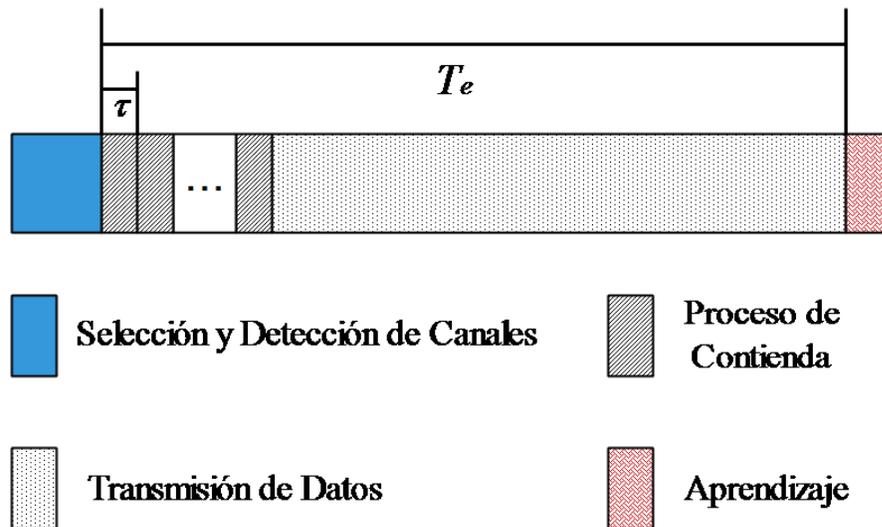


Figura 5.2. Estructura de transmisión de los SU. Adaptada de [14].

Al inicio de cada ranura, cada usuario selecciona un canal para detectar de acuerdo con su estrategia de selección de canal actual. Por simplicidad, se asume que la detección de canal es perfecta, así, si el canal seleccionado se detecta inactivo, se puede implementar un mecanismo de Acceso Múltiple por Detección de Portadora (CSMA, *Carrier Sense Multiple Access*) para abordar el problema de colisión entre los SU que comparten el mismo canal [63].

Al final de la ranura, el SU recibe una recompensa aleatoria para posteriormente aplicar un proceso de aprendizaje con el fin de actualizar su estrategia de selección de canales. En el proceso de contienda, el tiempo se divide en mini-ranuras de la misma longitud, y cada SU compite por el acceso al canal con la misma probabilidad p_a en cada mini-ranura.

La suposición de la misma probabilidad p_a para diferentes canales y SU se hace por simplicidad de análisis, pero debe mencionarse que es un tema importante para mejorar la probabilidad de acceso para diferentes usuarios y canales en un entorno competitivo. Después de un proceso de competencia o contienda de canal exitoso, el SU asignado transmite datos en el intervalo de tiempo residual, por tanto, una vez que el canal está ocupado por un SU, todos los demás SU que se encuentran compitiendo por el mismo canal deben permanecer en silencio (sin transmitir) hasta la siguiente ranura. En la representación gráfica se denota el tiempo útil después de detectar una ranura como T_e , y la longitud de la mini-ranura como τ .

Seguidamente, para la formulación del problema a resolver se denota a a_n como una selección de canal del usuario secundario n . El conjunto de SU que seleccionan el canal m para su transmisión se denota como c_m , es decir, $\{c_m = n \in \{1, \dots, N\}: a_n = m\}$, y s_m denota el número de estos SU, o sea, $s_m = |c_m|$. En ese caso, la recompensa aleatoria, que es equivalente al tiempo de transmisión efectivo normalizado en una ranura, recibida por el usuario secundario n , $\forall n \in c_m$, en la j -ésima ranura se presenta en la ecuación (5.1).

$$r_n(j) = [(T_e - N_c(s_m)\tau)/T_e]\beta_n(s_m)I_mR_m \quad (5.1)$$

T_e es el tiempo útil después de detectar el canal en una ranura, τ es la longitud de una mini-ranura, $N_c(s_m)$ es el número de mini-ranuras que se necesitan para una contienda exitosa del canal con la condición de que existan usuarios secundarios s_m compitiendo por este canal, $\beta_n(s_m)$ indica si el usuario secundario n compite exitosamente por el canal o no, e I_m indica si el canal m está inactivo u ocupado. Esta estrategia de recompensa describe el entorno de un canal de radio dinámico y las interacciones de múltiples SU para su acceso. De acuerdo al trabajo desarrollado en [14] que se encuentra fundamentado en [64], se tiene que el número de mini-ranuras que se necesitan para una contienda exitosa de canal $N_c(s_m)$ se puede representar como una variable aleatoria geométrica con Función de Masa de Probabilidad (PMF, *Probability Mass Function*) según la ecuación (5.2) [14, 64].

$$P_r\{N_c(s_m) = i\} = p_s(1 - p_s)^{i-1}, i \geq 1 \quad (5.2)$$

$p_s = s_m p_a (1 - p_a)^{s_m - 1}$ representa la probabilidad general de éxito del proceso de contienda del canal en una mini-ranura. Además, $\beta_n(s_m)$ e I_m son variables aleatorias de Bernoulli con las PMF relacionadas en las ecuaciones (5.3) y (5.4), respectivamente [14].

$$P_r\{\beta_n(s_m) = x\} = \begin{cases} \frac{1}{s_m}, & x = 1 \\ 1 - \frac{1}{s_m}, & x = 0 \end{cases} \quad (5.3)$$

$$P_r\{I_m = y\} = \begin{cases} \theta_m, & y = 1 \\ 1 - \theta_m, & y = 0 \end{cases} \quad (5.4)$$

Con base en lo anterior, se establece una función de pérdida de desempeño debido al proceso de contienda de múltiples SU, cómo se indica en la expresión (5.5) [14].

$$f(s_m) = E[T_e - N_c(s_m)\tau]/T_e \quad (5.5)$$

$E[\cdot]$ representa el valor esperado de la función de pérdida de desempeño relacionada en la ecuación (5.5).

Considerando las ecuaciones (5.1) a (5.5), y según el análisis expuesto en [14] el desempeño esperado alcanzado por el usuario secundario n en una ranura, estará dado por la ecuación (5.6).

$$\bar{r}_n(j) = \frac{\theta_m f(s_m) R_m}{s_m} \quad (5.6)$$

Así, el desempeño del sistema, que se puede definir como el desempeño agregado obtenido por todos los SU [14], se describe matemáticamente en la ecuación (5.7).

$$U_s(a) = \sum_{n=1}^N \frac{\theta_{a_n} f(s_{a_n}) R_{a_n}}{s_{a_n}} = \sum_{m=1}^M \theta_m f(s_m) R_m \delta(s_m) \quad (5.7)$$

$a = (a_1, \dots, a_N)$ es un perfil de selección de canal para los SU, y $\delta(s_m)$ es una función indicadora, que tiene la forma de la expresión (5.8).

$$\delta_m = \begin{cases} 1, & s_m \geq 1 \\ 0, & s_m = 0 \end{cases} \quad (5.8)$$

Entonces, el objetivo principal de la HetNet es encontrar el mejor perfil de selección de canal para que el desempeño del sistema se maximice. Lo anterior se representa matemáticamente en la expresión (5.9).

$$a_{opt} = \arg \max U_s(a) \quad (5.9)$$

La ecuación (5.9) describe el problema a resolver, en donde es importante resaltar que no existe un centro de control para SU, y tanto θ_m como N son desconocidos, lo que refuerza la necesidad de una solución con capacidad de aprendizaje y enfoque distribuido.

En este punto es importante mencionar que los SU pueden adoptar otros esquemas de CSMA. Para hacer más general la discusión el resto del desarrollo del modelo no se basa en la expresión $f(s_{a_n})$, por el contrario, se utilizan las propiedades generales de CSMA, que se listan a continuación.

- $s_{a_n} \geq 1, \forall n \in \{1, \dots, N\}$.
- En general, $f(s_{a_n})$ es una función decreciente de s_{a_n} .
- En general, $0 \leq f(s_{a_n}) \leq 1, \forall s_{a_n} \geq 1$; además, se tiene que $f(s_{a_n}) \equiv 1, \forall s_{a_n} \geq 1$, cuándo la sobrecarga de usuarios en el proceso de contienda es insignificante.

5.2.1 Modelo de Juego para Selección de Canales Distribuidos

El problema de selección de canales distribuidos en el esquema OSA se formula como un juego, el cual se denota formalmente como $\mathcal{G}_c = [\mathcal{N}, \{\mathcal{A}_n\}_{n \in \mathcal{N}}, \{u_n\}_{n \in \mathcal{N}}]$, donde $\mathcal{N} = \{1, \dots, N\}$ es el conjunto de jugadores (o SU), $\mathcal{A}_n = \{1, \dots, M\}$ es el conjunto de acciones disponibles (o canales licenciados) para el jugador n , y u_n es la función de utilidad del jugador n , que se define según [14] como el desempeño alcanzable esperado del jugador n , y se relaciona matemáticamente en la ecuación (5.10).

$$u_n(a_n, a_{-n}) \triangleq \mathbf{E}[r_n | (a_n, a_{-n})] = \frac{\theta_{a_n} f(s_{a_n}) R_{a_n}}{s_{a_n}} \quad (5.10)$$

Donde r_n es la recompensa aleatoria recibida por el jugador n según la ecuación (5.1), $a_n \in \mathcal{A}_n$ representa la selección de canal del jugador n , y $a_{-n} \in \mathcal{A}_1 \times \dots \times \mathcal{A}_{n-1} \times \mathcal{A}_{n+1} \times \dots \times \mathcal{A}_N$ representa un perfil de selección de canal de todos los jugadores, excluyendo n ; en el que \times indica el producto cartesiano.

5.2.2 Definición del Equilibrio de Nash (NE)

Un perfil de selección de canal $a^* = (a_1^*, \dots, a_N^*)$ es un punto de NE de estrategia pura del juego \mathcal{G}_c , si y solo si, ningún SU puede mejorar su función de utilidad al desviarse unilateralmente, como se indica en la ecuación (5.11).

$$\frac{\theta_{a_n^*} f(s_{a_n^*}) R_{a_n^*}}{s_{a_n^*}} \geq \frac{\theta_{a_n} f(s_{a_n} + 1) R_{a_n}}{s_{a_n} + 1}, \forall n \in \mathcal{N}, \forall a_n \in \mathcal{A}_n \setminus \{a_n^*\} \quad (5.11)$$

$f(\cdot)$ es la función de pérdida de desempeño descrita en (5.5), $s_{a_n^*}$ representa al número de SU que seleccionan el canal a_n^* , y $\mathcal{A}_n \setminus a_n$ significa que a_n está excluido de \mathcal{A}_n .

El NE antes definido para el modelo de juego \mathcal{G}_c , se caracteriza esencialmente por los teoremas 1 y 2, cuyo sustento matemático se puede consultar en los apéndices A y B, respectivamente.

Teorema 1. \mathcal{G}_c es un juego potencialmente exacto que tiene al menos un punto de NE de estrategia pura.

Teorema 2. El juego de selección de canales \mathcal{G}_c tiene múltiples puntos de NE de estrategia pura, y todos ellos conducen al mismo desempeño del sistema.

En escenarios generales con sobrecarga de usuarios el proceso de contienda o competencia por un canal no se puede ignorar, ya que según [14] se tiene que la solución teórica del juego obtiene un buen grado de imparcialidad, debido a la naturaleza del Equilibrio de Nash, que puede interpretarse fundamentalmente como una forma de equidad. Así, los resultados de las simulaciones expuestos en el Capítulo 6 validan esta afirmación.

5.2.3 Solución SLA para lograr NE en un Entorno Dinámico Desconocido

Si bien existen algunos algoritmos de aprendizaje que convergen hacia los puntos de NE de estrategia pura en un juego potencialmente exacto, como por ejemplo, el aprendizaje por arrepentimiento descrito en [57], el juego ficticio en [66], el juego adaptativo espacial en [63,67], y el juego de mejor respuesta dinámica en [68]; todos ellos requieren de información completa sobre las acciones realizadas por cada uno de los jugadores en cada iteración, además, se necesita que el entorno de RF sea estático durante el proceso de convergencia. Por esta razón, para dar solución al problema de OSA planteado en esta sección se emplea un algoritmo de selección de canales basado en SLA, en el cual los SU tienen la capacidad de aprender de sus experiencias individuales mediante el principio de acción-recompensa, para finalmente ajustar su comportamiento hacia un punto de NE.

5.2.4 Descripción del Algoritmo Basado en GT y SLA

La caracterización del algoritmo de DSA basado en GT y SLA se amplía a un juego de selección de canales \mathcal{G}_c de estrategia mixta, considerando las siguientes definiciones. Sea $\mathcal{P} = (\mathbf{p}_1, \dots, \mathbf{p}_N)$ el perfil de estrategia mixta del juego \mathcal{G}_c , específicamente, $\mathbf{p}_n = (p_{n1}, \dots, p_{nM}), \forall n \in \mathcal{N}$, es el vector de probabilidad de selección de canal del usuario secundario n , donde p_{nm} indica la probabilidad con la que el usuario secundario n selecciona el canal m . Seguidamente, $h_{nm}(\mathcal{P})$ representa la función de recompensa esperada del jugador n si emplea la estrategia pura m , es decir, $a_n = m$; y otros usuarios secundarios $k, \forall k \in \mathcal{N}, k \neq n$, hacen uso de la estrategia mixta \mathbf{p}_k , tal y como se describe matemáticamente en la ecuación (5.12) [14].

$$h_{nm}(\mathcal{P}) = \sum_{a_k, k \neq n} u_n(a_1, \dots, a_{n-1}, m, a_{n+1}, \dots, a_N) \prod_{k \neq n} p_{ka_k} \quad (5.12)$$

Así, en el Algoritmo 1 se relaciona la estrategia de solución a emplear para el sistema OSA bajo análisis. En él la selección de canal se basa en una distribución de probabilidad sobre el conjunto de canales; la cual se actualiza en función de la recompensa recibida en el escenario de juego. Adicionalmente, todos los SU actualizan sus vectores de probabilidad de selección de canales de acuerdo a la regla descrita en la ecuación (5.13); en la cual el proceso de actualización solo depende de las experiencias individuales de acción-recompensa de cada jugador (SU), no hay intercambio de información y no se supervisa las acciones tomadas por otros usuarios [14].

$$p_{nm}(j+1) = \begin{cases} p_{nm}(j) + b\tilde{r}_n(j)(1 - p_{nm}(j)), & m = a_n(j) \\ p_{nm}(j) - b\tilde{r}_n(j)p_{nm}(j), & m \neq a_n(j) \end{cases} \quad (5.13)$$

Donde $0 < b < 1$ determina el tamaño del paso de aprendizaje y $\tilde{r}_n(j)$ es la recompensa normalizada, que se define matemáticamente en la ecuación (5.14).

$$\tilde{r}_n(j) = r_n(j) / \left(\max_m R_m \right) = r_n(j) / R_{max} \quad (5.14)$$

Específicamente, $r_n(j)$ sirve como una señal de refuerzo, puesto que, si se selecciona un canal y el sistema retroalimenta una recompensa positiva ($r_n(j) > 0$),

la probabilidad de seleccionar este canal en la siguiente ranura aumenta. En contraste, si el sistema retroalimenta una recompensa cero ($r_n(j) = 0$), la probabilidad de seleccionar este canal en la siguiente ranura no presenta cambios.

Algoritmo 1. Pseudocódigo del algoritmo basado en GT y SLA

- 1: *Inicializa la matriz de probabilidades \mathcal{P}*
 - 2: *Para $j = 1$ hasta condición de parada*
 - 3: *Escoge $a_n(j)$ de acuerdo a la probabilidad \mathbf{p}_n*
 - 4: *Cada usuario secundario n , recibe la recompensa aleatoria $r_n(j)$*
 - 5: *Actualiza la matriz de probabilidad de selección de canal*
 - 6:
$$p_{nm}(j+1) = \begin{cases} p_{nm}(j) + b\tilde{r}_n(j)(1 - p_{nm}(j)), & m = a_n(j) \\ p_{nm}(j) - b\tilde{r}_n(j)p_{nm}(j), & m \neq a_n(j) \end{cases}$$
 - 7: *Si $p_n(j) \geq 0.99$*
 - 8: *$j =$ condición de parada*
 - 9: *En caso contrario*
 - 10: *Siguiente j*
 - 11: *Fin (7)*
 - 12: *Fin (2)*
-

Del Algoritmo 1 es importante resaltar que la solución definida es completamente distribuida, debido a que las reglas establecidas en la ecuación (5.13) dependen solamente de las experiencias individuales de acción-recompensa de los SU. De igual manera se puede observar que no se necesita ningún intercambio de información, ni supervisión de las acciones tomadas por otros usuarios.

5.3 Algoritmo Basado en GT y USLA

Como se mencionó en la sección 5.2 gran parte de los esfuerzos existentes han sido concebidos inicialmente para canales que no varían en el tiempo, en donde se asume que las ganancias del canal de interferencia son estáticas. Con base en esta suposición, existen algunas aproximaciones de solución al problema de DSA en sistemas OSA que emplean algoritmos de mitigación de interferencias sin modelar la situación de conflicto con GT, como las expuestas en [69-70]; y también existen aquellas en las que, si se modela el problema con técnicas de GT, como las relacionadas en [57, 71-77]. En ese orden de ideas, cabe mencionar que la suposición de un canal estático conlleva a obtener trazabilidad matemática, pero es

una condición poco realista, puesto que el entorno de RF es dinámico y siempre presenta variaciones en el tiempo.

En correspondencia con lo anterior, en esta subsección se formula el problema como un juego no cooperativo y potencialmente exacto, en el que la utilidad de cada jugador se define como una función de su interferencia ponderada esperada experimentada, que además sirve como función potencial [15]. De esta manera, se considera una HetNet distribuida multicanal y multiusuario, donde los usuarios eligen canales ortogonales para mitigar la interferencia mutua [57,70,73,75-77].

Particularmente, la HetNet considerada tiene las siguientes características: no existe un controlador centralizado, no hay intercambio de información entre los usuarios y los canales experimentan desvanecimiento en bloque. La razón primordial para enfatizar la inexistencia de intercambio de información, es que dicho intercambio en redes distribuidas conduce a una sobrecarga de comunicación que puede ser insostenible, incluso ni siquiera factible en algunos casos, por ejemplo, en presencia de obstáculos en movimiento [14-15]. Asimismo, el desvanecimiento en bloque admite que las ganancias del canal permanezcan estacionarias en una ranura y cambien de manera aleatoria e independiente en la siguiente. Este tipo de características permiten modelar un canal de comunicaciones realista y variable en el tiempo.

De este modo la utilidad de la HetNet definida como la interferencia ponderada esperada experimentada, se extiende naturalmente al desvanecimiento en bloque con el fin de lograr perfiles de selección de canal que minimicen dicha función objetivo. Subsecuentemente, las elecciones de canal son realizadas por los usuarios de manera distribuida y autónoma, para lo cual, los usuarios tienen objetivos en conflicto, es decir, cada usuario minimiza egoístamente su interferencia experimentada. El escenario antes descrito reafirma el modelo de juego no cooperativo establecido para el sistema [15,36].

Con base en lo anterior, es necesario recurrir a técnicas de aprendizaje, que se caracterizan por tener la capacidad de observar la respuesta del entorno, ajustar la estrategia de decisión y, aprender soluciones deseables de la información histórica. Específicamente, para dar solución al problema de mitigación de interferencia en canales distribuidos se incorporan al modelo de juego no cooperativo autómatas de aprendizaje estocástico desacoplados. Para ello, se formula un juego de mitigación de interferencia, que además de ser un juego potencialmente exacto con la utilidad

de red considerada como su función potencial, se demuestra que todos los puntos de NE de estrategia pura conllevan a perfiles de selección de canal sin interferencia para redes de baja o igual carga, y existe al menos un punto de NE de estrategia pura que minimiza la interferencia agregada ponderada esperada para HetNets sobrecargadas [15].

Algunas de las características más relevantes del algoritmo basado en GT y USLA se describen a continuación.

- Convergencia a los puntos de NE de estrategia pura del juego de mitigación de interferencia en un entorno variable en el tiempo.
- Es un algoritmo completamente distribuido y desacoplado.
- La regla de actualización es lineal y no requiere de información previa del sistema, por ejemplo, la distancia de separación entre nodos, las características de los canales y el número de nodos.
- No necesita control centralizado ni intercambio de información.
- El procedimiento de actualización solo se basa en el historial de pago de prueba individual de cada usuario; es más, cada usuario ni siquiera conoce a otros usuarios.

5.3.1 Modelo del Sistema y Formulación del Problema

Para la definición del modelo de sistema y la formulación del problema se considera en este apartado del trabajo de investigación una red canónica, la cual puede emplearse para representar varias redes de comunicación, entre ellas una HetNet. Así el concepto de red canónica puede extenderse de manera general a un ejemplo de red agrupada y/o superpuesta, en donde los agentes que la componen se dividen en diferentes grupos y cada grupo está representado por una cabeza o un líder. Ahora, si se supone que se tiene un conjunto de nodos de red distribuidos en el espacio, cada nodo puede estar interesado en las comunicaciones internodo y/o intranodo, situación muy común en la práctica y que describe detalladamente en la siguiente subsección.

5.3.1.1 Modelo del Sistema

Dentro del modelo definido se considera una red canónica distribuida que consta de múltiples nodos autónomos, en donde cada nodo no es una sola entidad de comunicación, sino, una comunidad o agrupación de múltiples entidades con comunicaciones intranodo [78-80]. Las entidades en una agrupación se encuentran localizadas de manera cercana, y existe una entidad líder que administra a toda la comunidad. En general, la entidad líder se encarga de elegir el canal operativo, y sus seguidores comparten el canal utilizando mecanismos de control de acceso múltiple [15]. Un ejemplo de nodos en redes canónicas puede ser un punto de acceso de red de área local inalámbrica con sus respectivos clientes de servicio [79]. En [70] se desarrolla una explicación extendida sobre este concepto.

Teniendo en cuenta que para el modelo planteado es posible emplear de manera intercambiable la noción de nodo y usuario, se supone que hay N nodos que compiten de manera autónoma por uno de los M canales, denotando el conjunto de nodos como $\mathcal{N} = \{1, \dots, N\}$ y el conjunto de canales como $\mathcal{M} = \{1, \dots, M\}$. Además, se asume que todos los canales experimentan desvanecimiento en bloque, es decir, las ganancias del canal se establecen en bloque en un intervalo de tiempo y cambian aleatoriamente en el siguiente intervalo. Cada nodo elige exactamente un canal para la comunicación intranodo; así, cuando dos nodos, m y n , seleccionan el mismo canal, se genera una interferencia mutua; concretamente, la ganancia de interferencia instantánea de los nodos m a n en una ranura se describe en la ecuación (5.15).

$$w_{mn}^s = (d_{mn})^{-\alpha} \varepsilon_{mn}^s \quad (5.15)$$

El superíndice s hace referencia al canal seleccionado, d_{mn} es la distancia entre los nodos m y n , α es el exponente de pérdida de ruta, y ε_{mn}^s es el componente aleatorio instantáneo de la pérdida de ruta [81], por ejemplo, desvanecimiento Rayleigh. Los componentes aleatorios instantáneos entre dos nodos en cada ranura pueden ser iguales o diferentes, pero se supone que sus valores esperados son los mismos, lo que hace posible denotar matemáticamente el valor esperado de los componentes aleatorios entre dos nodos en un canal, como se relaciona en la ecuación (5.16) [15,81].

$$\mathbf{E}[\varepsilon_{mn}^s] = \mathbf{E}[\varepsilon_{nm}^s], \forall m, n \in \mathcal{N}, \forall s \in \mathcal{M} \quad (5.16)$$

En este punto, cabe mencionar que el modelo de canal de interferencia mutua descrito anteriormente es muy general y realista, ya que los componentes aleatorios instantáneos (ε_{mn}^s), pueden variar de una ranura a otra, de un canal a otro y de un usuario a otro, siendo más importante, que tales variaciones pueden ser independientes o correlacionadas, es decir, el valor esperado del componente aleatorio $\bar{\varepsilon}_{mn}^s$, puede variar de un canal a otro y de un usuario a otro [15]. Esto permite emplear el modelo definido en varios escenarios de comunicaciones inalámbricas. Por ejemplo, el componente aleatorio instantáneo puede ser constante $\varepsilon_{mn}^s = 1$, $\forall m, n, s$, lo cual corresponde a un escenario sin desvanecimiento, donde se considera solamente la pérdida de potencia a gran escala, situación de particular interés para esta investigación.

