

CHRISTIAN FERNANDO VEGA CAICEDO



ANÁLISIS DEL DESEMPEÑO DE LA PLANIFICACIÓN DE PAQUETES EN EL
ENLACE DE BAJADA DE LTE APLICANDO ALGORITMOS GENÉTICOS.

Universidad del Cauca
Facultad de Ingeniería Electrónica y Telecomunicaciones
Maestría en Electrónica y Telecomunicaciones

Popayán
2017

CHRISTIAN FERNANDO VEGA CAICEDO

ANÁLISIS DEL DESEMPEÑO DE LA PLANIFICACIÓN DE PAQUETES EN EL
ENLACE DE BAJADA DE LTE APLICANDO ALGORITMOS GENÉTICOS.

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:
Mg. Claudia Milena Hernández Bonilla

Popayán
2017

Hoja de Aprobación



Universidad del Cauca
Facultad de Ingeniería Electrónica y
Telecomunicaciones

FORMATO I:

ACTA DE SUSTENTACIÓN

Maestría Doctorado

LOS JURADOS DEL TRABAJO TITULADO: ANÁLISIS DEL DESEMPEÑO DE LA PLANIFICACIÓN DE PAQUETES EN EL ENLACE DE BAJADA DE LTE APLICANDO ALGORITMOS GENÉTICOS,

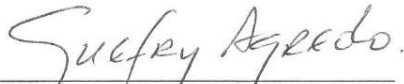
HACEN CONSTAR:

Que siendo las 10:00am del día 10 del mes de Febrero de 2017 realizó la sustentación el estudiante: Christian Fernando Vega Caicedo dirigido por: Mg. Claudia Milena Hernández.

OBTENIENDO EL CONCEPTO: APROBADO NO APROBADO

Para constancia se firma en Popayán, a los 10 días del mes de febrero de 2017.

Jurado Coordinador


Nombre: GUAFRY AGREDO MENDEZ

Jurado 1


Nombre: Hector Fabio Ramirez

Jurado 3

Jurado 2

Nombre: _____

Nombre: _____

Dedicatoria

*A Dios por iluminarme en el camino trasegado en este proceso,
a Ángela por su amor y apoyo incondicional
a mi madre por su dedicación y sabiduría,
a la memoria de Carlos Vega mi padre y de Fabián,
a mi familia y amigos.*

Agradecimientos

A la Magister Claudia Hernández por guiarme en la realización de la tesis de maestría, sus aportes y preocupación constante constituyeron un soporte para la finalización de este trabajo.

Al Doctor Pablo Emilio Jojoa, y al grupo de profesores del programa de Maestría en Electrónica y Telecomunicaciones por los aportes que enriquecieron el desarrollo de la tesis.

Al Magister Evelio Astaiza, al Doctor Álvaro Pachón y al Magister Héctor Fabio Bermúdez por sus aportes en la evaluación de la tesis de maestría en las fases de examen de valoración y documento final.

Al Magister Guefry Agredo por su motivación, consejos y apoyo en el proceso de formación como Magister.

Al Magister Jhon Barco, Universidad de los Andes, por sus inspiradores trabajos en optimización, por su tiempo y sus respuestas en orientación y asesoría de la tesis de maestría.

Al Doctor Roberto Hincapié, Universidad Pontificia Bolivariana, por el respaldo en la estancia de investigación en el grupo GIDATI.

A todos aquellos que aportaron al feliz término de esta etapa.

Resumen

El constante aumento de usuarios móviles y la demanda de aplicaciones de altos requerimientos de desempeño implican nuevos retos para el despliegue de los sistemas de comunicación inalámbricos, que pese a todas las limitaciones deben propender por la calidad de la experiencia de los usuarios. La Planificación de Paquetes (PS, *Packet Scheduling*) en el enlace de bajada juega un rol importante en los sistemas de Evolución de Largo Término (LTE, *Long Term Evolution*) ya que es la responsable de asignar en forma inteligente los recursos radio a los usuarios, de acuerdo a un algoritmo establecido. En investigaciones recientes ha tomado relevancia el uso de metaheurísticas que sustenten nuevos algoritmos de PS y mejoren las métricas de desempeño del sistema.