5.3.1.2 Formulación del Problema

El canal seleccionado del nodo n en una ranura se denota como $a_n \in \mathcal{M}$, así, la tasa instantánea para el nodo n de acuerdo con [15] estará dada por la ecuación (5.17).

$$R_n = B \log \left(1 + \frac{p_n w_{nn}^{a_n}}{BN_0 + I_n} \right) \quad (5.17)$$

Donde $w_{nn}^{a_n} = (d_{nn})^{-\alpha} \varepsilon_{nn}^{a_n}$ es la ganancia del canal intracomunicación del nodo n , p_n es la potencia de transmisión de n , N_0 representa la densidad espectral de potencia de ruido, B es el ancho de banda e I_n es la interferencia experimentada por el usuario n . Considerando que el perfil de acción de la HetNet es $a = \{a_1, \dots, a_N\}$, e I_n es una variable aleatoria de la forma descrita en la expresión (5.18).

$$I_n = \sum_{m \in \{\mathcal{N} \setminus \{n\}\}} f(a_m, a_n) p_m w_{mn}^{a_n} \quad (5.18)$$

Donde $\mathcal{N} \setminus \{n\}$ significa que n está excluido de \mathcal{N} , sustentado matemáticamente en la función Delta de Kronecker $f(\cdot)$ definida en la ecuación (5.19), donde $X \setminus Y$ significa que Y está excluido de X .

$$f(x, y) = \begin{cases} 1, & x = y \\ 0, & x \neq y \end{cases} \quad (5.19)$$

De acuerdo con la ecuación (5.17) y el análisis presentado en [15], la tasa de datos esperada en la HetNet estará dada por la ecuación (5.19).

$$R^{sum} = \sum_{n \in \mathcal{N}} E[R_n] \quad (5.20)$$

Desde el punto de vista de la mitigación de interferencia, la utilidad de red considerada en este modelo, es la interferencia agregada ponderada esperada, definida en la ecuación (5.21).

$$U = \sum_{n \in \mathcal{N}} p_n E[I_n] = \sum_{n \in \mathcal{N}} \sum_{m \in \{\mathcal{N} \setminus \{n\}\}} p_m p_n w_{mn}^{-a_n} f(a_m, a_n) \quad (5.21)$$

$w_{mn}^{-a_n}$ indica la ganancia de interferencia esperada del nodo m al nodo n en el canal a_n , y matemáticamente se describe en la ecuación (5.22).

$$w_{mn}^{-a_n} = E[w_{mn}^{a_n}] = (d_{mn})^{-\alpha} \varepsilon_{mn}^{-a_n} \quad (5.22)$$

Cabe resaltar que la interferencia agregada ponderada esperada como métrica de utilidad de la HetNet considerada, ha sido tenido en cuenta de manera similar en diferentes estudios [70,74,77,82]. Por ejemplo, en [74] se demostró que el uso de dicha utilidad de red puede equilibrar la potencia de transmisión y por ende la interferencia experimentada, además, puede conducir a una mejor tasa de datos en un régimen de bajos niveles de SINR [15,70]. La diferencia de la función objetivo en el modelo definido, es que este considera que la interferencia esperada se ocupa de los componentes de desvanecimiento instantáneo aleatorio ε_{mn}^s [15].

En consecuencia, para el modelo de HetNet establecido, el objetivo es encontrar el mejor perfil de selección, de tal manera que la utilidad de red expuesta en (5.21) se minimice, conforme a la expresión (5.23).

$$(P1:) \quad a_{opt} \in \arg_a \min U \quad (5.23)$$

La ecuación (5.23) caracteriza a $P1$ como un problema de optimización combinatoria, que puede resolverse de manera centralizada, con la condición de que todos los parámetros del sistema como p_n , d_{mn} , y ε_{mn}^s , $\forall m, n \in \mathcal{N}, s \in \mathcal{M}$, son a priori conocidos. Sin embargo, en el caso de que no exista un control centralizado y que estos parámetros sean desconocidos, que es exactamente el escenario que se considera en este trabajo de investigación, resolver $P1$ es un problema complicado [15]. Por consiguiente, se necesita emplear una solución distribuida que pueda subsanar la ausencia de control centralizada, basada en la restricción de no

conocimiento de los parámetros del sistema y de la naturaleza aleatoria de los canales de comunicación, para lo cual se establece el siguiente juego de mitigación de interferencia.

5.3.3 Definición del Juego de Mitigación de Interferencia

El problema de selección de canales distribuidos para la mitigación de interferencia desarrollado en este subcapítulo se formula como un juego no cooperativo, el cual se denota formalmente como $\mathcal{G}_c = [\mathcal{N}, \{\mathcal{A}_n\}_{n \in \mathcal{N}}, \{u_n\}_{n \in \mathcal{N}}]$, donde $\mathcal{N} = \{1, \dots, N\}$ representa al conjunto de jugadores (nodos o usuarios), $\mathcal{A}_n = \{1, \dots, M\}$ es el conjunto de acciones disponibles (canales) para cada jugador n , y u_n es la función de utilidad del jugador n . Particularmente, la interferencia experimentada es una variable aleatoria en una ranura; dicho de otra manera, los jugadores reciben pagos aleatorios en cada jugada. Seguidamente, se considera la función de utilidad de la HetNet como la interferencia experimentada esperada de cada nodo, tal y como se relaciona en la expresión (5.24).

$$u_n(a_n, a_{-n}) = D - p_n \mathbf{E}[I_n]$$

$$u_n(a_n, a_{-n}) = D - \sum_{m \in \{\mathcal{N} \setminus \{n\}\}} p_n p_m w_{mn}^{-a_n} f(a_m, a_n) \quad (5.24)$$

Donde a_{-n} es el perfil de selección de canales de todos los jugadores, excepto el jugador n , I_n representa la interferencia experimentada descrita en (5.18) y D es una constante positiva predefinida, cuyo impacto en el modelo se explicará más adelante. Luego, el juego de mitigación de interferencia propuesto se puede expresar como se indica en la ecuación (5.25), el cual consiste en conseguir el mejor perfil de selección de canal en donde la interferencia experimentada esperada sea mínima.

$$(\mathcal{G}_c): \max_{a_n \in \mathcal{A}_n} u_n(a_n, a_{-n}), \quad \forall n \in \mathcal{N} \quad (5.25)$$

Seguidamente se procede a definir el NE del juego no cooperativo previamente formulado, y se analizan sus propiedades y características. En consecuencia, un perfil de selección de canal $a^* = (a_1^*, \dots, a_N^*)$ es una estrategia pura del NE si y solo si, ningún jugador puede mejorar su utilidad al desviarse unilateralmente, como se indica en la ecuación (5.26) [15].

$$u_n(a_n^*, a_{-n}^*) \geq u_n(a_n, a_{-n}^*), \forall n \in \mathcal{N}, \forall a_n \in \mathcal{A}_n, a_n \neq a_n^* \quad (5.26)$$

La definición dada en la ecuación (5.26) se obtiene directamente de los postulados básicos de la GT [36]. Las propiedades del juego formulado se caracterizan en el siguiente teorema.

Teorema 1. \mathcal{G}_c es un juego potencialmente exacto que tiene al menos un punto de NE de estrategia pura, y la mejor selección de canal que minimiza globalmente la interferencia agregada ponderada esperada constituye un punto de NE de estrategia pura de \mathcal{G}_c [15].

Para probar la validez de este teorema desarrollado en detalle en [15], es necesario construir primero una función potencial con base en la función de utilidad de la HetNet; establecida previamente como la interferencia experimentada esperada de cada nodo, tal como se indica en la ecuación (5.27).

$$\Phi(a_n, a_{-n}) = -\frac{1}{2} \sum_{n \in \mathcal{N}} \sum_{m \in \{\mathcal{N} \setminus \{n\}\}} p_m p_n w_{mn}^{-a_n} f(a_m, a_n) \quad (5.27)$$

Teniendo en cuenta la interferencia agregada ponderada esperada establecida en la ecuación (5.21), la expresión (5.27) puede reescribirse como se muestra en la ecuación (5.28).

$$\Phi(a_n, a_{-n}) = -\frac{1}{2} U(a_n, a_{-n}) \quad (5.28)$$

Donde $U(a_n, a_{-n})$ es la utilidad de red definida en (5.21). Ahora, el conjunto del perfil de selección de canal para todos los jugadores estará dado por $\mathcal{A} = \mathcal{A}_1 \times \dots \times \mathcal{A}_N$, y se describe matemáticamente en la expresión (5.29).

$$a_{opt} \in \arg \max_{a \in \mathcal{A}} \Phi(a) \quad (5.29)$$

Donde a_{opt} , definido en (5.23), indica el mejor perfil de selección que minimiza la interferencia agregada ponderada esperada.

Con fines de representación se denota $S_n(a_n)$ como el conjunto de nodos que excluyen n , y que también eligen a_n , es decir, $S_n(a_n) = \{m \in \{\mathcal{N} \setminus \{n\}\} : a_m = a_n\}$. Por lo tanto, de manera general se tiene la ecuación (5.30), la cual se puede derivar directamente de (5.19).

$$f(a_m, a_n) = \begin{cases} 1, & \forall m \in S_n(a_n) \\ 0, & \forall m \notin S_n(a_n) \end{cases} \quad (5.30)$$

Ahora, si un jugador arbitrario n cambia autónomamente su selección de a_n a \tilde{a}_n , el cambio en su función de utilidad estará dado por la ecuación (5.31).

$$\begin{aligned}
u_n(\tilde{a}_n, a_{-n}) - u_n(a_n, a_{-n}) &= - \sum_{m \in \{\mathcal{N} \setminus n\}} p_n p_m \left(\bar{w}_{mn}^{\tilde{a}_n} f(a_m, \tilde{a}_n) \right) - \bar{w}_{mn}^{a_n} f(a_m, a_n) \\
u_n(\tilde{a}_n, a_{-n}) - u_n(a_n, a_{-n}) &= - \sum_{m \in S_n(\tilde{a}_n)} p_m p_n \bar{w}_{mn}^{\tilde{a}_n} + \sum_{m \in S_n(a_n)} p_m p_n \bar{w}_{mn}^{a_n} \quad (5.31)
\end{aligned}$$

Después, el cambio de la función potencial causado por el cambio unilateral en la selección de n estará definido por la expresión (5.32).

$$\begin{aligned}
\Phi(\tilde{a}_n, a_{-n}) - \Phi(a_n, a_{-n}) &= \frac{1}{2} \left(- \sum_{m \in S_n(\tilde{a}_n)} p_m p_n \bar{w}_{mn}^{\tilde{a}_n} + \sum_{m \in S_n(a_n)} p_m p_n \bar{w}_{mn}^{a_n} \right) \\
&\quad - \frac{1}{2} \sum_{m \in S_n(a_n)} \left(p_n p_m \left(\bar{w}_{nm}^{\tilde{a}_n} f(\tilde{a}_n, a_m) - \bar{w}_{nm}^{a_n} f(a_n, a_m) \right) \right) \\
&\quad - \frac{1}{2} \sum_{m \in S_n(\tilde{a}_n)} \left(p_n p_m \left(\bar{w}_{nm}^{\tilde{a}_n} f(\tilde{a}_n, a_m) - \bar{w}_{nm}^{a_n} f(a_n, a_m) \right) \right) \\
&\quad - \frac{1}{2} \sum_{m \in \mathcal{N}_0} \left(p_n p_m \bar{w}_{nm} \left(\bar{w}_{nm}^{\tilde{a}_n} f(\tilde{a}_n, a_m) - \bar{w}_{nm}^{a_n} f(a_n, a_m) \right) \right) \quad (5.32)
\end{aligned}$$

Donde $\mathcal{N}_0 = \mathcal{N} \setminus \{S_n(a_n) \cup S_n(\tilde{a}_n) \cup \{n\}\}$. Reemplazando (5.30) en (5.32) se obtiene la ecuación (5.33).

$$\begin{aligned}
\Phi(\tilde{a}_n, a_{-n}) - \Phi(a_n, a_{-n}) &= \frac{1}{2} \left(- \sum_{m \in S_n(\tilde{a}_n)} p_m p_n \bar{w}_{mn}^{\tilde{a}_n} + \sum_{m \in S_n(a_n)} p_m p_n \bar{w}_{mn}^{a_n} \right) \\
&\quad + \frac{1}{2} \left(- \sum_{m \in S_n(\tilde{a}_n)} p_m p_n \bar{w}_{nm}^{\tilde{a}_n} + \sum_{m \in S_n(a_n)} p_m p_n \bar{w}_{nm}^{a_n} \right) \quad (5.33)
\end{aligned}$$

Ahora, aplicando $\bar{w}_{nm}^s = \bar{w}_{mn}^s = (d_{mn})^{-\alpha} \bar{\epsilon}_{mn}^s, \forall n, m \in \mathcal{N}, \forall s \in \mathcal{M}$, en (5.31) y (5.33) se tiene la expresión (5.34).

$$\Phi(\tilde{a}_n, a_{-n}) - \Phi(a_n, a_{-n}) = u_n(\tilde{a}_n, a_{-n}) - u_n(a_n, a_{-n}) \quad (5.34)$$

Lo anterior significa que el cambio en la función de utilidad individual causado por la desviación unilateral de cualquier jugador es el mismo que el cambio generado en la función potencial. Por tanto, de acuerdo con la definición dada en [68], se

establece que \mathcal{G}_c es un juego potencialmente exacto, en donde Φ es su función potencial.

Por consiguiente, y con base en la conexión entre la función potencial formulada y la utilidad de red establecida en (5.28) y (5.29), se puede inferir que el perfil de selección de canal que minimiza la interferencia agregada ponderada esperada constituye una estrategia pura del punto de NE de \mathcal{G}_c ; quedando así demostrado el *Teorema 1* antes descrito.

El *Teorema 1* permite la caracterización de la relación entre el juego de mitigación de interferencia \mathcal{G}_c y la utilidad de red considerada. Seguidamente para la HetNet definida se clasifican los siguientes escenarios de interés en esta investigación. En el primer escenario se asume que el número de nodos (o SU) es igual al número de canales, es decir, $N = M$. Y en el segundo escenario denominado sobrecargado, se tiene que el número de nodos es mayor que el número de canales con $N > M$. Las siguientes proposiciones describen de manera general las propiedades de los escenarios posibles en el modelo de juego definido.

Proposición 1. Para escenarios con baja o igual carga donde $N \leq M$, todos los puntos de NE de estrategia pura de \mathcal{G}_c conllevan a perfiles de selección de canal sin interferencias [15]. En la anterior proposición es posible demostrar de manera directa que para estos casos los puntos de NE de estrategia pura corresponden a perfiles de selección de canales ortogonales, o sea, que cada nodo tiene la posibilidad de elegir un canal. Esto es gracias a que ningún nodo tiene un incentivo o recompensa para desviarse, ya que no experimenta interferencia de otros nodos, por lo tanto, todos los puntos de NE de estrategia pura son soluciones globales de $P1$ y hacen que la HetNet funcione sin interferencias.

Proposición 2. Para escenarios sobrecargados donde $N > M$, existe al menos un punto de NE de estrategia pura que minimiza la interferencia agregada ponderada esperada [15]. Estos casos son de especial interés para esta investigación, puesto que pueden existir múltiples puntos de NE de estrategia pura en un escenario sobrecargado, pero este número es difícil de obtener. Sin embargo, de acuerdo con el *Teorema 1* desarrollado en esta subsección, debe haber al menos una estrategia pura de NE que minimice la interferencia agregada ponderada esperada, considerando que, otros puntos de NE de estrategia pura solo minimizan localmente la función de utilidad. Por ello, la interferencia agregada esperada alcanzable en una estrategia pura de NE $a^* = (a_1^*, \dots, a_N^*)$ estará dada por la expresión (5.35).

$$U_{NE} = \sum_{n \in \mathcal{N}} p_n \mathbf{E}[I_n] = \sum_{n \in \mathcal{N}} \sum_{m \in \{\mathcal{N} \setminus \{n\}\}} p_m p_n \bar{w}_{mn}^{a_n^*} f(a_m^*, a_n^*) \quad (5.35)$$

Ahora, de manera general, el Precio de la Anarquía (PoA, *Price of Anarchy*) se emplea para la caracterización de la relación de desempeño entre el peor NE y el óptimo social [83]. Así, la obtención de una solución global en un escenario sobrecargado no es posible de garantizar, es necesario en estos casos analizar el desempeño de las soluciones de NE. No obstante, para el juego formulado no es fácil de obtener, pero es razonable encontrar un límite superior para las soluciones de NE en escenarios sobrecargados, lo cual se demuestra en la siguiente proposición [15].

Proposición 3. Si los valores de los componentes aleatorios esperados de todos los canales son los mismos, lo que implica que $\bar{\varepsilon}_{mn}^s = \bar{\varepsilon}_{mn}^0, \forall m, n \in \mathcal{N}$, entonces la interferencia agregada esperada de las soluciones de NE para un escenario sobrecargado está limitada por $U_{NE} \leq U_0/M$, donde M es el número de canales disponibles. Por tanto la interferencia agregada esperada si todos los jugadores eligen el mismo canal estará dada por la ecuación (5.36) [15].

$$U_0 = \sum_{n \in \mathcal{N}} \sum_{m \in \{\mathcal{N} \setminus \{n\}\}} p_n p_m (d_{mn})^{-\alpha} \bar{\varepsilon}_{mn}^0 \quad (5.36)$$

La demostración matemática de esta proposición se puede consultar en el apéndice C de este documento.

5.3.4 Descripción del Algoritmo Basado en GT y USLA

Con el fin de encontrar soluciones razonables en búsqueda de la minimización de la utilidad de red expuesta en (5.23) es necesario formular un algoritmo completamente distribuido que sea capaz de obtener puntos de NE de estrategia pura para el juego de mitigación de interferencia planteado. De esta manera, para el algoritmo definido, los nodos aprenden selecciones de canales deseables de sus experiencias individuales de pago, basadas en sus acciones, y finalmente ajustan su comportamiento hacia un punto de NE de estrategia pura.

Para caracterizar el algoritmo basado en GT y USLA, es necesario extender la definición del modelo de juego a una forma de estrategia mixta, en la cual, para el

5.3 Algoritmo Basado en GT y USLA

jugador n en la iteración k su distribución de probabilidad se denota por $q_n(k) \in \Delta(\mathcal{A}_n)$, donde $\Delta(\mathcal{A}_n)$ indica el conjunto de distribuciones de probabilidad sobre el conjunto de acciones disponibles \mathcal{A}_n . En este caso, el juego se lleva a cabo una sola vez en una ranura de acuerdo con las estrategias mixtas. Después de cada jugada, cada jugador recibe una recompensa aleatoria; luego, los jugadores actualizan su estrategia mixta en función de los pagos recibidos. La regla de actualización es simple; concretamente si se selecciona una acción y se recibe una recompensa positiva, aumenta la probabilidad de elegir este canal en la próxima iteración [15]. En la Figura 5.3 se relaciona un diagrama ilustrativo del algoritmo definido, en donde se puede observar el proceso de selección de canal para cada nodo o usuario secundario en función de su recompensa o pago aleatorio individual. Todos los nodos realizan el proceso de aprendizaje simultáneamente, lo que significa que empiezan a actualizar sus selecciones al mismo tiempo.

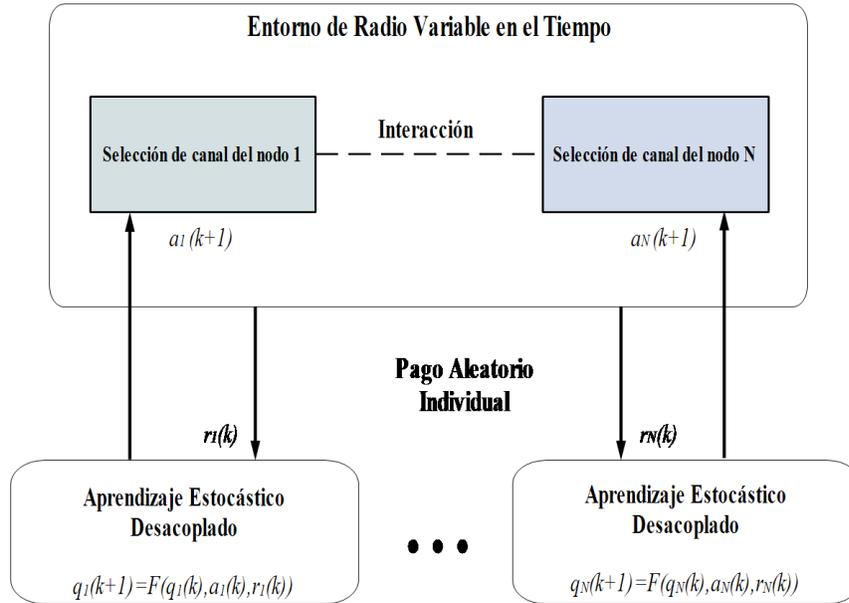


Figura 5.3. Diagrama ilustrativo del algoritmo basado en GT y USLA. Adaptada de [15].

De esta manera, para el pago aleatorio recibido en cada ranura, se supone que en la k -ésima ranura, el perfil de selección de canal viene dado por $a(k) = \{a_1(k), \dots, a_N(k)\}$. Entonces, el jugador n recibe la recompensa aleatoria descrita en la ecuación (5.37).

$$r_n(k) = D - \sum_{m \in \{N \setminus \{n\}\}} p_m p_n (d_{mn})^{-\alpha} \varepsilon_{mn}^{a_n(k)} f(a_m(k), a_n(k)) \quad (5.37)$$

Donde $f(\cdot)$ representa la función Delta de Kronecker establecida en (5.19), y $\varepsilon_{mn}^{a_n(k)}$ es la ganancia instantánea de canal, que se genera aleatoriamente de acuerdo con un modelo de desvanecimiento determinado. Si bien la recompensa anterior es aleatoria, también puede medirse directamente para el nodo n [70]. El propósito de la constante predefinida D es mantener positivo el pago recibido, sin embargo, dicho pago puede ser negativo debido a la naturaleza aleatoria del canal de comunicación. Por esta razón, se establece en la ecuación (5.38) el pago recibido modificado.

$$r_n(k) = \max\{r_n(k), 0\} \quad (5.38)$$

La aproximación de solución establecida para el problema de juego de mitigación de interferencia planteado se describe de manera lógica-matemática en el Algoritmo 2, y gráficamente en la Figura 5.4, en la cual se puede observar el proceso inteligente de selección de canal en función del historial de acción-recompensa de cada usuario.

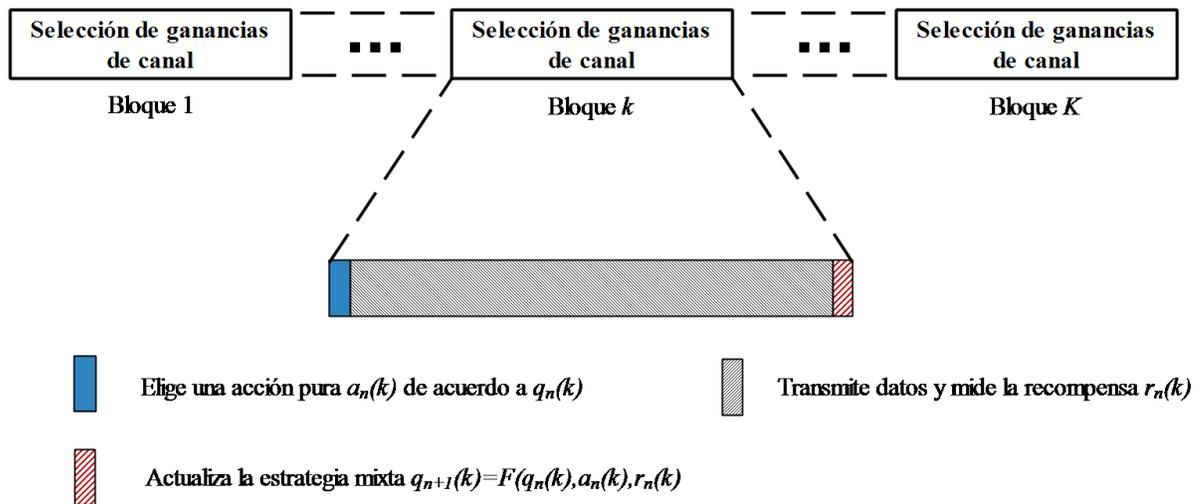


Figura 5.4. Esquema del algoritmo basado en GT y USLA. Adaptada de [15].

Para la solución definida los usuarios aprenden a seleccionar su canal con base en su historial de acción-recompensa, lo que quiere decir que los usuarios transmiten simultáneamente paquetes y aprenden selecciones de canal deseables; teniendo en cuenta, un criterio de detención que puede ser uno de los siguientes: 1) alcanzar el número máximo de iteración, 2) la variación de la utilidad de red en una ranura es trivial o intrascendente, o 3) para cada jugador $n, \forall n \in \mathcal{N}$, hay una componente de la probabilidad de selección de canal que se acerca suficientemente a 1, por ejemplo 0.99.

Así, para la selección estocástica de canales, el nodo n selecciona aleatoriamente un canal $a_n(k)$ en la k -ésima ranura de acuerdo con su vector de probabilidad de selección de canal actual $q_n(k)$.

Luego, la medición de los pagos recibidos se realiza teniendo en cuenta que el juego se lleva a cabo una vez con el perfil de selección de canal $a(k) = \{a_1(k), \dots, a_N(k)\}$, con el cual los nodos miden los pagos recibidos de acuerdo con la ecuación (5.38).

Finalmente, todos los nodos actualizan sus estrategias mixtas con base en la regla descrita en la ecuación (5.39), en la cual el pago recibido $\tilde{r}_n(k)$ es lineal y no necesita conocer ninguna información previa del sistema; como por ejemplo, la distancia entre nodos, las características de los canales o el número de nodos. Adicionalmente tampoco necesita intercambio de información ni control centralizado [15].

$$q_{ns}(k+1) = \begin{cases} q_{ns}(k) + b\tilde{r}_n(k)(1 - q_{ns}(k)), & s = a_n(k) \\ q_{ns}(k) - b\tilde{r}_n(k)q_{ns}(k), & s \neq a_n(k) \end{cases} \quad (5.39)$$

En la ecuación (5.39) b es el tamaño del paso de aprendizaje, limitado al intervalo $0 < b < 1$; y $\tilde{r}_n(k)$ representa la recompensa recibida normalizada que se define en la expresión (5.40).

$$\tilde{r}_n(k) = \frac{r_n(k)}{D} \quad (5.40)$$

Algoritmo 2. Pseudocódigo del algoritmo basado en GT y USLA

- 1: Inicializa el número de usuarios N , número de canales M y matriz de estrategias mixtas $q_{ns}(k+1)$
 - 2: Se genera aleatoriamente las distancias d_{mn} entre los usuarios
 - 3: Para $k = 1$ hasta N
 - 4: $m = a_n(k)$
 - 5: Se actualiza $a_n(k)$ de acuerdo con $q_{ns}(k+1)$
 - 6: Se calcula la recompensa $r_n(k)$
 - 7:
$$r_n(k) = D - \sum_{m \in \{N \setminus \{n\}\}} p_m p_n (d_{mn})^{-\alpha} \varepsilon_{mn}^{a_n(k)} f(a_m(k), a_n(k))$$
 - 8: Se actualiza la matriz de estrategias mixtas $q_{ns}(k+1)$
 - 9:
$$q_{ns}(k+1) = \begin{cases} q_{ns}(k) + b\tilde{r}_n(k)(1 - q_{ns}(k)), & s = a_n(k) \\ q_{ns}(k) - b\tilde{r}_n(k)q_{ns}(k), & s \neq a_n(k) \end{cases}$$
 - 10: Si $q_{ns}(k+1) < 0.99$
 - 11: $k = k + 1$; $n = n + 1$
 - 12: En caso contrario
 - 13: Fin (10)
 - 14: Fin (3)
-

Del Algoritmo 2 es importante mencionar que es completamente distribuido y adecuado para la HetNet considerada.

Capítulo 6

Pruebas y Análisis del Desempeño Obtenido Mediante el Esquema de Acceso Oportunista al Espectro

En este capítulo se presentan las pruebas realizadas a la implementación del modelo basado en GT e AI para dar solución al problema de acceso oportunista al espectro en la HetNet definida. Inicialmente se evalúa el desempeño del sistema formulado en el subcapítulo 5.2 empleando el algoritmo basado en GT y SLA. Y después, se estudia el comportamiento del sistema establecido en el subcapítulo 5.3 haciendo uso del algoritmo basado en GT y USLA.

6.1 Definición General del Escenario de Simulación para el Algoritmo Basado en GT y SLA

La evaluación del desempeño del algoritmo se realiza teniendo en cuenta su capacidad de convergencia al momento de seleccionar canales de manera estocástica y autónoma en la HetNet definida, según la parametrización sugerida en [14]. De esta manera se establece la longitud de la ranura en $T = 100 \text{ ms}$, por lo tanto, para cumplir con el requisito de detección, la longitud de detección en una ranura será de $T_s = 5 \text{ ms}$. Así, la duración del tiempo después de la detección del canal en una ranura es $T_e = 95 \text{ ms}$. La longitud de la mini-ranura se fija en $\tau = 2 \text{ ms}$, la probabilidad de acceso será $p_a = 0.3$ y el tamaño del paso de aprendizaje del algoritmo se establece en $b = 0.2$.

Los resultados de la experimentación realizada para esta primera aproximación de solución de asignación de espectro en sistemas OSA incluyen principalmente el

análisis de la convergencia del algoritmo; asociado a la selección de canales primarios, al desempeño esperado alcanzado, teniendo en cuenta que los canales tienen tasas de transmisión unitarias tal como se describe en [14,61], y que las probabilidades de inactividad del canal pueden ser iguales o diferentes. Y finalmente, se evalúa el impacto que puede llegar a tener el tamaño de paso de aprendizaje en la convergencia del algoritmo hacia un punto de NE.

6.1.1 Análisis de la Selección de Canales Primarios

De acuerdo con [84] se tiene que los sistemas OSA, están compuestos por dos tipos de usuarios; los PU que son los propietarios de los canales licenciados, y los SU o usuarios cognitivos a los cuales se les permite transmitir y explotar el espectro licenciado durante un intervalo de tiempo determinado, siempre y cuando los PU no estén activos simultáneamente. Por lo tanto, para ilustrar la evolución de las probabilidades de selección de canal del algoritmo implementado, se contempla una HetNet compuesta por seis usuarios secundarios ($N = 6$) y tres PU con canales licenciados ($M = 3$). Para este escenario de simulación se considera velocidades de transmisión R_m y probabilidades de inactividad θ_m de la siguiente manera: $R_1 = 2$, $R_2 = 1.5$, $R_3 = 1$ y $\theta_1 = 0.6$, $\theta_2 = 0.7$, $\theta_3 = 0.6$.

En las Figuras 6.1 a 6.6 se presenta la evolución de la probabilidad de selección de canal del algoritmo basado en GT y SLA previamente definido. En ellas se puede observar que el vector de probabilidad de selección de canal para cada uno de los SU de la HetNet, se establece inicialmente como $p_{nm}(j) = \frac{1}{M} = \frac{1}{3}$, $\forall n \in \mathcal{N}, m \in \{1, \dots, M\}$. Seguidamente, cada usuario secundario n selecciona un canal $a_n(j)$, según su vector de probabilidad de selección de canal actual $\mathbf{p}_n(j)$; y así en cada ranura los SU realizan los procesos de detección y competencia de canal. Al final de la j -ésima ranura cada SU recibe la recompensa aleatoria $r_n(j)$ relacionada en (5.1). Después, todos los SU actualizan sus vectores de probabilidad de selección de canal con base en la ecuación (5.13), y si se cumple que $\forall n \in \mathcal{N}$ existe un componente $p_n(j)$ que se acerque a 1, por ejemplo, mayor que 0.99 el algoritmo termina de iterar. Conforme a lo anterior, en la Figura 6.1 el vector de probabilidad de selección de canal para el SU₁ evoluciona de $\{1/3, 1/3, 1/3\}$ a $\{1, 0, 0\}$ en aproximadamente 240 iteraciones, lo que quiere decir que el SU₁ selecciona

6.1 Definición General del Escenario de Simulación para el Algoritmo Basado en GT y SLA

finalmente el canal 1 para transmitir. El análisis anterior se extiende también para las Figuras 6.2 a 6.6, con sus respectivos comportamientos.

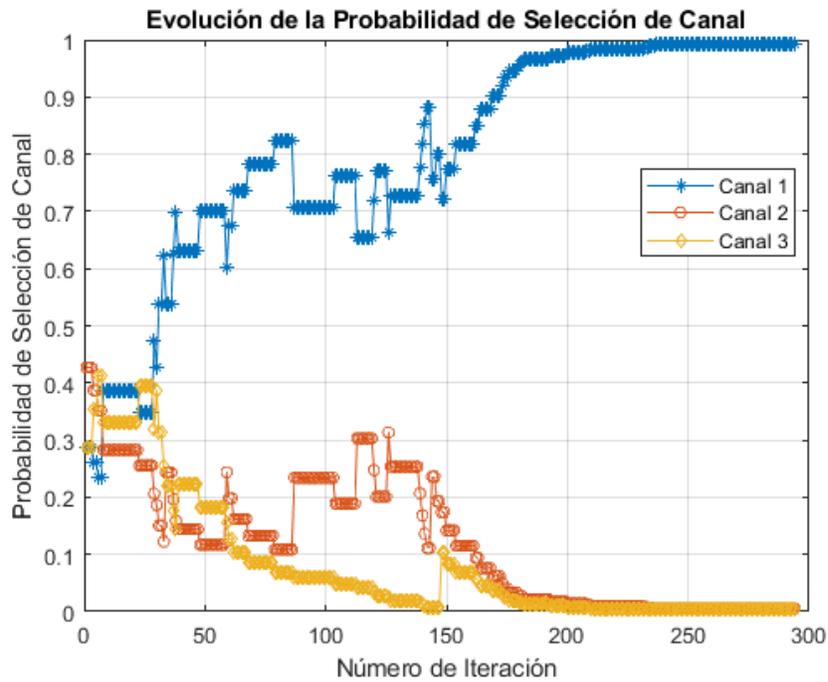


Figura 6.1. Evolución de la probabilidad de selección de canal para el SU_1 .

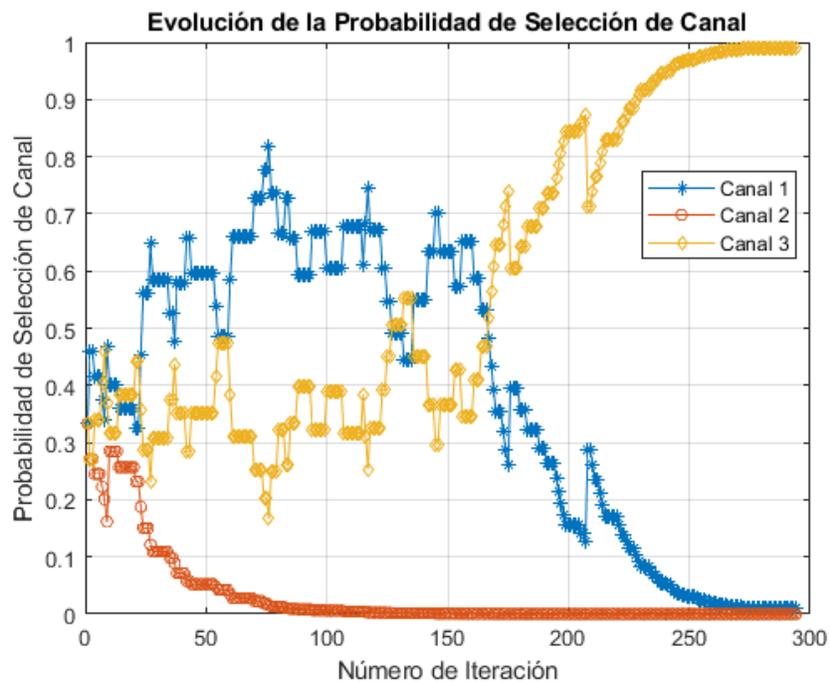


Figura 6.2. Evolución de la probabilidad de selección de canal para el SU_2 .

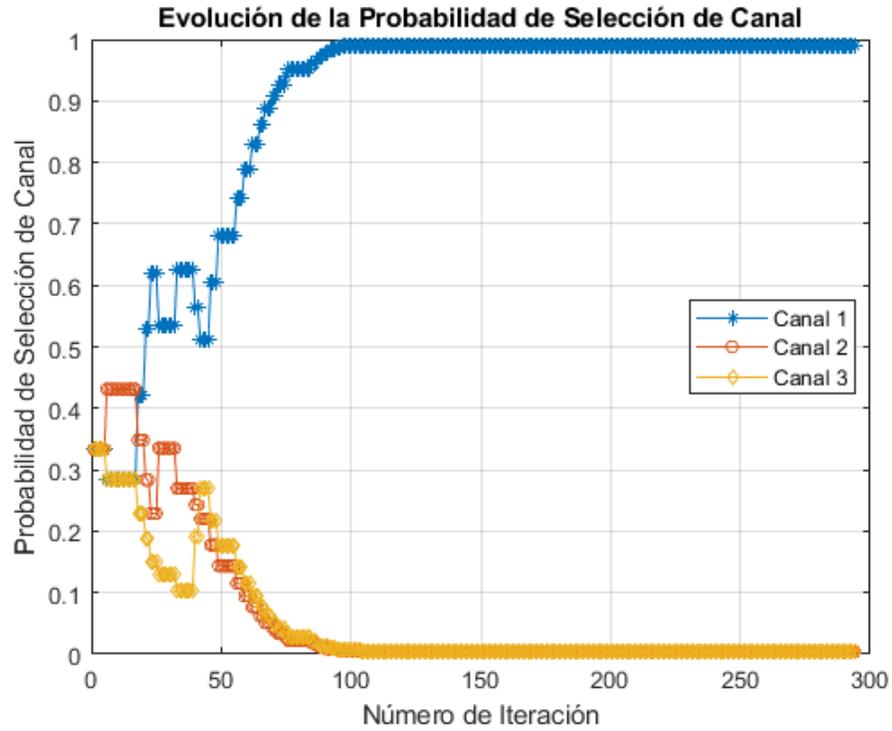


Figura 6.3. Evolución de la probabilidad de selección de canal para el SU₃.

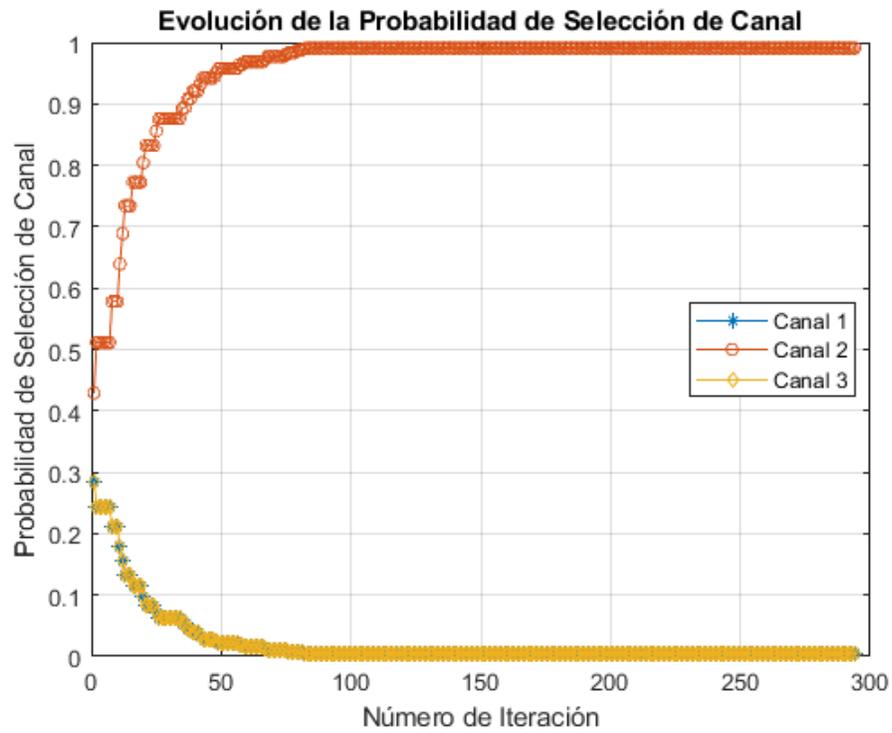


Figura 6.4. Evolución de la probabilidad de selección de canal para el SU₄.

6.1 Definición General del Escenario de Simulación para el Algoritmo Basado en GT y SLA

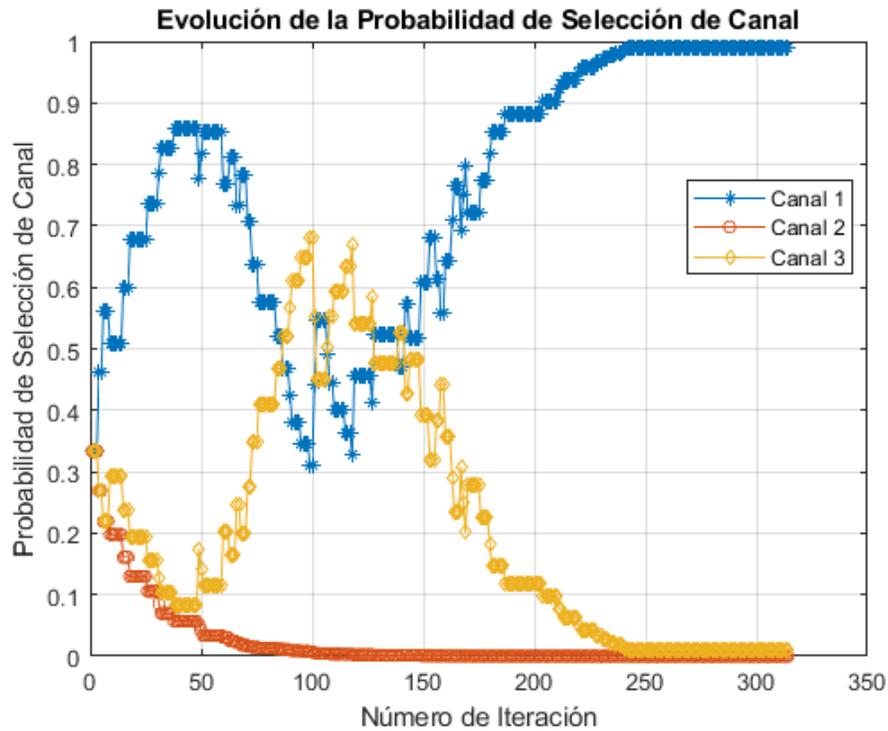


Figura 6.5. Evolución de la probabilidad de selección de canal para el SU₅.

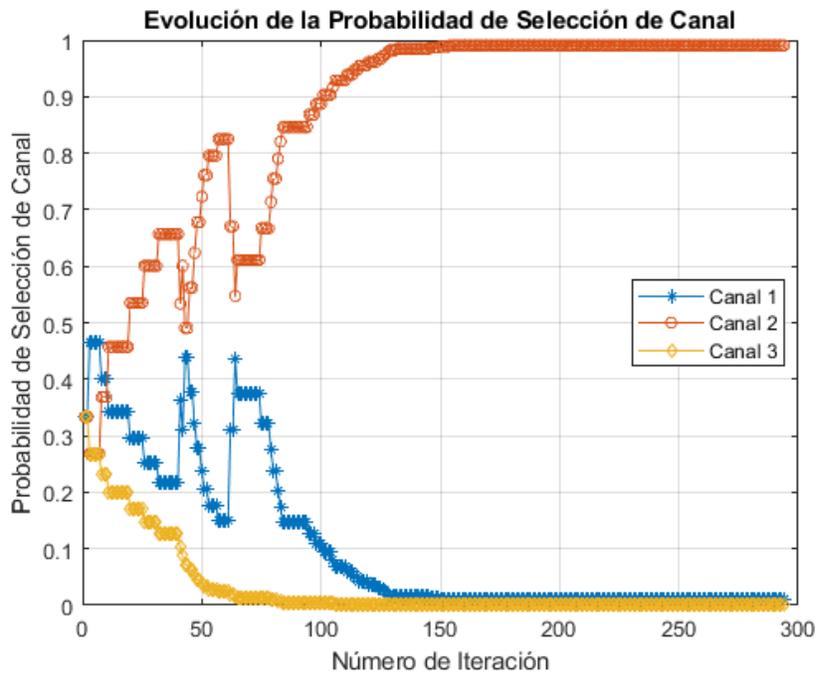


Figura 6.6. Evolución de la probabilidad de selección de canal para el SU₆.

Igualmente, la evolución general de selección de canal de los SU que componen la HetNet objeto de estudio se presenta en la Figura 6.7, en ella se puede apreciar que cuando el algoritmo converge, el resultado de selección de canal está dado por la ocupación oportunista de 3 SU en el canal 1 ($s_1^* = 3$), 2 SU en el canal 2 ($s_2^* = 2$) y 1 SU en el canal 3 ($s_3^* = 1$), lo cual corresponde según [15] a exactamente la solución de NE de \mathcal{G}_c .

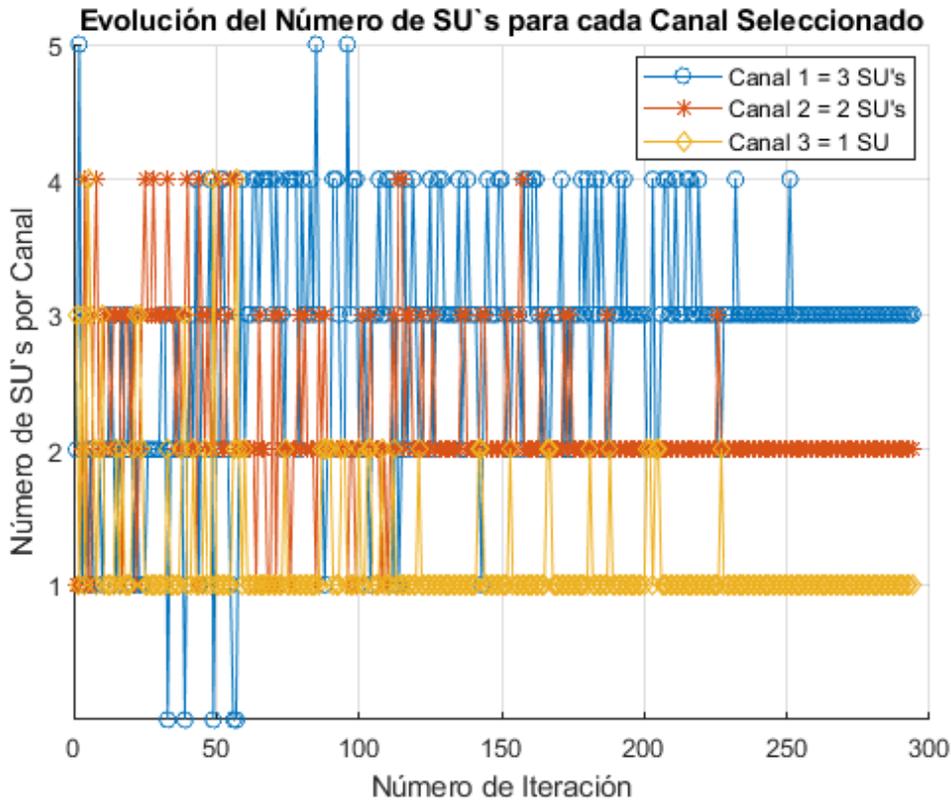


Figura 6.7. Número de SU que seleccionan cada canal primario.