El procedimiento de PS se modela matemáticamente como un problema de tipo No Polinomial (NP, *Non Polynomial*) que puede resolverse a partir de la aplicación de Algoritmos Genéticos (GA, *Genetic Algorithms*), estos se basan en la conformación de un conjunto de soluciones (población) que se modifica iterativamente por procesos de selección, mutación y recombinación, tendientes a maximizar una función de bienestar.

En la tesis de maestría se empleó una metodología que permitió diseñar, implementar y experimentar con un PS basado en GA en el enlace de bajada de LTE, el cual se evaluó bajo cinco escenarios de experimentación, considerando los parámetros internos y externos más relevantes de acuerdo a la revisión del estado del arte. Los resultados obtenidos por las simulaciones a nivel de sistema, muestran que con el planificador propuesto, se logran desempeños equiparables a los algoritmos convencionales de PS. La implementación de la mutación diferencial y la retención del mejor individuo mejoraron considerablemente el tiempo de ejecución del algoritmo de planificación con respecto a las técnicas tradicionales de los algoritmos genéticos.

Palabras Clave: Planificación de Paquetes, Evolución de Largo Término, Algoritmos Genéticos, Desempeño a nivel de Sistema.

Abstract

The permanent increase of mobile users and applications demand high performance requirements imply new challenges for deployment of wireless communication systems, which despite all the limitations should strive for the quality of the user experience. Packet Scheduling (PS) in the downlink plays an important role in Long Term Evolution (LTE) systems because it is responsible for assigning intelligently resources radio users according to an algorithm set. On recent research has taken relevance the metaheuristics using new algorithms that support PS and improve system performance metrics.

The PS procedure is mathematically modeled as a No Polynomial (NP) problem that can be solved from the application of Genetic Algorithms (GA), these are based on the formation of a set of solutions (population) amending iteratively by processes of selection, mutation and recombination, designed to maximize a fitness function.

The master's thesis used a methodology that allowed design, implement and experiment with a PS based on GA in the downlink of LTE, which was evaluated under five stages of experimentation, considering the relevant internal and external parameters as was used to review the state of the art. The results obtained by the system-level simulations show that the proposed scheduler achieve comparable performance to conventional PS algorithms. Implementation of differential mutation and best individual retention reduce the runtime scheduling algorithm over the traditional techniques of genetic algorithms.

Keywords: Planning Packages, Long Term Evolution, Genetic Algorithms, Performance System level.

Contenido

	Pag.
Lista de Tablas	xvii
Lista de Figuras	xxi
Lista de Abreviaturas	xxv
Lista de Símbolos	xxiv
Capítulo 1	
Introducción	31
1.1. Planteamiento del Problema.....	31
1.2. Estado del arte.	36
1.3. Aporte investigativo	48
1.4. Objetivos.....	49
1.4.1. Objetivo General.	49
1.4.2. Objetivos Específicos.....	49
1.5. Hipótesis de solución.....	50
1.6. Organización de la Tesis de Maestría.	50
Capítulo 2	
Referentes Teóricos.	51
2.1. Arquitectura y red de acceso en LTE.	51
2.2. Capa Física.	52
2.3. Conceptos Generales de la Planificación de Paquetes en LTE...	55
2.3.1. Definición y objetivo de la planificación de paquetes.	55
2.3.2. Criterios para la planificación de paquetes en LTE.....	55
2.3.3. Clasificación de la planificación de paquetes en LTE.	55
2.4. Planificación de paquetes a nivel físico en el enlace de bajada de LTE.....	57
2.4.1. Maximum Rate.....	60
2.4.2. Proportional Fairness.....	61
2.4.3. Round Robin.....	63