6.1.2 Análisis del Desempeño Esperado Alcanzado

En esta subsección se considera diversos escenarios de HetNets tanto para sistemas OSA equitativos como inequitativos, entendiéndose un sistema OSA equitativo como aquel en el que las probabilidades de inactividad de los canales primarios son iguales, y en su contraparte para los sistemas OSA inequitativos dichas probabilidades serán diferentes. Se contemplan cuatro experimentos, donde cada uno de ellos está compuesto por cinco escenarios distintos, con pasos de aprendizaje $b = 0.1$ y tasas de transmisión unitarias dependiendo del número de

6.1 Definición General del Escenario de Simulación para el Algoritmo Basado en GT y SLA

canales primarios, es decir, $R_1 = R_2 = R_3 = R_4 = R_5 = 1$. Los demás parámetros que presentan variaciones en cada escenario contemplado se listan en la tabla 6.1.

Tabla 6.1. Parámetros de los escenarios de simulación para el algoritmo basado en GT y SLA.

Experimento	Escenario	Número de Canales Primarios	Número de SU	Probabilidades de Inactividad de Canal $\theta = [\theta_1 \theta_2 \theta_3 \theta_4 \theta_5]$
Experimento 1	Escenario 1	$M = 3$	$N = 3, \dots, 10$	[0.60 0.60 0.60]
	Escenario 2			[0.55 0.55 0.55]
	Escenario 3			[0.50 0.50 0.50]
	Escenario 4			[0.45 0.45 0.45]
	Escenario 5			[0.40 0.40 0.40]
Experimento 2	Escenario 1	$M = 3$	$N = 3, \dots, 10$	[0.60 0.60 0.60]
	Escenario 2			[0.40 0.50 0.50]
	Escenario 3			[0.25 0.35 0.65]
	Escenario 4			[0.20 0.30 0.60]
	Escenario 5			[0.15 0.25 0.55]
Experimento 3	Escenario 1	$M = 4$	$N = 3, \dots, 10$	[0.60 0.60 0.60 0.60]
	Escenario 2			[0.40 0.50 0.50 0.60]
	Escenario 3			[0.25 0.35 0.65 0.75]
	Escenario 4			[0.20 0.30 0.60 0.90]
	Escenario 5			[0.15 0.25 0.75 0.85]
Experimento 4	Escenario 1	$M = 5$	$N = 3, \dots, 10$	[0.60 0.60 0.60 0.60 0.60]
	Escenario 2			[0.40 0.50 0.50 0.60 0.40]
	Escenario 3			[0.25 0.35 0.65 0.75 0.25]
	Escenario 4			[0.20 0.30 0.60 0.90 0.20]
	Escenario 5			[0.15 0.25 0.75 0.85 0.10]

Para la evaluación del desempeño del algoritmo basado en GT y SLA, los resultados se obtienen al realizar 1000 simulaciones independientes para cada uno de los experimentos propuestos en los escenarios uno a cinco, en donde se varía el número de SU desde $N=3$ hasta $N=10$, respectivamente.

Así, en la Figura 6.8 correspondiente al experimento 1 se presenta el desempeño alcanzado por el sistema, al evaluar cinco diferentes escenarios de red con probabilidades de inactividad de canal equitativas, encontrando que el desempeño esperado alcanzado aumenta cuando la probabilidad de inactividad de canal es mayor, es decir, una probabilidad de inactividad de canal de 1.0 significa que el canal está siempre disponible o inactivo, para poder ser explotado por un SU.

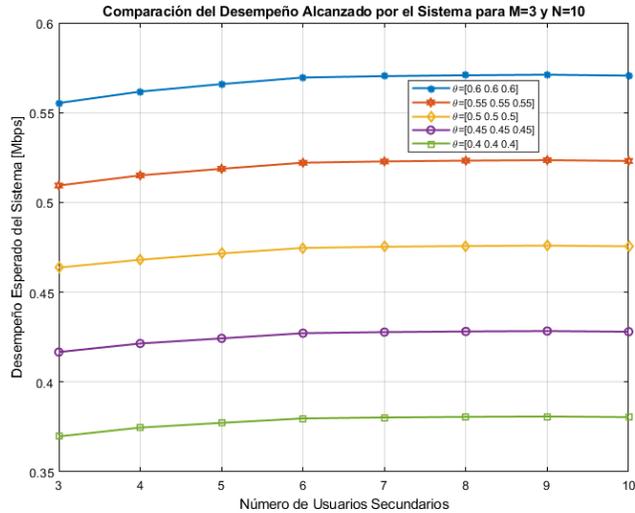


Figura 6.8 Comparación del desempeño esperado alcanzado por el sistema de acuerdo a los parámetros definidos en el experimento 1.

En las Figuras 6.9 a 6.11 se presentan los resultados obtenidos para los experimentos 2 a 4, en donde el escenario 1 siempre corresponde a canales con probabilidad de inactividad equitativa, a diferencia de los escenarios restantes que siempre presentan probabilidades de canal inequitativas. De manera general se observa que el desempeño esperado alcanzado obtiene valores más altos cuando el vector de probabilidades de inactividad de canal es equitativo y cercano a 1.0; y disminuye cuando la variación de la probabilidad de inactividad de los canales primarios se acerca a 0.0, lo que quiere decir que los usuarios secundarios tienen menor posibilidad de explotar un canal primario de comunicación.

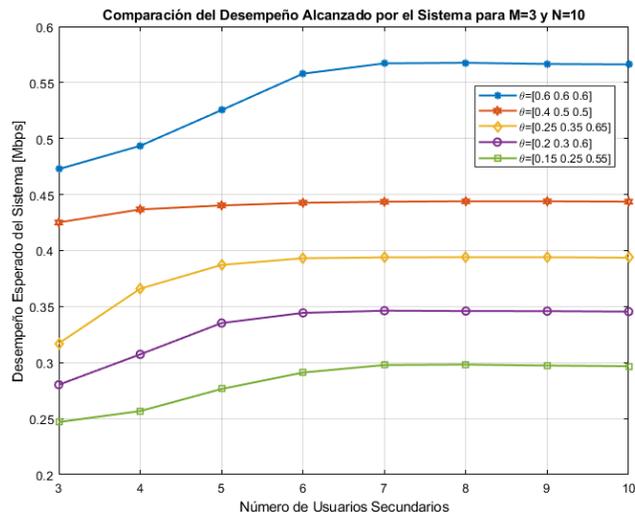


Figura 6.9. Comparación del desempeño esperado alcanzado por el sistema de acuerdo a los parámetros definidos en el experimento 2.

6.1 Definición General del Escenario de Simulación para el Algoritmo Basado en GT y SLA

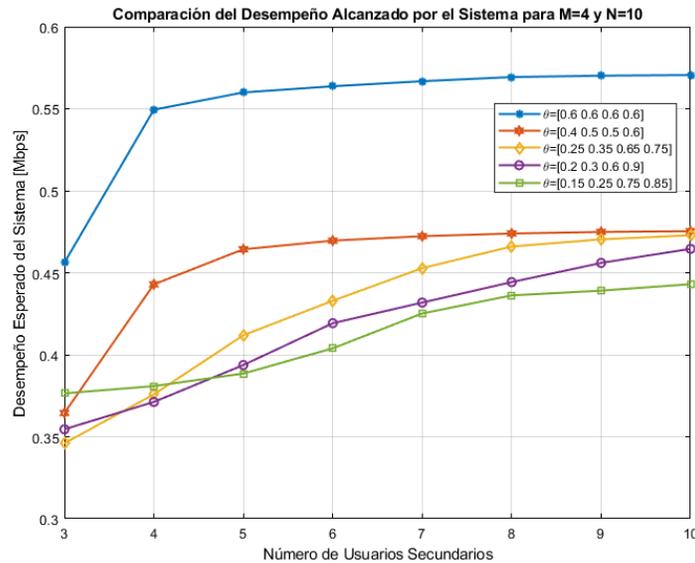


Figura 6.10. Comparación del desempeño esperado alcanzado por el sistema de acuerdo a los parámetros definidos en el experimento 3.

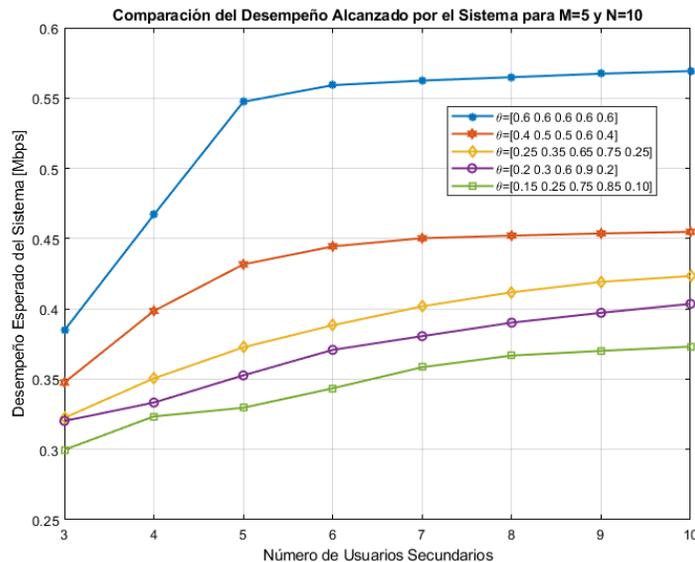


Figura 6.11. Comparación del desempeño esperado alcanzado por el sistema de acuerdo a los parámetros definidos en el experimento 4.

Los resultados expuestos para los escenarios simulados permiten inferir que el algoritmo basado en GT y SLA converge siempre a un punto de NE de estrategia pura para el juego \mathcal{G}_c formulado, en donde todos los SU logran distribuirse en los diferentes canales primarios disponibles en la HetNet, sin degradar el desempeño esperado del sistema, tal y como se menciona en [14].

6.1.3 Impacto del Tamaño del Paso de Aprendizaje

En las Figuras 6.12 a 6.17 se dan a conocer los resultados relacionados con la selección de canal para un SU arbitrario, en donde por facilidad de ilustración y comprensión su preferencia de selección siempre es hacia el canal primario 2.

En el escenario contemplado la HetNet está compuesta por tres PU con canales primarios licenciados ($M = 3$), seis usuarios secundarios ($N = 6$), tasas de transmisión $R_m = \{2 \ 1.5 \ 1\}$, probabilidades de inactividad de canal $\theta_m = \{0.6 \ 0.7 \ 0.6\}$, y tamaños de paso $b = \{0.025; 0.05; 0.1; 0.2; 0.3; 0.4\}$, respectivamente. En ellas se evidencia el impacto del tamaño del paso de aprendizaje b en el comportamiento del algoritmo basado en GT y SLA definido; encontrando que un tamaño de paso b más pequeño conlleva a una velocidad de convergencia más lenta (lo que quiere decir que el algoritmo necesita más iteraciones para conseguir una solución), en consecuencia, la elección del tamaño de paso b implica una compensación entre precisión y velocidad, lo cual dependerá estrictamente de la aplicación [14, 85-87]. De acuerdo con lo anterior, y teniendo en cuenta el trabajo desarrollado en [14,87] se puede decir que con un tamaño de paso b suficientemente pequeño, el algoritmo definido converge a un punto de NE de \mathcal{G}_c . Por otra parte, y con base en la experimentación realizada se sugiere que para probabilidades de inactividad de canal más pequeñas ($0.1 < \theta_m < 0.3$) el tamaño de paso b no sea menor a 0.1, con el fin de garantizar que el algoritmo sea capaz de encontrar una solución. Así, para asegurar la convergencia adecuada del algoritmo se recomienda emplear tamaños de paso $b > 0.025$.

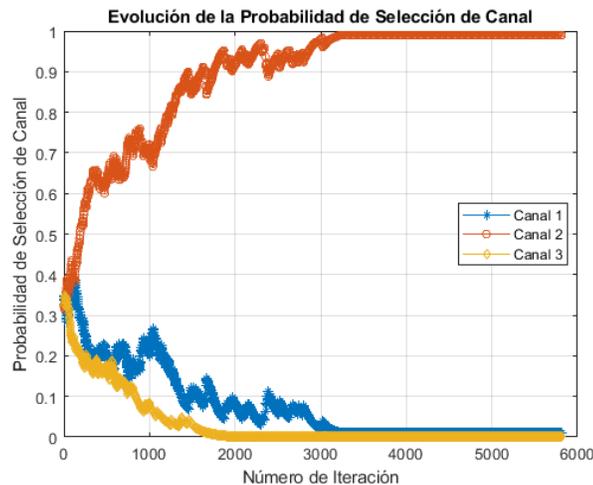


Figura 6.12. Evolución de la probabilidad de selección de canal con $b = 0.025$ para un SU arbitrario.

6.1 Definición General del Escenario de Simulación para el Algoritmo Basado en GT y SLA

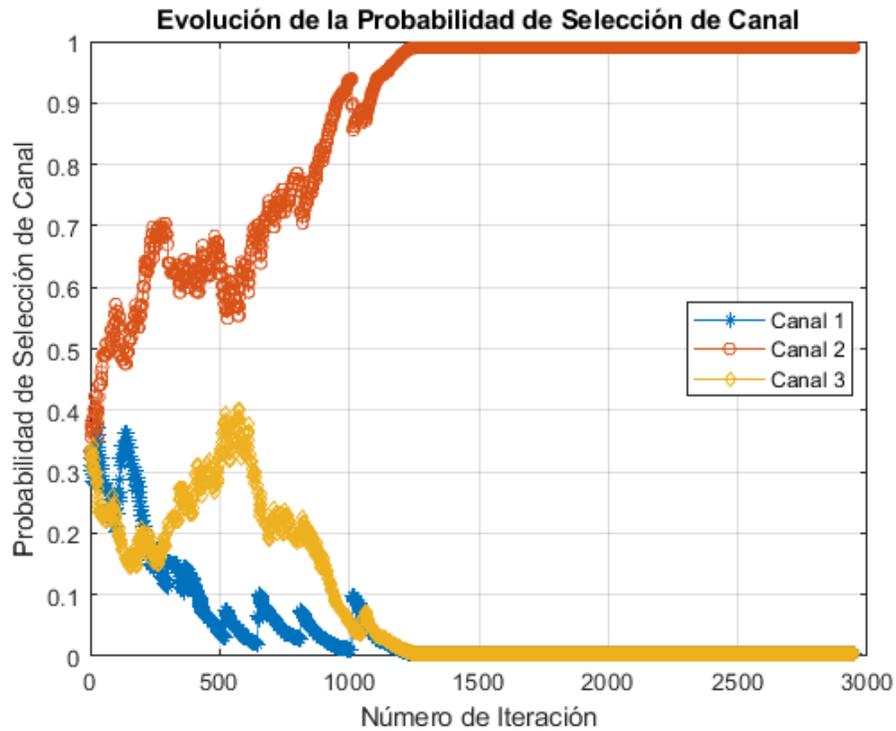


Figura 6.13. Evolución de la probabilidad de selección de canal con $b = 0.05$ para un SU arbitrario.

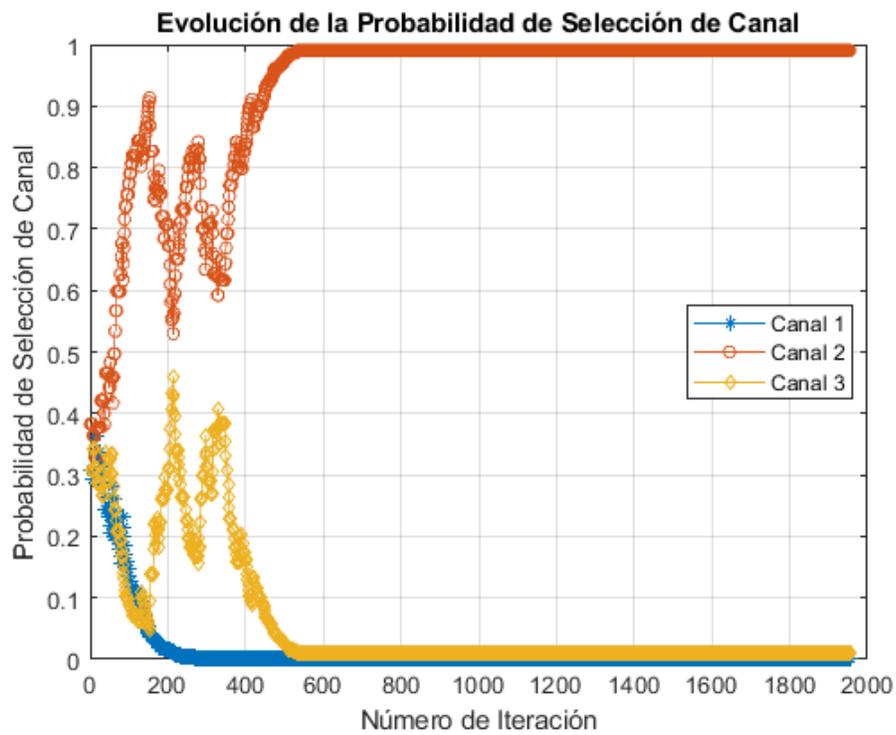


Figura 6.14. Evolución de la probabilidad de selección de canal con $b = 0.1$ para un SU arbitrario.

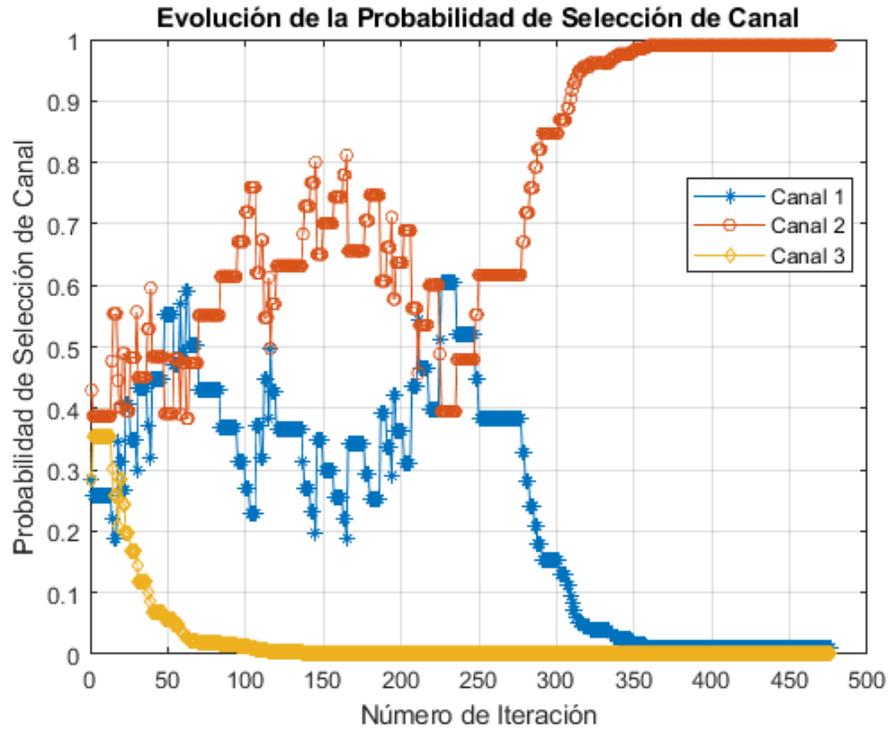


Figura 6.15. Evolución de la probabilidad de selección de canal con $b = 0.2$ para un SU arbitrario.

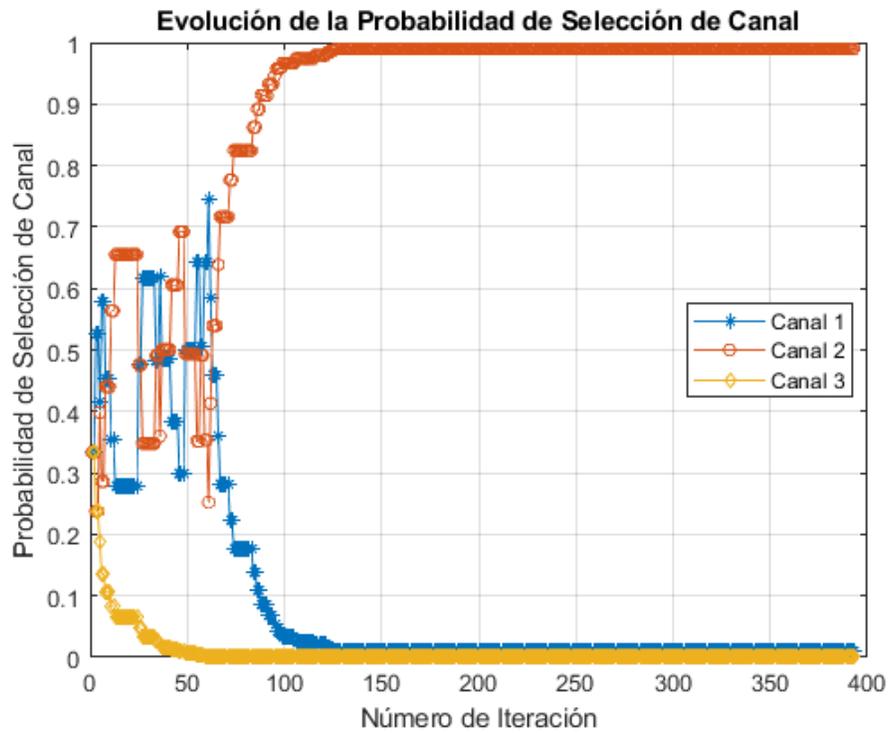


Figura 6.16. Evolución de la probabilidad de selección de canal con $b = 0.3$ para un SU arbitrario.

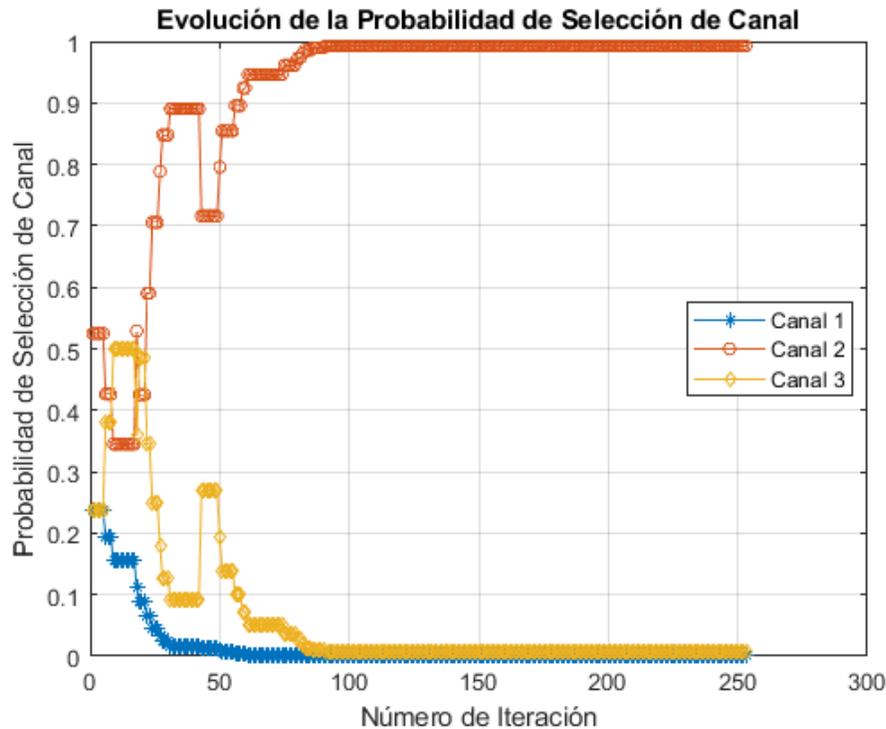


Figura 6.17. Evolución de la probabilidad de selección de canal con $b = 0.4$ para un SU arbitrario.

6.2 Definición General del Escenario de Simulación para el Algoritmo Basado en GT y USLA

Para la evaluación del desempeño del algoritmo basado en GT y USLA se tiene en cuenta el proceso de simulación y experimentación empleado en [15,70,88]; el cual se presenta como una segunda aproximación de solución al problema de acceso oportunista al espectro, diferente a la expuesta en el subcapítulo 6.1. De manera general se establece el exponente de pérdida de ruta en $\alpha = 2$ con una potencia de ruido igual a $N_0 = -130 \text{ dB}$, de acuerdo a lo sugerido en [15]. Ahora, para simplificar el análisis, la distancia de transmisión para cada intracomunicación se establece en 1m, o sea, $d_{nn} = 1, \forall n \in \mathcal{N}$. Adicionalmente, se asume que los componentes aleatorios instantáneos de las intercomunicaciones son unidades constantes. Todos los canales tienen ancho de banda de 1 MHz, y se supone que los canales interferentes experimentan desvanecimiento en bloque, en otras palabras, permanecen estacionarios dentro de una ranura y cambian de forma aleatoria en la siguiente [15].

Los resultados de los diferentes experimentos realizados están orientados principalmente al análisis de la convergencia del algoritmo. Inicialmente se estudia la selección de canales primarios por parte de los nodos o SU. Después, se analiza la función objetivo del problema, establecida como la interferencia agregada ponderada esperada, considerando solo la pérdida de potencia a gran escala. Y finalmente, se evalúa el impacto que puede llegar a tener el tamaño de paso de aprendizaje b y la constante positiva D (teniendo en cuenta que el propósito de ella es mantener positivo el pago recibido) en la convergencia del algoritmo hacia un punto de NE.

6.2.1 Análisis de la Selección de Canales Primarios

Para el análisis de la selección de canales primarios, se considera una HetNet compuesta por tres canales licenciados ($M = 3$) y cinco nodos o SU ($N = 5$), ubicados aleatoriamente. La constante positiva se establece en $D = 0.005$, y el tamaño del paso de aprendizaje del algoritmo se fija en $b = 0.1$. Además, se supone que los canales sufren desvanecimiento en bloque [15,70,88].

En la Figura 6.18 se muestra el comportamiento de convergencia para tres nodos seleccionados arbitrariamente. Con efectos ilustrativos la notación de selección de canal para cada nodo está dada por q_{nm} donde los subíndices n y m representan el número de nodo y el canal primario seleccionado, respectivamente. De tal manera que los nodos 1, 2 y 3 empiezan su selección de canales de manera aleatoria con probabilidades iguales, es decir, para el canal 1 se tiene que $\{q_{11} = 1/3, q_{12} = 1/3, q_{13} = 1/3\}$; para el canal 2 $\{q_{21} = 1/3, q_{22} = 1/3, q_{23} = 1/3\}$ y para el canal 3 $\{q_{31} = 1/3, q_{32} = 1/3, q_{33} = 1/3\}$; y a medida que se itera el algoritmo logra finalmente elegir un canal, por lo tanto, el nodo 1 selecciona el canal 2 puesto que su probabilidad de selección es igual a 1 $\{q_{11} = 0, q_{12} = 1, q_{13} = 0\}$, de idéntica manera el nodo 2 ocupa el canal 3 $\{q_{21} = 0, q_{22} = 0, q_{23} = 1\}$, y el nodo 3 elige el canal 1 $\{q_{31} = 1, q_{32} = 0, q_{33} = 0\}$. Además, es posible observar que las probabilidades de selección de canal para los nodos 1, 2 y 3 convergen en aproximadamente 230, 175 y 60 iteraciones, respectivamente.

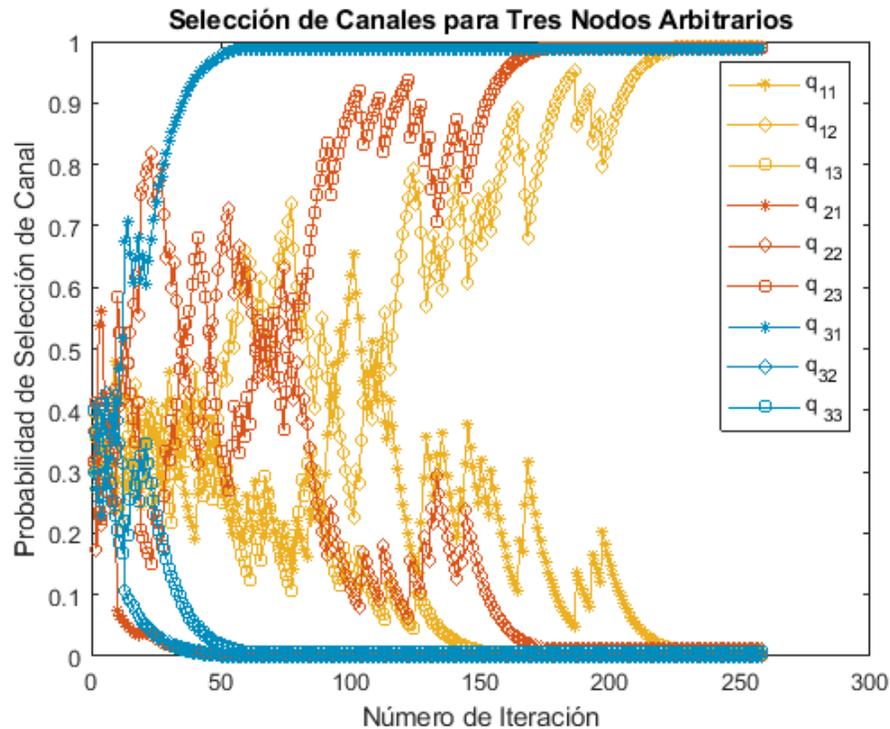


Figura 6.18. Evolución de las probabilidades de selección de canales para tres nodos elegidos arbitrariamente en la HetNet considerada.

En las Figuras 6.19 a 6.23 se presenta la evolución de la probabilidad de selección de canal del algoritmo basado en GT y USLA previamente definido. En ellas se puede observar que el vector de probabilidad de selección de canal para cada uno de los nodos o SU de la HetNet, se establece inicialmente según la estrategia mixta de cada nodo, es decir, $q_{ns}(k) = \frac{1}{|A_n|} = \frac{1}{3}$, $\forall n \in \mathcal{N}, \forall s \in \mathcal{M}$. Seguidamente, en la k -ésima ranura, el usuario secundario n selecciona estocásticamente el canal $a_n(k)$, en correspondencia con su vector de probabilidad de selección de canal actual $q_n(k)$; empezando así el proceso de competencia para explotar oportunamente un canal primario con el perfil de selección de canal $a(k) = \{a_1(k), \dots, a_N(k)\}$, por lo tanto, al final de la k -ésima ranura cada SU recibe la recompensa o pago aleatorio $r_n(k)$. Finalmente, todos los nodos actualizan sus vectores de probabilidad de selección de canal con base en la ecuación (5.39). De esta manera, en la Figura 6.19 el vector de probabilidad de selección de canal para el nodo 1 pasa de $\{1/3, 1/3, 1/3\}$ a $\{1, 0, 0\}$ en aproximadamente 140 iteraciones, lo que quiere decir que el nodo 1 selecciona el canal 1 para transmitir. El análisis anterior se extiende también para las Figuras 6.20 a 6.23, con sus respectivos comportamientos.

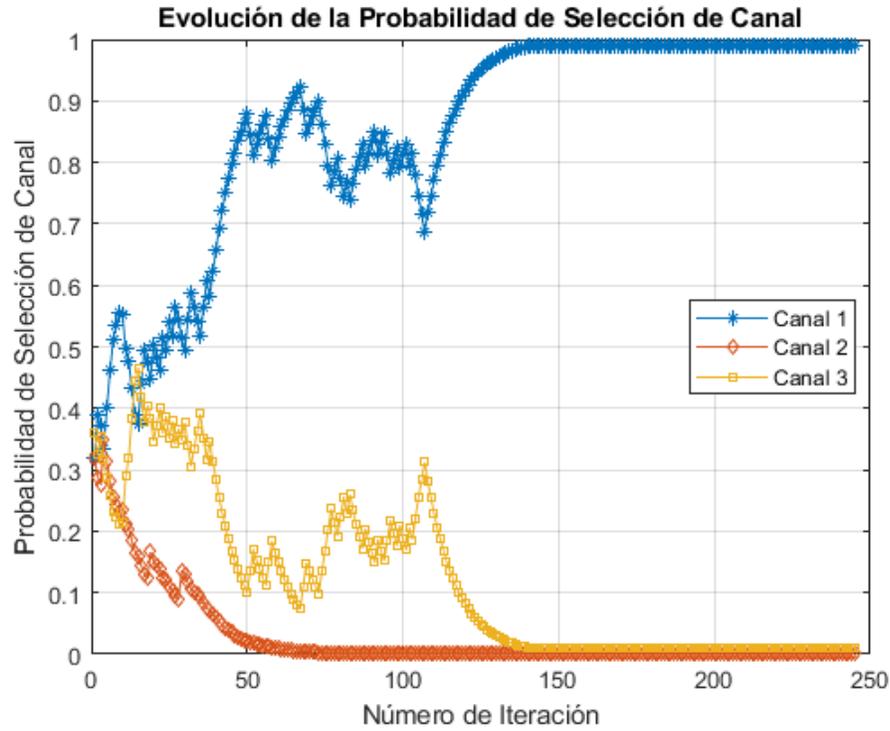


Figura 6.19. Evolución de la probabilidad de selección de canal para el nodo 1.

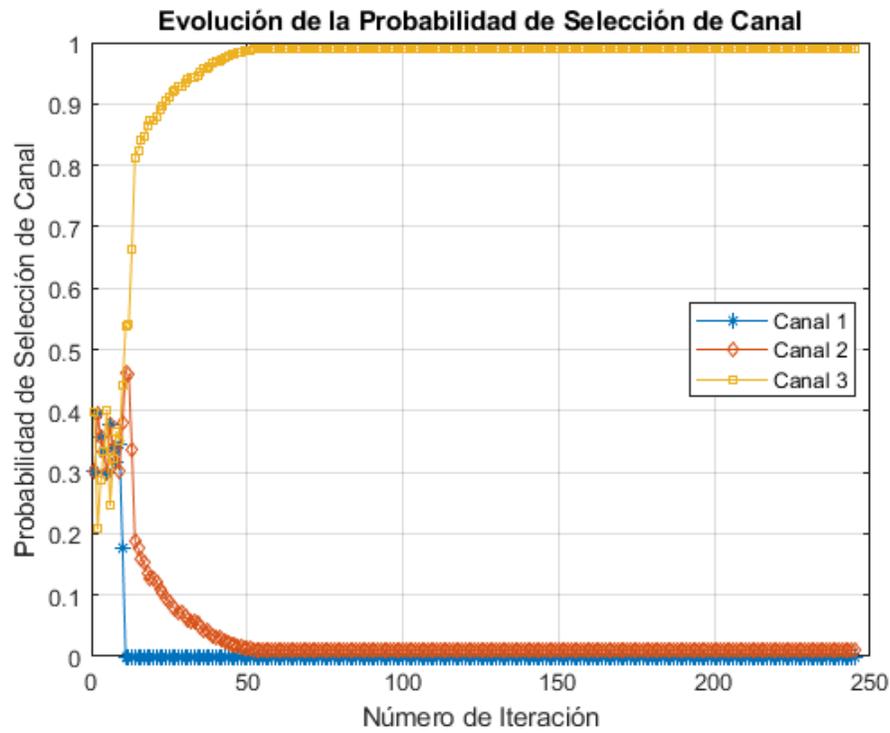


Figura 6.20. Evolución de la probabilidad de selección de canal para el nodo 2.

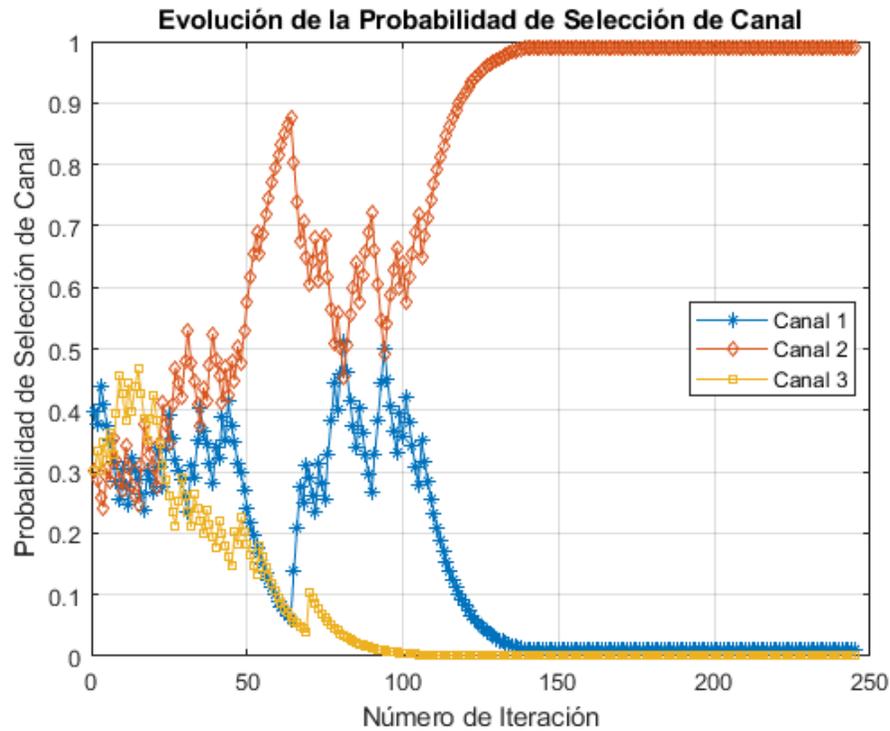


Figura 6.21. Evolución de la probabilidad de selección de canal para el nodo 3.

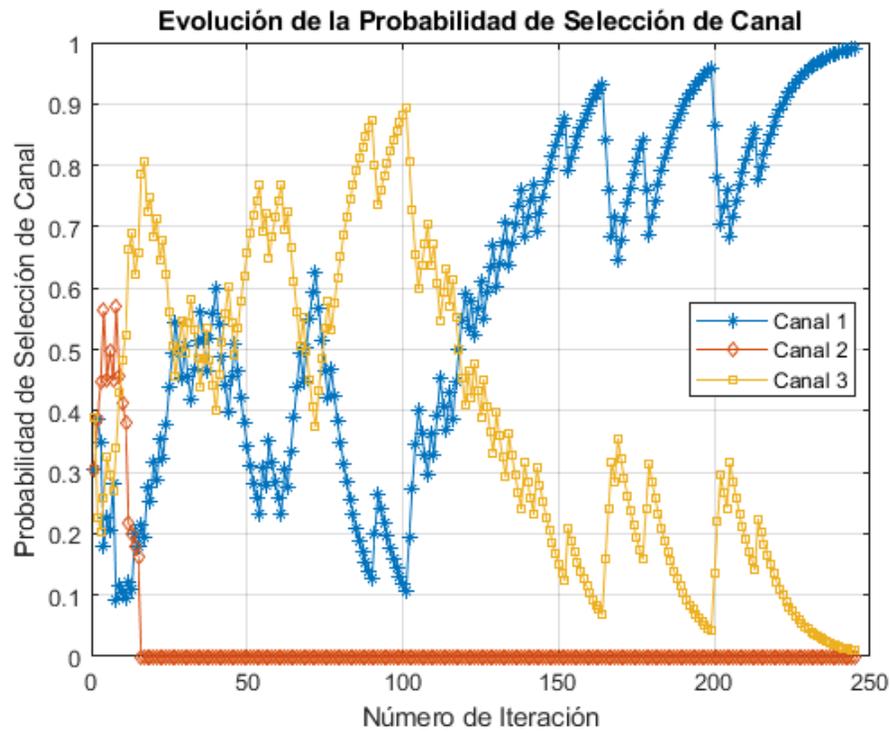


Figura 6.22. Evolución de la probabilidad de selección de canal para el nodo 4.

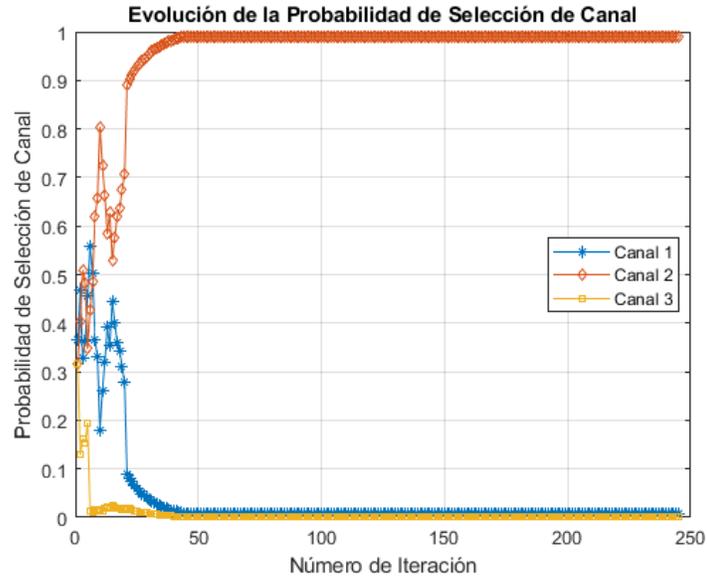


Figura 6.23. Evolución de la probabilidad de selección de canal para el nodo 5.

Así mismo, en la Figura 6.24 se presenta la evolución general de selección de canal para los nodos que componen la HetNet bajo análisis; en ella se observa que el número de nodos que seleccionan diferentes canales no presenta variaciones en aproximadamente 215 iteraciones, lo que significa que el algoritmo converge. Como resultado de la convergencia del algoritmo se obtiene que 2 nodos ocupan el canal 1, otros 2 nodos el canal 2 y el nodo restante el canal 3; lo anterior valida la solución propuesta al juego de mitigación de interferencias planteado.

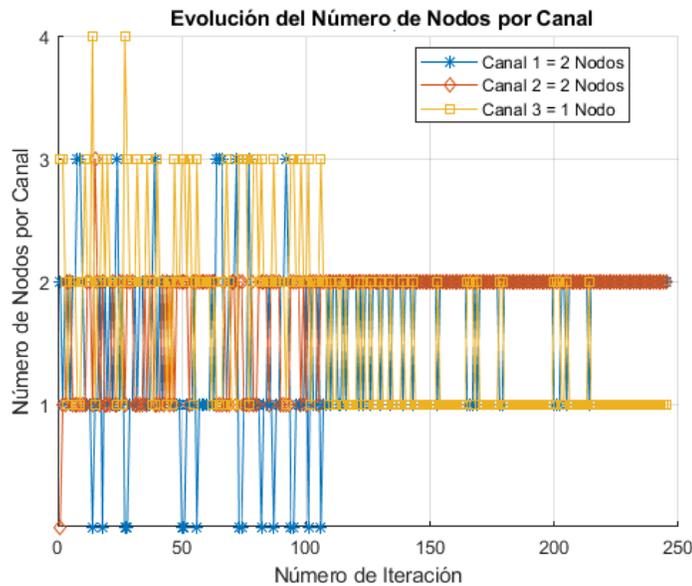


Figura 6.24. Evolución del número de nodos que seleccionan cada canal primario disponible.

6.2.2 Análisis de la Interferencia Agregada Ponderada Esperada

Para el análisis de la función de utilidad establecida como la interferencia agregada ponderada esperada en el algoritmo basado en GT y USLA, se consideran cuatro escenarios con densidades de nodos diferentes, es decir, para $N = 5$, $N = 10$, $N = 15$ y $N = 20$; en todos los casos se contemplan cinco canales disponibles ($M = 5$), un paso de aprendizaje $b = 0.1$ y una constante positiva $D = 0.005$. En consecuencia, en las Figuras 6.25 a 6.28 se presentan los resultados obtenidos para la función de utilidad en una simulación arbitraria de cada uno de los escenarios descritos anteriormente. En general, se observa que a medida que el número de nodos aumenta en la HetNet, la interferencia agregada ponderada esperada también aumenta; esto se debe a que el algoritmo mide la interferencia en el canal actual, y a que la actualización de selección de canal se realiza de manera estocástica. Cabe mencionar que el comportamiento expuesto es propio de cualquier sistema multiusuario como el contemplado en el juego de mitigación de interferencia \mathcal{G}_c previamente descrito [15,88].

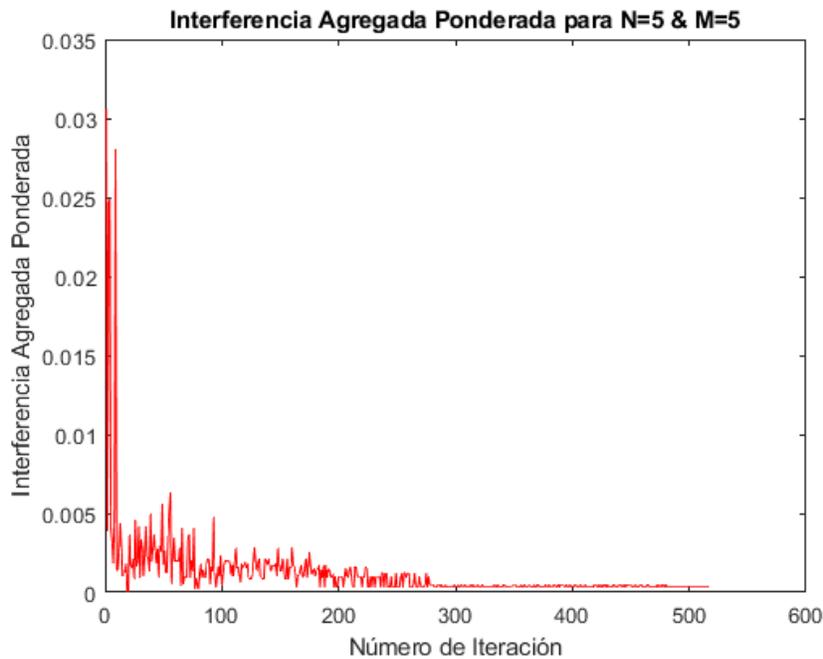


Figura 6.25. Evolución de la convergencia del algoritmo basado en GT y USLA en función de la Interferencia Agregada Ponderada Esperada para una HetNet con $N = 5$.

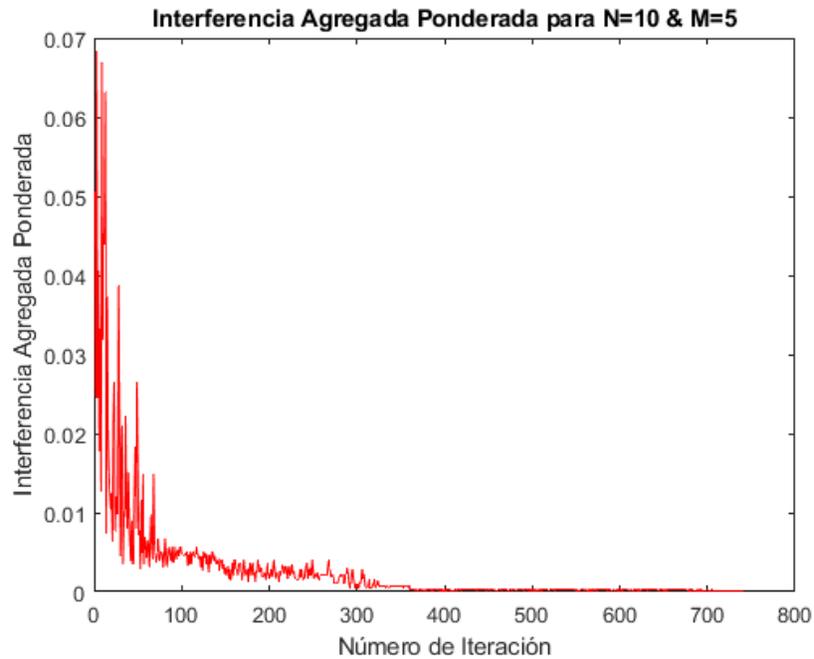


Figura 6.26. Evolución de la convergencia del algoritmo basado en GT y USLA en función de la Interferencia Agregada Ponderada Esperada para una HetNet con $N = 10$.

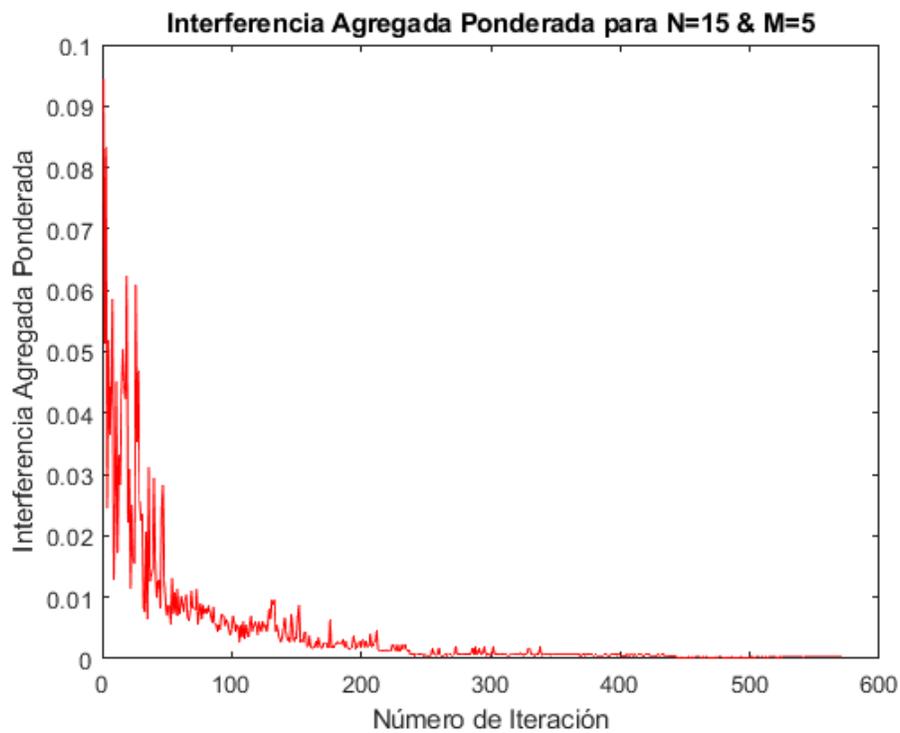


Figura 6.27. Evolución de la convergencia del algoritmo basado en GT y USLA en función de la Interferencia Agregada Ponderada Esperada para una HetNet con $N = 15$.

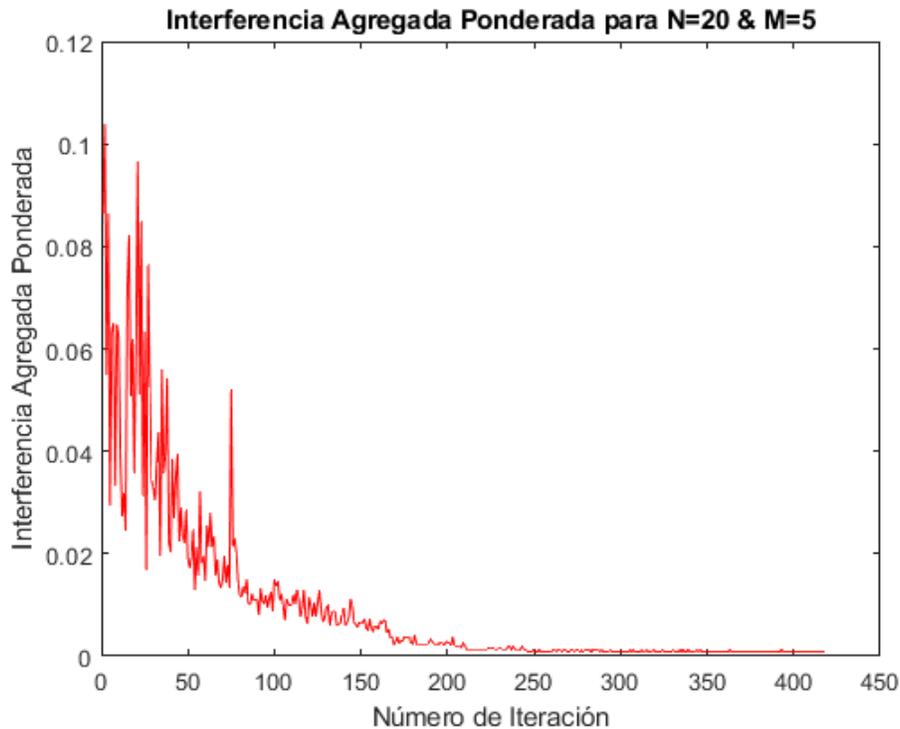


Figura 6.28. Evolución de la convergencia del algoritmo basado en GT y USLA en función de la Interferencia Agregada Ponderada Esperada para una HetNet con $N = 20$.

6.2.3 Evaluación del Desempeño para la Interferencia Agregada Ponderada Esperada y la Tasa de Datos Relacionada

En esta subsección se evalúa el desempeño del algoritmo en términos de su función de utilidad y de la tasa de datos esperada, considerando cuatro experimentos diferentes, cada uno de ellos compuesto por cinco canales primarios ($M = 5$) y densidad de nodos variable que incrementa desde $N = 5$ hasta $N = 30$. Los parámetros de aprendizaje en el algoritmo se establecen como $b = 0.08$ y $D = 0.005$. Específicamente, los resultados expuestos en las Figuras 6.29 y 6.30 se obtienen simulando cuatro escenarios de red diferentes, realizando para cada uno de ellos 1000 simulaciones independientes para cada número de nodos contemplado en la HetNet. Es importante mencionar que para los diferentes experimentos descritos solo se considera la pérdida de potencia a gran escala.

En la figura 6.29 se puede observar que a medida que la densidad de nodos aumenta, el valor de la interferencia agregada ponderada esperada también

aumenta para todos los escenarios de red en evaluación, comportamiento inherente y esperado en cualquier sistema de mitigación de interferencia; el cual se sustenta en el *Teorema 1* desarrollado en la subsección 5.3.3, por el que se establece que el mejor NE sirve también como mínimo global de la función potencial u objetivo [15,88]. Cabe anotar que las diferencias en las curvas de comportamiento para cada experimento son despreciables, por eso, aparecen casi superpuestas, validando así la convergencia y funcionamiento estable del algoritmo para diferentes arreglos de nodos aleatorios en escenarios sobrecargados, ya que de acuerdo con [15] el algoritmo converge asintóticamente a un perfil de selección de canal de estrategia pura y minimiza la interferencia agregada ponderada esperada global o localmente.

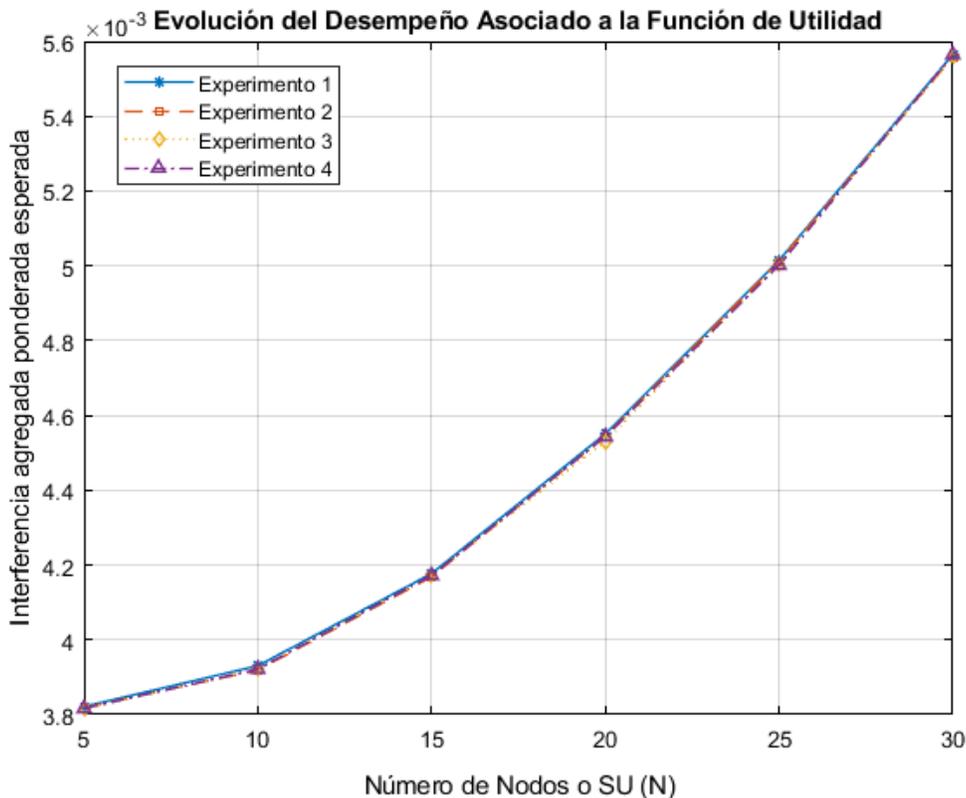


Figura 6.29. Resultados de la Interferencia Agregada Ponderada Esperada para cuatro experimentos diferentes.

En la Figura 6.30 se presenta los resultados obtenidos para la tasa de datos esperada, en ella se observa que a medida que aumenta el número de nodos, la tasa de datos alcanzable disminuye, esto se debe a que una alta densidad de nodos genera una fuerte interferencia mutua, como se puede esperar en cualquier sistema multiusuario. Un resultado interesante de mencionar es que las curvas asociadas al rendimiento de la tasa de datos, presentan descensos menos pronunciados para

$N > 15$, esto se debe a la diversidad multiusuario, particularmente, la fluctuación en las ganancias de canal al aumentar el número de nodos conduce a un mejor rendimiento promedio [15].

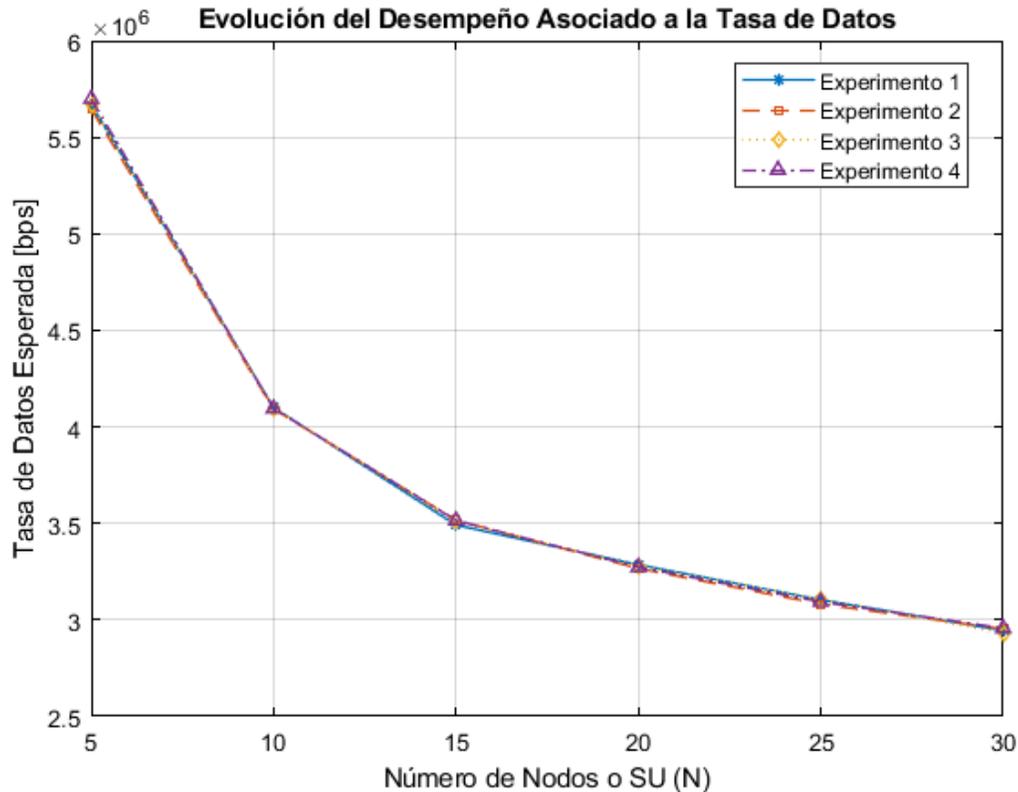


Figura 6.30. Resultados de la tasa de datos esperada para cuatro experimentos diferentes.

6.2.4 Análisis del Impacto de los Parámetros de Aprendizaje

En este caso se estudia el impacto de los parámetros de aprendizaje b y D en la convergencia y el desempeño del algoritmo definido. Los resultados presentados en las Figuras 6.31 y 6.32, se obtienen realizando 1000 simulaciones independientes, y posteriormente tomando el valor esperado de ellas. Al igual que en análisis anteriores se considera en el modelo solo la pérdida de potencia a gran escala.

El impacto del tamaño del paso de aprendizaje b se puede apreciar en la Figura 6.31. De manera general se observa que un tamaño de paso mayor, por ejemplo, $b = 0.2$, conlleva a una velocidad de convergencia más rápida, a la vez que resulta una interferencia agregada ponderada esperada relativamente mayor. Esto se debe

a que un tamaño de paso más grande hace que el algoritmo converja rápidamente hacia una estrategia pura pero no necesariamente a un punto de NE [15]. Dicho de otra manera, el incremento en el tamaño de paso disminuye las oportunidades de exploración del algoritmo y, por tanto, aumenta la probabilidad de converger a una solución local.

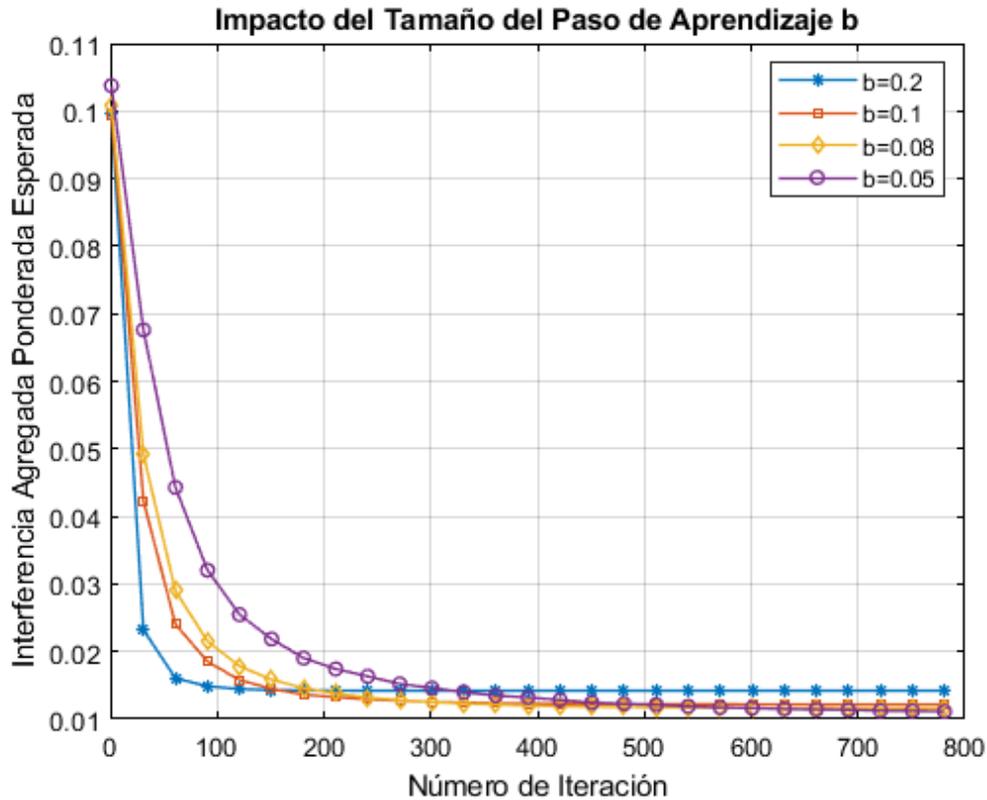


Figura 6.31. Impacto del tamaño del paso de aprendizaje b en el algoritmo basado en GT y USLA para $M = 5$, $N = 20$ y $D = 0.005$.

Por otro lado, en la Figura 6.32 se ilustra el comportamiento del impacto de la constante positiva D , para la cual, valores más altos, por ejemplo, $D = 0.01$, conlleva a una velocidad de convergencia más rápida. Adicionalmente, valores de D más pequeños, como $D = 0.001$, logran una velocidad de convergencia más lenta con una interferencia agregada relativamente más baja. Dicho comportamiento es debido a que un valor de D más pequeño aumenta la probabilidad de penalización, es decir, recibir un pago cero, de acuerdo con lo descrito en la ecuación (5.38). Así, un jugador que sea penalizado mantendrá invariable su estrategia mixta y le tomara un mayor número de iteraciones para lograr converger a una solución.

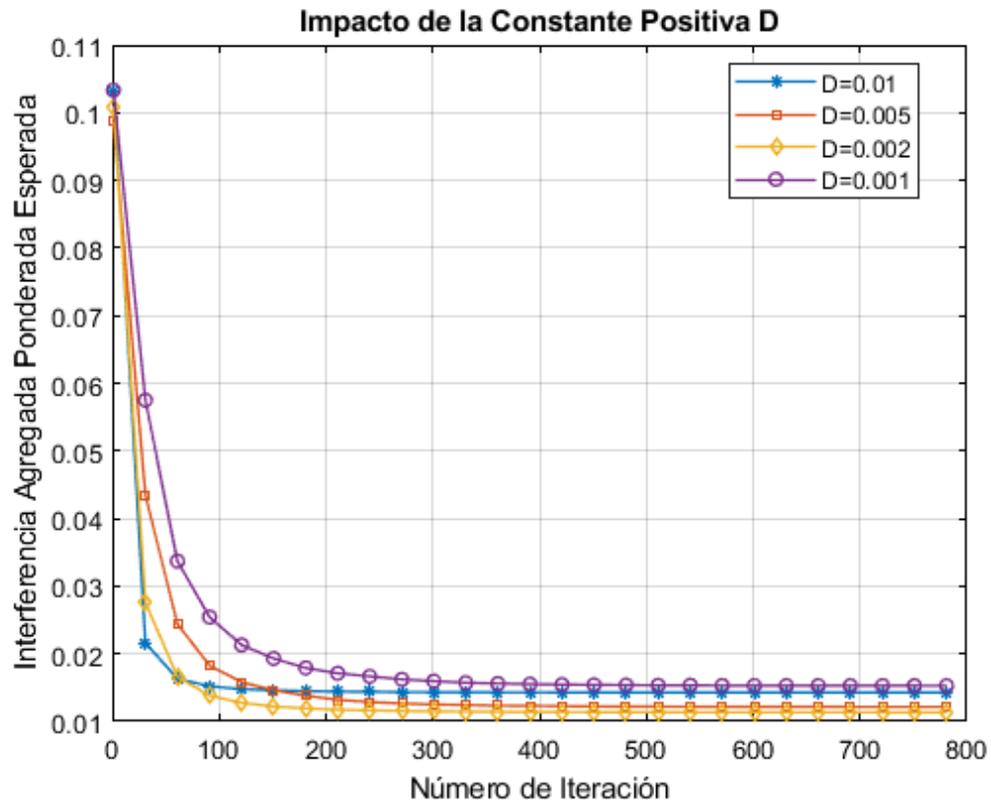


Figura 6.32. Impacto de la constante positiva D en el algoritmo basado en GT y USLA para $M = 5$, $N = 20$ y $b = 0.1$.

Capítulo 7

Conclusiones y Trabajos Futuros

7.1 Conclusiones

En esta investigación se evaluó la posibilidad de asignación de espectro en diferentes modelos de redes heterogéneas, conformadas de manera general por una red primaria y una red secundaria con capacidades cognitivas. Con el objetivo de realizar uso eficiente de los recursos radio los PU admiten que los SU empleen de manera simultánea u oportunista el espectro, dependiendo del esquema de DSA que se implemente y garantizando siempre el funcionamiento adecuado de la HetNet objeto de evaluación.

El desarrollo e implementación de técnicas de asignación de espectro para la distribución y ocupación de canales primarios, permite obtener un equilibrio adecuado entre el número máximo de SU coexistiendo de una manera pacífica y resiliente con los PU en un ecosistema RF dinámico.

En el caso del esquema CSA fue posible mitigar el impacto de la interferencia que reciben los PU con el fin de que los SU obtengan una oportunidad de transmisión continua y simultánea en el sistema de comunicaciones propuesto. Se resalta que en este tipo de esquema no hay necesidad de detección y reconfiguración frecuente del espectro, reduciendo la complejidad de su modelamiento e implementación. Adicionalmente, el esquema CSA se reconoce como una de las técnicas más importantes en la literatura contemporánea para realizar gestión dinámica del espectro, lo que permite seguir aunando esfuerzos para aportar en este problema abierto de investigación.

El impacto del factor λ en el desempeño alcanzado por la HetNet para los algoritmos SCPSO y MBPSO, depende directamente del valor de QoS en función de los niveles

de SINR tolerables de toda la red, teniendo en cuenta las demandas de recursos radio tanto de usuarios primarios como secundarios.

El algoritmo SCPSO es capaz de garantizar el uso concurrente promedio de un canal primario de comunicación a mínimo 17 y máximo 19 usuarios secundarios, lo que representa una disponibilidad de acceso al espectro en la red secundaria entre el 85 y 95%, respectivamente. En contraparte, para el algoritmo MBPSO se tienen valores de disponibilidad de acceso al espectro de la red secundaria entre el 95 y 100%, lo que significa asignaciones promedio de canal primario entre 19 y 20 SU, para la mayoría de las simulaciones realizadas. De acuerdo a los resultados expuestos para los algoritmos SCPSO y MBPSO se tiene que en la mayoría de los experimentos ejecutados para la evaluación de la capacidad del modelo de HetNet formulado, el segundo de ellos presenta un mejor desempeño tanto para los valores de tasa de datos alcanzados como para la densidad de SU atendidos.

Con base en los resultados obtenidos para los algoritmos SCPSO y MBPSO fue posible mitigar el impacto nocivo de la interferencia en una HetNet, puesto que en la mayoría de los experimentos realizados el número de SU atendidos se encuentra por encima del 90% (18 SU para el escenario de simulación definido).

Los algoritmos SCPSO y MBPSO tienen mayor dificultad para asignar un canal a todos los SU a medida que el requerimiento de SINR aumenta en la HetNet, debido a que para mayores valores de SINR la interferencia admisible en el sistema es menor.

La aplicación de las metaheurísticas SCPSO y MBPSO como herramientas de búsqueda de una solución, combinadas con el método de suma ponderada para la reducción de la función de utilidad multiobjetivo a una función de utilidad mono objetivo, permiten reducir la complejidad general del problema de investigación asociado a la DSA de manera concurrente.

Con la definición e implementación de los algoritmos SCPSO y MBPSO se logró resolver exitosamente el problema de espectro compartido en una HetNet. Con base en los resultados obtenidos se puede afirmar que es posible que redes superpuestas en un área de cobertura dada compartan espectro simultáneamente, y en consecuencia lo usen de manera eficiente.

Para el caso del esquema OSA se logró con éxito que los SU o nodos ocupen de manera oportunista y dinámica los canales de comunicación primarios o licenciados

en un entorno variable, mitigando así también el impacto de la interferencia en la HetNet bajo análisis. Igualmente, al permitir el uso sin licencia del espectro y al mismo tiempo garantizar la prioridad de transmisión de los PU, el esquema OSA recibe gran atención por parte de la comunidad académica con el fin de realizar aportes en este tema vigente de investigación.

Para el caso del esquema OSA la única información disponible en los sistemas considerados corresponde al historial individual de las decisiones y recompensas de selección de canales para cada usuario, lo que quiere decir que las soluciones basadas en teoría de juegos y aprendizaje estocástico son capaces de aprender de la información histórica y así lograr puntos de NE en el entorno de espectro desconocido y variable en el tiempo. En virtud de lo anterior se resolvió el problema de selección de canales distribuidos empleando dos algoritmos diferentes basados en GT y SLA, y GT y USLA, respectivamente. En ambos casos se modeló la situación de conflicto mediante un juego, en el cual los SU o nodos toman decisiones de manera egoísta, independiente y espontánea, con objetivos contradictorios y decisiones interactivas.

Del análisis de la evolución general relacionada con la selección de canal de los SU para la aproximación de solución basada en GT y SLA, se puede concluir que cuando el algoritmo converge a una solución global o local, este es capaz de asignar canales de manera adecuada a todos y cada uno de los SU que componen la HetNet.

De los resultados obtenidos con el algoritmo basado en GT y SLA se puede concluir que el desempeño esperado alcanzado obtiene valores más altos cuando el vector de probabilidades de canal es equitativo, y disminuye cuando la variación de la probabilidad de inactividad de los canales primarios aumenta. Es decir, que se tendrá mejor desempeño del sistema para escenarios con probabilidades cuasi equitativas.

Para el algoritmo basado en GT y SLA se tiene que tamaños de paso más pequeños conllevan a una velocidad de convergencia más lenta, por lo tanto, el algoritmo necesita más iteraciones para lograr encontrar una solución. Sin embargo, de acuerdo con el análisis matemático desarrollado en [14], y validado en esta investigación, un tamaño de paso b lo suficientemente pequeño permite que el algoritmo converja finalmente a un punto de NE del juego formulado.

En el algoritmo basado en GT y USLA se logró resolver el problema de mitigación de interferencias considerando HetNets distribuidas multicanal y multiusuario, en las cuales los usuarios eligen canales ortogonales como estrategia primaria de mitigación de interferencia, además, cada usuario minimiza egoístamente su función de utilidad, permitiendo así plantear la situación de conflicto por acceso al espectro como un juego no cooperativo.

Para el algoritmo basado en GT y USLA se tiene que a medida que el número de nodos aumenta en la HetNet, la interferencia agregada ponderada esperada también aumenta; esto se debe a que el algoritmo mide la interferencia en el canal actual, y a que la actualización de selección de canal se realiza de manera estocástica.

De los resultados obtenidos con el algoritmo basado en GT y USLA, y el análisis matemático expuesto en [15,88] y validado en este estudio, se puede afirmar que el algoritmo definido converge a la estrategia pura del NE para redes sobrecargadas, es decir, cuando $N > M$, logrando desempeños razonables asociados a una solución global o local.

Del análisis de la evolución general relacionada con la selección de canal de los nodos o SU para el algoritmo basado en GT y USLA, se puede concluir que cuando el algoritmo converge a una solución global o local, este es capaz de asignar espectro de manera oportunista al 100% de los nodos que componen la HetNet objeto de estudio.

En el algoritmo basado en GT y USLA el incremento en el tamaño de paso de aprendizaje b disminuye las oportunidades de exploración del algoritmo y, por tanto, aumenta la probabilidad de converger a una solución local, esto se debe a que un tamaño de paso mayor, conlleva a una velocidad de convergencia más rápida, a la vez que resulta una interferencia agregada ponderada esperada relativamente mayor. Así, un tamaño de paso más grande hace que el algoritmo converja rápidamente hacia una estrategia pura pero no necesariamente a un punto de NE.

Del impacto de la constante positiva D para el algoritmo basado en GT y USLA se tiene que valores más altos de ella proporcionan una velocidad de convergencia más rápida. Por otra parte, valores de D más pequeños logran una velocidad de convergencia más lenta con una interferencia agregada relativamente más baja. Dicho comportamiento es debido a que un valor de D más pequeño aumenta la probabilidad de penalización o de recibir un pago cero. Así, un jugador que sea

penalizado mantendrá invariable su estrategia mixta y le tomara un mayor número de iteraciones para lograr converger a una solución.

Los resultados obtenidos para los algoritmos definidos bajo el esquema OSA proporcionan una solución deseable para problemas de optimización inalámbrica distribuida, particularmente, para aquellos escenarios de mitigación de interferencia en entornos de radio que varían en el tiempo y que no tienen intercambio de información.

El problema de mitigación de interferencia distribuida es un tema de investigación abierto, debido al creciente número de dispositivos actualmente en uso.

En esta tesis de maestría se realizó el estudio y análisis de dos de los esquemas de acceso dinámico al espectro más relevantes según la literatura contemporánea, que son CSA y OSA. De este modo es importante entender que, si bien ambos permiten el reuso inteligente del espectro, son modelos totalmente diferentes, puesto que, en el primero de ellos los SU pueden transmitir simultáneamente con los PU, siempre y cuando, la potencia de transmisión del SU se limite de tal modo que la interferencia causada por él, hacia el PU, permanezca por debajo de un umbral de interferencia, el cual puede tolerar el PU sin efectos negativos en su funcionamiento. Por otra parte, en el esquema OSA los SU solo pueden acceder al espectro cuando los PU no estén transmitiendo, es decir, si un SU, detecta un agujero espectral, correspondiente a un PU inactivo, el SU puede explotar oportunamente dicho canal, y una vez que el PU reanude su transmisión el SU debe desocupar el espectro.

Según los resultados obtenidos para los diferentes escenarios de simulación desarrollados en esta investigación, tanto para el modelo CSA como OSA, se puede concluir que el comportamiento de los diferentes algoritmos definidos respecto a la asignación dinámica de espectro que es el objetivo fundamental de este estudio, son aceptables, encontrando mejores desempeños en los algoritmos basados en teoría de juegos y aprendizaje estocástico que en los basados en optimización por enjambre de partículas, puesto que los primeros son capaces de asignar un canal de comunicación primario al 100% de los SU, frente al 90% de su contraparte.

La utilización de técnicas de acceso dinámico al espectro permite mejorar el uso de recursos radio, puesto que los usuarios no licenciados o secundarios, pueden tener oportunidades de transmisión sin requerir una porción de espectro dedicado.

De manera general, y con base en los resultados obtenidos para los diferentes modelos y escenarios de simulación planteados, tanto para los esquemas CSA como OSA, desarrollados en esta investigación, se puede concluir que la mitigación eficiente de interferencias es clave para mejorar el desempeño en las actuales redes de comunicación inalámbrica.

El uso de técnicas como la AI y la GT para la gestión de recursos radio permite mejorar el uso del espectro en sistemas de comunicaciones inalámbricas, gracias a la incorporación de capacidades cognitivas en la red, que logran de manera inteligente encontrar soluciones eficientes a los desafíos inherentes de la asignación dinámica de espectro.

Tanto la AI como la GT tienen un enorme potencial para la aproximación de soluciones a diferentes problemas abiertos de investigación en redes inalámbricas, tal como se demostró en los resultados obtenidos, en donde se logró mejorar el uso del espectro en los diferentes escenarios de simulación propuestos, mediante la ocupación concurrente u oportunista de un canal de comunicación por parte de los SU sin degradar los servicios en función de la SINR de toda la red.

De acuerdo con el trabajo de investigación desarrollado se concluye que una aplicación directa de uso actual empleando esquemas de acceso compartido al espectro que puede ayudar al manejo adecuado de la congestión en redes celulares debido al incremento acelerado de conexiones por efectos de la crisis sanitaria derivada del COVID-19 es el despliegue de redes heterogéneas densas por parte de los operadores con el fin de realizar un manejo adecuado de tráfico dependiendo de los servicios que se deseen brindar en un área de cobertura determinada.

Una aplicación directa de los esquemas de acceso oportunista al espectro que permite realizar un uso eficiente de las frecuencias de televisión que no se usan para este propósito y que son ideales para el funcionamiento de internet banda ancha, servicios y aplicaciones de red, es la tecnología TV White Spaces, la cual puede reutilizar oportunistamente bandas sin licencia para proveer conectividad en zonas no interconectadas, a las cuales no puede llegar Internet de manera convencional.

7.2 Trabajo Futuro

Con base en la experiencia obtenida durante el desarrollo de esta tesis de maestría, se proponen los siguientes trabajos futuros.

Extensión del modelo definido para el esquema CSA a escenarios de mayor densidad de PU y SU con el objetivo de evaluar la capacidad de la HetNet y la convergencia de los algoritmos SCPSO y MBPSO.

Explorar nuevas variaciones de PSO para aplicarlas al problema de mitigación de interferencia en el esquema CSA y compararlas con los modelos definidos en esta investigación.

Comparar las metaheurísticas basadas en PSO, con la aplicación de otras herramientas matemáticas que permitan modelar situaciones de conflicto como por ejemplo los algoritmos genéticos.

Extender el análisis realizado en los modelos con esquema OSA a redes de mayor densidad de SU y número de canales licenciados, para observar el comportamiento del desempeño y la convergencia de los algoritmos definidos en esta investigación.

Comparar el desempeño y la convergencia de los algoritmos definidos en los esquemas OSA incorporando técnicas de acceso múltiple no ortogonal en los modelos de mitigación de interferencia establecidos.

Apéndice A

Demostración del Teorema 1 del Algoritmo Basado en GT y SLA

A1. \mathcal{G}_c es un Juego Potencialmente Exacto

En el caso de un perfil de selección de canal dado por $a = (a_n, a_{-n})$, el número de SU que escogen cada canal estará denotado por m como $s_m, \forall m \in \{1, \dots, M\}$. Seguidamente, se define la función potencial $\phi : A_1 \times \dots \times A_N \rightarrow R$ para el juego de selección de canales \mathcal{G}_c , así:

$$\phi(a_n, a_{-n}) = \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^{s_m} \varphi_m(k) \quad (A.1)$$

Donde $\varphi_m(k) \triangleq \frac{\theta_m f(k) R_m}{k}$. La función descrita anteriormente se conoce también como función potencial de Rosenthal.

Ahora, si se supone que un jugador arbitrario n cambia unilateralmente su canal seleccionado de a_n a \tilde{a}_n , entonces el cambio generado en la función de utilidad debido al cambio unilateral estará dado por:

$$u_n(\tilde{a}_n, a_{-n}) - u_n(a_n, a_{-n}) = \varphi_{\tilde{a}_n}(s_{\tilde{a}_n} + 1) - \varphi_{a_n}(s_{a_n}) \quad (A.2)$$

Puesto que el cambio en la selección de canales del jugador n solo afecta a los usuarios en los canales a_n y \tilde{a}_n , así el cambio causado en la función potencial será:

$$\begin{aligned}
& \Phi(\tilde{a}_n, a_{-n}) - \Phi(a_n, a_{-n}) \\
&= \left(\sum_{k=1}^{s_{\tilde{a}_n}+1} \varphi_{\tilde{a}_n}(k) + \sum_{k=1}^{s_{a_n}-1} \varphi_{a_n}(k) \right) - \left(\sum_{k=1}^{s_{\tilde{a}_n}} \varphi_{\tilde{a}_n}(k) + \sum_{k=1}^{s_{a_n}} \varphi_{a_n}(k) \right) \\
&= \varphi_{\tilde{a}_n}(s_{\tilde{a}_n} + 1) - \varphi_{a_n}(s_{a_n})
\end{aligned} \tag{A.3}$$

De las ecuaciones (A.2) y (A.3), se obtiene la siguiente expresión.

$$u_n(\tilde{a}_n, a_{-n}) - u_n(a_n, a_{-n}) = \Phi(\tilde{a}_n, a_{-n}) - \Phi(a_n, a_{-n}) \tag{A.4}$$

En la ecuación (A.4) se puede observar que el cambio en la función de utilidad individual generado por la desviación unilateral de cualquier jugador, es el mismo cambio en la función potencial. Por consiguiente, y con base en la definición dada en [68], el juego de selección de canales \mathcal{G}_c es un juego potencialmente exacto con función potencial ϕ .

Un juego potencialmente exacto pertenece a la clasificación de juegos potenciales, los cuales presentan varias propiedades interesantes, entre ellas y la más importante es que cada juego potencial tiene al menos un punto de NE de estrategia pura, lo que permite demostrar así el *Teorema 1*

Apéndice B

Demostración del Teorema 2 del Algoritmo Basado en GT y SLA

B1. El Juego de Selección de Canales \mathcal{G}_c tiene Múltiples puntos de NE

Con base en el *Teorema 1* se puede obtener un esquema de selección de canales único y determinista de la forma $\{s_1^*(N), \dots, s_M^*(N)\}$. Además, puesto que los SU se seleccionan aleatoriamente en cada iteración, el esquema de selección de canal único corresponde a múltiples perfiles de selección de canal, ya que no importa que SU selecciona el canal, sino cuantos SU seleccionan el canal. En consecuencia, habrá múltiples puntos de NE de estrategia pura en \mathcal{G}_c . Exactamente, el número de los puntos de NE de estrategia pura será:

$$K = \binom{N}{s_1^*(N)} \binom{N - s_1^*(N)}{s_2^*(N)} \dots \binom{N - \sum_{m=1}^{M-2} s_m^*(N)}{s_{M-1}^*(N)} \quad (B.1)$$

Así, de acuerdo con la definición de rendimiento del sistema relacionado en (5.7) queda comprobado el *Teorema 2*.

Apéndice C

Demostración de la Proposición 3 del Algoritmo Basado en GT y USLA

C1. Interferencia Agregada Esperada Si Todos los Jugadores Eligen el Mismo Canal

De acuerdo con la definición de estrategia pura de NE expuesta en el Capítulo 5 de este documento, la siguiente ecuación siempre será válida.

$$\mathbf{E}[I_n(a_n^*, a_{-n}^*)] \leq \mathbf{E}[I_n(a_n, a_{-n}^*)] \quad \forall n \in \mathcal{N}, \forall a_n \in \mathcal{A}_n, a_n \neq a_n^* \quad (\text{C.1})$$

Al resumir el lado derecho de la ecuación dada sobre \mathcal{A}_n , se tiene que:

$$M\mathbf{E}[I_n(a_n^*, a_{-n}^*)] \leq \sum_{a_n \in \mathcal{A}_n} \mathbf{E}[I_n(a_n, a_{-n}^*)], \quad \forall n \in \mathcal{N} \quad (\text{C.2})$$

Donde M es el número de canales disponibles. De la ecuación (C.2) es importante resaltar que $\sum_{a_n \in \mathcal{A}_n} \mathbf{E}[I_n(a_n, a_{-n}^*)]$ puede considerarse como la interferencia experimentada del jugador n si todos los demás jugadores conservan sus canales seleccionados sin ninguna variación, mientras que el jugador n elegiría todos los canales de manera simultánea, situación que puede representarse matemáticamente de la siguiente manera.

$$\begin{aligned} \sum_{a_n \in \mathcal{A}_n} \mathbf{E}[I_n(a_n, a_{-n}^*)] &= \sum_{a_n \in \mathcal{A}_n} \left(\sum_{m \in \{\mathcal{N} \setminus \{n\}\}} p_m (d_{mn})^{-\alpha} \varepsilon_{mn}^{-a_n} f(a_m^*, a_n) \right) \\ &= \sum_{m \in \{\mathcal{N} \setminus \{n\}\}} \left(\sum_{a_n \in \mathcal{A}_n} p_m (d_{mn})^{-\alpha} \varepsilon_{mn}^{-a_n} f(a_m^*, a_n) \right) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= \sum_{m \in \{\mathcal{N} \setminus \{n\}\}} \left(\sum_{a_n \in \mathcal{A}_n} p_m (d_{mn})^{-\alpha} \varepsilon_{mn}^{-0} f(a_m^*, a_n) \right) \\
&= \sum_{m \in \{\mathcal{N} \setminus \{n\}\}} p_m (d_{mn})^{-\alpha} \varepsilon_{mn}^{-0} \left(\sum_{a_n \in \mathcal{A}_n} f(a_m^*, a_n) \right) \tag{C.3}
\end{aligned}$$

Ahora, tenemos que:

$$\sum_{a_n \in \mathcal{A}_n} f(a_m^*, a_n) = 1, \quad \forall m \in \{\mathcal{N} \setminus \{n\}\} \tag{C.4}$$

Con base en lo anterior, la ecuación (C.3) se puede simplificar como:

$$\sum_{a_n \in \mathcal{A}_n} E[I_n(a_n, a_{-n}^*)] = \sum_{m \in \{\mathcal{N} \setminus \{n\}\}} p_m (d_{mn})^{-\alpha} \varepsilon_{mn}^{-0} \tag{C.5}$$

Así, usando la ecuación (C.5) en (C.2) se tiene que:

$$E[I_n(a_n^*, a_{-n}^*)] \leq \frac{\sum_{m \in \{\mathcal{N} \setminus \{n\}\}} p_m (d_{mn})^{-\alpha} \varepsilon_{mn}^{-0}}{M} \tag{C.6}$$

Por consiguiente, la interferencia agregada esperada para cualquier solución de NE estará limitada por:

$$U_{NE} \leq \frac{\sum_{n \in \mathcal{N}} \sum_{m \in \{\mathcal{N} \setminus \{n\}\}} p_n p_m (d_{mn})^{-\alpha} \varepsilon_{mn}^{-0}}{M} \tag{C.7}$$

Desde el punto de vista matemático $\sum_{n \in \mathcal{N}} \sum_{m \in \{\mathcal{N} \setminus \{n\}\}} p_n p_m (d_{mn})^{-\alpha} \varepsilon_{mn}^{-0}$, puede considerarse como la interferencia agregada esperada cuando todos los jugadores eligen el mismo canal, puesto que existe interferencia entre dos jugadores; quedando así demostrada la *Proposición 3*.

Finalmente, es importante mencionar que para un perfil de selección de canal arbitrario, U_0 es la interferencia agregada esperada en el peor de los escenarios del sistema. De esta manera, un resultado importante para resaltar con base en la *Proposición 3*, es que al aumentar el número de canales (M), disminuirá la interferencia agregada en la red.

Referencias

- [1] S. Haykin. Cognitive radio: brain-empowered wireless communications. *Selected Areas in Communications, IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2005, 23(2), 201-220.
- [2] D. Xenakis, N. Passas and L. Merakos. Multi-parameter performance analysis for decentralized cognitive radio networks. *Wireless Networks*, 2004, 20(4), 787-803.
- [3] A. Martínez. Control de admisión y asignación de canal para acceso dinámico de espectro usando cómputo multi-objetivo. *Computación y Sistemas*, Vol. 19, No. 2, 2015, pp. 337-355.
- [4] C. Salgado. Técnicas inteligentes en la asignación de espectro dinámica para redes inalámbricas cognitivas. *TECNURA*, Vol. 20, No. 49, 2016.
- [5] A. Martinez-Vargas and A. Andrade. Comparing particle swarm optimization variants for a cognitive radio network. *Applied Soft Computing*, Vol. 13 No. 2, 2013, pp. 1222–1234. DOI: doi: 10.1016/j.asoc.2012.10.016.
- [6] A. Galvis and R. Márquez. Simulación y Análisis de Alternativas para la Asignación Dinámica de Espectro en ambientes TDMA. *Proceedings de las Jornadas IEEE de Sistemas de Telecomunicaciones 2008; Escuela Politécnica Nacional/IEEE ComSoc, Quito (Ecuador)*, 2008.
- [7] M. Esteban. Optimización Binaria por Cúmulo de Partículas con Memoria (MBPSO) para Resolver un Problema de Espectro Compartido. *Computación y Sistemas*, vol. 20, No. 1, 2016, pp. 153-168.
- [8] D. Roberson, A. Hood, C. S., LoCicero, J. L., & MacDonald, J. T. Spectral Occupancy and Interference Studies in support of Cognitive Radio Technology Deployment. *1st IEEE Workshop on Networking Technologies for Software Defined Radio Networks (SDR)*, Reston, USA, 2006, pp. 26–35.
- [9] V. Miramá. Control de potencia basado en teoría de juegos en comunicaciones inalámbricas. *Maestría en Electrónica y Telecomunicaciones, Universidad del Cauca*. 2012.
- [10] G. Carneiro, et al. The DAIDALOS Architecture for QoS over Heterogeneous Wireless Networks. *14th IST Mobile and Wireless Communications Summit*. 2005.
- [11] Calabuig, S. Common Radio Resource Management Strategies for Quality of Service Support in Heterogeneous Wireless Networks. *Universidad Politécnica de Valencia. Valencia, España*. 2010.

- [12] Rahman, et al. Radio Resource Management in 3G UMTS Networks. Blekinge Institute of Technology. 2007.
- [13] Koskie, S. and Gajic, Z. A Nash Game Algorithm for SIR-Based Power Control in 3G Wireless CDMA Networks. IEEE Transactions on Networking, 2005, vol. 13, no. 5.
- [14] Y. Xu, J. Wang, Q. Wu and Y-D. Yao. Opportunistic spectrum access in unknown dynamic environment: A game-theoretic stochastic learning solution. Wireless Communications, IEEE Transactions on, 11(4), 2012, pp. 1380-1391.
- [15] Q. Wu, Y. Xu, J. Wang. Distributed Channel Selection in Time-Varying Radio Environment Interference Mitigation Game with Uncoupled Stochastic Learning. Wireless Communications. IEEE Transactions, vol. 62, No. 9, 2013.
- [16] Chen, K.; Prasad R. Cognitive Radio Networks. Edition ed. Chippenham: John Wiley & Sons Ltd. ISBN 978-0-470-69689-7. 2009.
- [17] Liang, Y.; Cheng, K.; Li, G.; Mahonen, P. Cognitive Radio: Networking and Communications an Overview. IEEE Trans. Veh. Technol., 60(7), 3386 - 3407. 2011.
- [18] Quinyang, R.; Qian, Y. Heterogeneous Cellular Networks. Willey and Sons. 2013.
- [19] Wang, B.; Liu, K. Advances in Cognitive Radio Networks: A Survey. IEEE J. Sel. Topics Signal Process., 2011, 5(1), 5 - 22.
- [20] Raikel, L.; Samuel, M. La Radio Cognitiva y su Impacto en el uso Eficiente del Espectro de Radio. Ingeniería Electrónica, Automática y Comunicaciones. EAC, 2015, vol. 36, No.1.
- [21] Woods, W.A. Important Issues in Knowledge Representation. Proceedings of the IEEE, 1986, 74(10), 1322–1334.
- [22] N. Abbas, Y. Nasser, and K El Ahmad. Recent advances on artificial intelligence and learning techniques in cognitive radio networks. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 1, 2015, pp. 1-20.
- [23] C. Hernández, L.F. Pedraza Martínez, & F.H. Martínez Sarmiento. Algoritmos para asignación de espectro en redes de radio cognitiva. Revista Tecnura, 2016, 20(48), 69-88. doi: 10.14483/udistrital.jour.tecnura.2016. 2.a05.
- [24] Dadios, E.P. (2012). Fuzzy Logic: Algorithms, Techniques and Implementations. InTechOpen.
- [25] L. Gavrilovska; V. Atanasovski; I. Macaluso y L.A. Dasilva. Learning and reasoning in cognitive radio networks. IEEE Communications Surveys and Tutorials, 2013, 15(4), 1761-1777.
- [26] D.E. Goldberg and J.H. Holland. Genetic algorithms and machine learning. Machine Learning, 3(2), 1988, pp. 95-99.
- [27] A. He, K. Bae and J.H. Reed. A survey of artificial intelligence for cognitive radios. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 59(1-4), 2010, pp.1578-1592.

- [28] A. Fehske; J. Gaeddert y J.H. Reed. A new approach to signal classification using spectral correlation and neural networks. En: *New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks*, 2005. DySPAN 2005. 2005 First IEEE International Symposium on (pp. 144-150). IEEE.
- [29] X. Zhu, Y. Liu, W. Weng, and D. Yuan. Channel sensing algorithm based on neural networks for cognitive wireless mesh networks. In *Wireless Communications, Networking and Mobile Computing*, 2008. WiCOM'08. 4th International Conference on (pp. 1-4). IEEE.
- [30] S.K. Jayaweera, M. Bkassiny and K.A. Avery. Asymmetric cooperative communications based spectrum leasing via auctions in cognitive radio networks. *Wireless Communications, IEEE Transactions on*, 10(8), 2011, pp. 2716-2724.
- [31] S.K. Jayaweera, and M. Bkassiny. Learning to thrive in a leasing market: an auctioning framework for distributed dynamic spectrum leasing (D-DSL). En: *IEEE Wireless Communications & Networking Conference (WCNC'2011)*, Cancún, México.
- [32] M. Bkassinyi. *A Survey on Machine-Learning Techniques in Cognitive Radios*. IEEE. 2012.
- [33] R.S. Sutton y A.G. Barto. *Reinforcement Learning: An Introduction*. IEEE Transactions on Neural Networks / a Publication of the IEEE Neural Networks Council, 1998, 9(5), 1054.
- [34] L. Alcaraz. *La Teoría de Juegos para la Asignación de Potencias y Relevos en una Red Ad Hoc Radio Cognitiva*. Departamento de Electrónica y Telecomunicaciones. Facultad de Ingeniería Eléctrica. Universidad Central "Marta Abreu" de Las Villas. 2013.
- [35] S. Lasaulce. y H. Tembine. *Game Theory and Learning for Wireless Networks: Fundamentals and Applications*. Academic Press, Elsevier. 2011.
- [36] R. Myerson. *Game Theory: Analysis of Conflict*. London, England: Harvard University Press. 1991.
- [37] M. Osborne. *An introduction to game theory*. Draft chapter, Oxford University Press. 2002.
- [38] S. Perlaza et al. Satisfaction Equilibrium: A General Framework for QoS Provisioning in Self-Configuring Networks, eprint arXiv:1007.5170. 2010.
- [39] J. Kennedy & R. Eberhart. Particle swarm optimization. *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks*, 1995, 4, pp. 1942–1948. DOI: 10.1007/978-0-387-30164-8_630.
- [40] K. Deep and J.C. Bansal. A Socio-Cognitive Particle Swarm Optimization for Multi-Dimensional Knapsack Problem. *Emerging Trends in Engineering and Technology Conference (ICETET)*, 2008, pp. 355–360.
- [41] K. Deb. *Multi-objective optimization using evolutionary algorithms*. New York: John Wiley & Sons. 2011.
- [42] R.T. Marler & J. Arora. The weighted sum method for multi-objective optimization: new insights. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 2010, Vol. 41 No. 6, pp. 853–862.

- [43] A. Karandikar; N. Akhtar & M. Mehta. *Mobility Management in LTE Heterogeneous Networks*. Springer. 2017.
- [44] Z. Ji, T. Tian, S. He and Z. Zhu. A memory binary particle swarm optimization. *IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)*, 2012, pp. 1–5.
- [45] M. Cosío, A. Martínez & E. Gutiérrez. An Experimental Study of Parameter Selection in Particle Swarm Optimization Using an Automated Methodology. *Research in Computing Science*, vol 82, pp. 9-20, 2014.
- [46] A. Martinez & A. Andrade. Deployment analysis and optimization of heterogeneous networks under the spectrum underlay strategy. *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, vol 55, pp. 1-15, 2015.
- [47] C. Avin, Y. Emek, E. Kantor, Z. Lotker, D. Peleg & L. Roditty. SINR Diagrams: Convexity and Its Applications in Wireless Networks. *JACM* 59(18), 1–18 (2012). 34. doi:10.1145/2339123.2339125
- [48] W. Yingxiao & Y. Zhen. Coexistence of Primary Users and Secondary Users Under Interference Temperature and SINR Limit. *Journal of Electronics – China*, vol 26, no. 3, 2009.
- [49] S. Srinivasa & S. Ali. ¿How Much Spectrum Sharing is Optimal in Cognitive Radio Networks? *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol 7, no. 10, 2008.
- [50] Y. Shi & R.C. Eberhart. *Parameter Selection in Particle Swarm Optimization*. International Conference on Evolutionary Programming – Springer, vol 1447, pp. 591-600, 1998.
- [51] J. Kennedy & T. Blackwell. *Particle Swarm Optimization an Overview*. Springer Science, vol 1, pp. 33-57, 2007.
- [52] A. Goldsmith, S.A. Jafar, I. Maric, S. Srinivasa, Breaking spectrum gridlock with cognitive radios: An information theoretic perspective. *Proc. IEEE* 97(5), 894–914 (2009).
- [53] Q. Zhao, B.M. Sadler, A survey of dynamic spectrum access. *IEEE Signal Process. Mag.* 24(3), 79–89 (2007).
- [54] Y.C. Liang. *Dynamic Spectrum Management from Cognitive Radio to Blockchain and Artificial Intelligence*. Springer Open. 2020.
- [55] C. T. Chou, N. S. Shankar, H. Kim, et al., “What and how much to gain by spectrum agility?” *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, vol. 25, no. 3, pp. 576–588, 2007.
- [56] S. Srinivasa and S. Jafar, “How much spectrum sharing is optimal in cognitive radio networks?” *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 7, no. 10, pp. 4010–4018, 2008.
- [57] N. Nie and C. Comaniciu, “Adaptive channel allocation spectrum etiquette for cognitive radio networks,” *Mobile Networks & Applications*, vol. 11, no. 6, pp. 779–797, 2006.
- [58] M. Felegyhazi, M. Cagalj, and J. P. Hubaux, “Efficient MAC in cognitive radio systems: a game-theoretic approach,” *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 8, no. 4, pp. 1984–1995, 2009.

- [59] M. Maskery, V. Krishnamurthy, and Q. Zhao, "Decentralized dynamic spectrum access for cognitive radios: cooperative design of a noncooperative game," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 57, no. 2, pp. 459–469, 2009.
- [60] P. Sastry, V. Phansalkar, and M. Thathachar, "Decentralized learning of Nash equilibria in multi-person stochastic games with incomplete information," *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern. B*, vol. 24, no. 5, pp. 769–777, 1994.
- [61] Y. Xu, J. Wang, Q. Wu, et al., "Opportunistic spectrum access in cognitive radio networks: global optimization using local interaction games," *IEEE J. Sel. Topics Signal Process.* doi: 10.1109/JSTSP.2011.2176916.
- [62] IEEE 802.16e-2005 and IEEE Std 802.16-2004/Cor1-2005, <http://www.ieee802.org/16/>.
- [63] Q. Zhao, L. Tong, A. Swami, et al., "Decentralized cognitive MAC for opportunistic spectrum access in ad hoc networks: a POMDP framework," *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, vol. 25, no. 3, pp. 589–600, 2007.
- [64] D. Zheng, W. Ge, and J. Zhang, "Distributed opportunistic scheduling for ad hoc networks with random access: an optimal stopping approach," *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 55, no. 1, pp. 205–222, 2009.
- [65] B. Armin. On Randomized Sensing and Access Schemes in Wireless Ad-Hoc Cognitive Networks. Electrical and Computer Engineering Department. Texas A&M University. 2009.
- [66] J. Marden, G. Arslan, and J. Shamma, "Joint strategy fictitious play with inertia for potential games," *IEEE Trans. Automatic Control*, vol. 54, no. 2, pp. 208–220, 2009.
- [67] Y. Xu, Q. Wu, J. Wang, et al., "Social welfare maximization for SRSNs using bio-inspired community cooperation mechanism," *Chinese Sci. Bull.*, vol. 57, no. 1, pp. 125–131, 2012.
- [68] D. Monderer and L. S. Shapley, "Potential games," *Games and Economic Behavior*, vol. 14, pp. 124–143, 1996.
- [69] J. Huang, R. Berry, and M. Honig, "Distributed interference compensation for wireless networks," *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, vol. 24, no. 5, pp. 1074–1084, May 2006.
- [70] B. Babadi and V. Tarokh, "GADIA: A greedy asynchronous distributed interference avoidance algorithm," *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 56, no. 12, pp. 6228–6252, Dec. 2010.
- [71] R. Menon, A. B. MacKenzie, J. Hicks, R. M. Buehrer, and J. Reed, "A game-theoretic framework for interference avoidance," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 57, no. 4, pp. 1087–1098, Apr. 2009.
- [72] R. Menon, A. B. MacKenzie, R. M. Buehrer, and J. Reed, "Interference avoidance in networks with distributed receivers," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 57, no. 10, pp. 3078–3091, Oct. 2009.
- [73] Q. D. La, Y. H. Chew, and B. H. Soong, "An interference-minimization potential game for OFDMA-based distributed spectrum sharing systems," *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 60, no. 7, pp. 3374–3385, Sep. 2011.

- [74] C. Lăcătu and C. Popescu, "Adaptive interference avoidance for dynamic wireless systems: A game-theoretic approach," *IEEE J. Sel. Topics Signal Process.*, vol. 1, no. 1, pp. 189–202, Jun. 2007.
- [75] Q. Yu, J. Chen, Y. Fan, X. Shen, and Y. Sun, "Multi-channel assignment in wireless sensor networks: A game theoretic approach" in *Proc. IEEE INFOCOM*, Mar. 2010, pp.1–9.
- [76] Q. Wu, Y. Xu, L. Shen, and J. Wang, "Investigation on GADIA algorithms for interference avoidance: A game-theoretic perspective," *IEEE Commun. Lett.*, vol. 16, no. 7, pp. 1041–1043, Jul. 2012.
- [77] J. Wang, Y. Xu, Q. Wu, and Z. Gao, "Optimal distributed interference avoidance: Potential game and learning," *Trans. Emerging Telecommun. Technol.*, vol. 23, no. 4, pp. 317–326, Jun. 2012.
- [78] L. Garcia, K. Pedersen, and P. Mogensen, "Autonomous component carrier selection: Interference management in local area environments for LTE-advanced," *IEEE Commun. Mag.*, vol. 47, no. 9, pp. 110–116, Sep. 2009.
- [79] L. Cao and H. Zheng, "Distributed rule-regulated spectrum sharing," *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, vol. 26, no. 1, pp. 130–145, Jan. 2008.
- [80] N. Bambos, "Toward power-sensitive network architectures in wireless communications: Concepts, issues, and design aspects," *IEEE Pers. Commun.*, vol. 5, no. 3, pp. 50–59, Jun. 1998.
- [81] G. Stuber, *Principles of Mobile Communications*, 2nd ed. Norwell, MA, USA: Kluwer, 2001.
- [82] J. Zheng, Y. Cai, W. Yang, Y. Wei, and W. Yang, "A fully distributed algorithm for dynamic channel adaptation in canonical communication networks," *IEEE Wireless Commun. Lett.* DOI: 10.1109/WCL.2013.061213.130319, to be published.
- [83] L. Law, J. Huang, M. Liu, and S. R. Li, "Price of anarchy for cognitive MAC games," in *Proc. IEEE GLOBECOM*, 2009, pp. 1–6.
- [84] Y. Zhao & J. O'Neal, "Performance Evaluation of Cognitive Radios: Metrics, Utility Functions, and Methodology". *Proceedings of IEEE*, vol. 97, No. 4, 2009.
- [85] Y. Xing and R. Chandramouli, "Stochastic learning solution for distributed discrete power control game in wireless data networks," *IEEE/ACM Trans. Netw.*, vol. 16, no. 4, pp. 932–944, 2008.
- [86] W. Zhong, Y. Xu, M. Tao, et al., "Game theoretic multimode precoding strategy selection for MIMO multiple access channels," *IEEE Signal Process. Lett.*, vol. 17, no. 6, pp. 563–566, 2010.
- [87] Y. Xu, Q. Wu & J. Wang. "Game Theoretic Channel Selection for Opportunistic Spectrum Access with Unknown Prior Information". *IEEE ICC*. 2011.

- [88] Y. Xu, A. Anpalagan, and Q. Wu, "Game-theoretic channel selection for interference mitigation in cognitive radio networks with block-fading channels," in Proc. IEEE WCNC, pp. 1–6, 2013.
- [89] Y. Kim, T. Kwon, D. Hong, Area spectral efficiency of shared spectrum hierarchical cell structure networks. *IEEE Trans. Veh. Technol.* 59(8), 4145–4151, 2010.
- [90] H.S. Dhillon, R.K. Ganti, F. Baccelli, J.G. Andrews, Modeling and analysis of k-tier downlink heterogeneous cellular networks. *IEEE J. Sel. Areas Commun.* 30(3), 550–560, 2012.
- [91] J.F. Kennedy, J. Kennedy, R.C. Eberhart. *Swarm intelligence*. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers. 2001.
- [92] J. Mitola, and J. Maguire. Cognitive radio: making software radios more personal. *Personal Communications, IEEE*, 6(4), 1999, pp.13-18.
- [93] Y. Zhang, Z. Zhang, H. Luo, W. Wang, and G. Yu. Initial spectrum access control with QoS protection for active users in cognitive wireless networks. *International Journal of Communication Systems*, Vol. 25, No. 5, 2012, pp. 636–651.
- [94] J. Tadrous, A. Sultan, and M. Nafie. Admission and Power Control for Spectrum Sharing Cognitive Radio Networks. *IEEE Transactions on Wireless*, Vol. 10, No. 6, 2011, pp. 1945–1955. DOI: 10.1109/TWC.2011.040411.101571.
- [95] B. Wang and D. Zhao. Performance analysis in CDMA-based cognitive wireless networks with spectrum underlay. *IEEE Global Telecommunications Conference (IEEE GLOBECOM)*, New Orleans, USA, 2008, pp. 1–6.
- [96] S. Roy and S. Kundu. Gradual removal of secondary user in cognitive-CDMA spectrum underlay network. *International Conference on Devices and Communications (ICDeCom)*, Mesra, Algeria, 2011, pp. 1–4.
- [97] B. Wang, and D. Zhao. Scheduling for long term proportional fairness in a cognitive wireless network with spectrum underlay. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, Vol. 9, No. 3, 2010, pp. 1150–1158. DOI: 10.1109/ TWC.2010.03.090802
- [98] P Liu. An Iteration Resource Allocation Method to Maximize Number of Users with QoS Demand in Femtocell Networks, 2013.
- [99] S. Bayat, R. Louie and B. Vucetic. Cognitive radio relay networks with multiple primary and secondary users: Distributed stable matching algorithms for spectrum access. *IEEE International Conference on Communications*, 2011.
- [100] Y. Liang, L. Lai, and J. Halloran. Distributed algorithm for collaborative detection in cognitive radio networks. 2009 47th Annual Allerton Conference on Communication, Control, and Computing (Allerton), 2009, pp. 394-399.
- [101] M. Hasegawa, H. Hirai, and K. Aihara. Optimization for centralized and decentralized cognitive radio networks. *Proceedings of the IEEE*, 102(4), 2014, pp. 574-584.

- [102] Y. Liu, Z. Feng and P. Zhang. Optimized in-band control channel with channel selection scheduling and network coding in distributed cognitive radio networks. *Journal of China Universities of Posts and Telecommunications*, 19(2), 2012, pp. 48-56.
- [103] T. Rondeau, B. Le, C. Rieser, and C. Bostian. Cognitive radios with genetic algorithms: Intelligent control of software defined radios. In *Software defined radio forum technical conference* (pp. C3-C8). Citeseer, 2004.
- [104] B. Newman, B. Barker, A. Agah. *Cognitive Engine Implementation for Wireless Multicarrier Transceivers*. Wiley Wireless Communications and Mobile Computing. DRAFT (pp. 1-25), 2006.
- [105] L. Yong, J. Hong and H. Qing. Design of Cognitive Radio Wireless Parameters Based on Multiobjective Immune Genetic Algorithm. In *Communications and Mobile Computing*, 2009. CMC'09. WRI International Conference on (Vol. 1, pp. 92-96). IEEE.
- [106] M. Matinmikko, J. Del Ser, T. Rauma, and M. Muston. Fuzzy-Logic Based Framework for Spectrum Availability Assessment in Cognitive Radio Systems. *Selected Areas in Communications, IEEE Journal on*, 31(11), 2013, pp. 2173-2184.
- [107] L. Chen and P. Godlewski. An Auction Framework for Spectrum Allocation with Interference Constraint in Cognitive Radio Networks. *Communications Society. IEEE*. 2010.
- [108] G. Losifidis and L. Koutsopoulos. Challenges in auction theory driven spectrum management. *Communications Magazine, IEEE*, 49(8), 2011, pp. 128-135.
- [109] F. Fu and M. Van der Schaar. Stochastic game formulation for cognitive radio networks. In *New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks*, 2008. DySPAN 2008. 3rd IEEE Symposium on (pp. 1-5). IEEE.
- [110] B. Latifa, Z. Gao and S. Liu. No-regret learning for simultaneous power control and channel allocation in cognitive radio networks. En: *Computing, Communications and Applications Conference (ComComAp'12)* (pp. 267-271). 2012.
- [111] Q. Zhu, Z. Han and T. Başar. No-regret learning in collaborative spectrum sensing with malicious nodes. In *Communications (ICC), 2010 IEEE International Conference on* (pp. 1-6). IEEE.
- [112] Z. Han, C. Pandana, and K.J. Liu. Distributive opportunistic spectrum access for cognitive radio using correlated equilibrium and no-regret learning. In *Wireless Communications and Networking Conference, 2007. WCNC 2007. IEEE* (pp. 11-15). IEEE. Hasegawa, M.; Hirai, H.; Nagano, K.; Harada, H. y Aihara,
- [113] Y. Xu, J. Wang, J. Wu. Opportunistic Spectrum Access in Unknown Dynamic Environment a Game-Theoretic Stochastic Learning Solution. *Wireless Communications. IEEE Transactions*, vol. 11, No. 4, 2012.
- [114] Y. Xu and A. Alagan. *Game-theoretic Interference Coordination Approaches for Dynamic Spectrum Access*. Springer. 2016.

- [115] O. Ulgen, B. John, J. Betty and K. Roger. "Simulation Methodology – A Practitioner's Perspective", University of Michigan – Dearborn and Production Modeling Corporation. 2006.
- [116] L. Artola. Toma de decisiones bajo múltiples criterios. Universidad de Matanzas "Camilo Cienfuegos", Cuba, 2017.
- [117] A. Galvis, R. Márquez. Aplicación de Algoritmos Simples para Asignación Dinámica de Espectro y Selección Dinámica de Frecuencia en sistemas TDMA. Proceedings del Congreso Colombiano de Comunicaciones IEEE 2008 (COLCOM 2008); IEEE Sección Colombia/IEEE ComSoc, Popayán (Colombia).
- [118] E. Cerdá. Teoría de Juegos. Universidad Complutense de Madrid. PEARSON. 2004.
- [119] Y. Liu, L.X. Cai, X. Shen and H. Luo. Deploying cognitive cellular networks under dynamic resource management. IEEE Wireless, Communications, Vol. 20, No. 2, 2013, pp.82–88. DOI: 10.1109/MWC.2013.6507398.
- [120] E.A. Jorswieck, L. Badia, T. Fahldieck, E. Karipidis, and J. Luo. Spectrum sharing improves the network efficiency for cellular operators. IEEE Communications, Magazine, Vol. 52, No. 3, 2014, pp. 129–136.
- [121] P. Luis, F. Felipe, P. Ingrid. "Detección de espectro para radio cognitiva", Ingeniare. Revista chilena de ingeniería, Vol. 20 No.2, 2012, pp. 197-210.
- [122] H. Pedro. Toma de Decisiones en Simulación Basadas en la Teoría de la decisión Multicriterio. Facultad de Informática. Universidad Complutense de Madrid. Madrid. 2008.
- [123] F.Z. Benidris, B. Benmammar and F.T. Bendimerad. Comparative studies of artificial intelligence techniques in the context of cognitive radio. En: International Conference on Multimedia Information Processing. Muaskar, Argelia.2012.
- [124] X. Zhang and J. Zhao. Power control based on the asynchronous distributed pricing algorithm in cognitive radios. In Information Computing and Telecommunications (YC-ICT), 2010 IEEE Youth Conference on (pp. 69-72). IEEE.
- [125] U. Raza and U.H. Asrar. A comparative study of spectrum awareness techniques for cognitive radio oriented wireless networks. Physical Communication, (pp. 1-23). ELSEVIER. 2012.
- [126] H. Shyllon, and S. Mohan. A Game Theory-based Distributed Power Control Algorithm for Femtocells. University of Arkansas at Little Rock, Department of Systems Engineering, Little Rock, AR. 72204. IEEE. 2014.
- [127] S. Hamouda, M. Zitoun and S. Tabbane. A New Spectrum Sharing Trade in Heterogeneous Networks. IEEE. 2013.
- [128] G. Foschini and Z. Mijanich. A Simple Distributed Autonomous Power Control Algorithm and its Convergence. Transactions on Vehicula Technology, Vol 42, No. 4. IEEE. 1993.
- [129] A. He; K. Kyoony and T. Newman. A Survey of Artificial Intelligence for Cognitive Radios. Transactions on Vehicula Technology, Vol 59, No. 4. IEEE. 2010.

-
- [130] J. Tadrous, A. Sultan and M. Nafie. Admission and Power Control for Spectrum Sharing Cognitive Radio Networks. Transactions on Wireless Communications, Vol. 10, No. 6. IEEE. 2011.
- [131] R. Oscar. Algoritmos básicos de la teoría de juegos aplicados a la electrónica e informática. Facultad de Ingeniería de Sistemas, Informática y Ciencias de la Computación. Universidad de Marroquín. Guatemala. 2012.
- [132] J. Zhao, H. Zheng and G. Yang. Spectrum Sharing through Distributed Coordination in Dynamic Spectrum Access Networks. En: Wiley Wireless Communications and Mobile Computing Journal, Vol.7, No.9. 2007.
- [133] I. F. Akyildiz, et al. NeXt generation/dynamic spectrum access/cognitive radio wireless networks: A survey. En: Elsevier Computer Networks, Vol.50, No.13. 2006.
- [134] A. Hector. "Radio Cognitiva- Estado del arte", Universidad ICESI, Revista Sistemas y telemática, vol. 9, No.16. 2011.
- [135] K. Alvin, G. Poh, S. Chien and H. Al-Rabi. Application of Reinforcement Learning in Cognitive Radio Networks Models and Algorithms. Hindawi Publishing Corporation. The Scientific World Journal. Volume 2014, pp. 1-24.
- [136] D. Javier, M. Matinmikko, S. Gil, and M. Mustonen. Centralized and distributed spectrum channel assignment in cognitive wireless networks A Harmony Search approach. Applied Soft Computing. ELSEVIER. 2012.