2.5.	Algoritmos genéticos.	64
2.6.	Mutación diferencial.	67
2.7.	El problema de la mochila.	69
Capítulo 3		
Metodología.		
		71
3.1	Definición del problema.	73
3.2	Diseño del estudio.	74
	3.2.1. Supuestos.	74
	3.2.2. Modelos necesarios.	75
	3.2.3. Herramientas.	75
3.3.	Diseño del modelo conceptual.	76
	3.3.1. Modelo general del sistema.	76
	3.3.2. Modelo de asignación de RB a usuarios.	77
3.4.	Especificación de los elementos del modelo conceptual.	79
	3.4.1. Generador de UE.	79
	3.4.2. Planificador de paquetes del enlace de bajada de LTE basado en GA.	80
	3.4.3. Modelo de Canal.	83
	3.4.4. Cálculo de pérdidas y desvanecimiento del UE.	85
	3.4.5. Estimación de CQI en cada UE.	86
	3.4.6. Generador de Tráfico.	88
	3.4.7. Evaluación del Desempeño.	88
3.5.	Construcción, verificación y validación del modelo de simulación.	91
	3.5.1. Diseño de códigos computacionales.	91
	3.5.2. Definición de los escenarios de simulación.	93
	3.5.3. Validación del modelo de simulación.	97
Capítulo 4		
Experimentación y análisis de resultados.		
		101
4.1.	Resultados de simulación.	103
	4.1.1. Escenario 1 – Variación de la probabilidad de cruce.	103
	4.1.2. Escenario 2 – Variación de los parámetros GPF.	108
	4.1.3. Escenario 3 – Variación del tamaño de población.	112
	4.1.4. Escenario 4 – Variación del número de generaciones.	117
	4.1.5. Escenario 5 – Variación del número de UE.	122

4.2.	Comparación del desempeño los planificadores MR, FP, RR, AG y AG-DE.	127
4.2.1.	Análisis comparativo de <i>throughput</i>	129
4.2.2.	Análisis comparativo del índice de justicia.	130
4.2.3.	Análisis comparativo del porcentaje de ocupación de RB.	131
4.2.4.	Comportamiento de la función objetivo y el tiempo de ejecución de generación.	132
Capítulo 5		
Conclusiones y Recomendaciones		135
5.1.	Conclusiones.	135
5.2.	Recomendaciones.	137
Apéndice A		
Evaluación de alternativas para el algoritmo evolutivo de planificación de paquetes		139
A1.	Alternativas para la mejora del desempeño.....	139
A.1.1.	Alternativa para la codificación del cromosoma.	139
A.1.2.	Alternativa para la fase de mutación.	139
A.1.3.	Alternativa para la fase de cruzamiento.	141
A.1.4.	Alternativa para el proceso de selección.....	142
A2.	Análisis de desempeño.....	143
A.2.1.	Escenario de Simulación.....	143
A.2.2.	Respuesta de la función objetivo del planificador AG-V2 ante variaciones de tasa de mutación y recombinación....	143
A.2.3.	Comparación AG-DE y AG-V2.....	145
Apéndice B		
Configuración de LTE Downlink System Level Simulator – Vienna University of Technology		147
B1.	Configuración básica del simulador.	147
B2.	Incorporación del planificador propuesto.	148
Apéndice C		
Publicación de resultados		153
Referencias		155

Lista de Tablas

	Pag.
Tabla 2.1. Relación entre el ancho de banda de canal y el número de RB en LTE.....	53
Tabla 2.2. Configuraciones de Trama para LTE en TDD.....	54
Tabla 2.3. Criterios para la planificación de paquetes en LTE.....	55
Tabla 2.4. Clasificación de la planificación de paquetes en LTE.....	56
Tabla 2.5. Estrategias utilizadas en las fases de un GA.....	65
Tabla 3.1. Notación del modelo de optimización.....	77
Tabla 3.2. Parámetros relacionados con CQI.....	84
Tabla 3.3. Valores de referencia del modelo ExtPedB.....	85
Tabla 3.4. Configuración general de parámetros del sistema.....	95
Tabla 3.5. Escenario 1. Variación de la probabilidad de cruce.....	95
Tabla 3.6. Escenario 2. Variación de parámetros de métrica GPF.....	96
Tabla 3.7. Escenario 1. Variación del tamaño de población.....	96
Tabla 3.8. Escenario 2. Variación del número de generaciones.....	97
Tabla 3.9. Escenario 5. Variación de cantidad de UE del sistema.....	97
Tabla 3.10. Escala de fiabilidad propuesta para el coeficiente de variación.....	98
Tabla 3.11. Escalas de fiabilidad propuesta para el coeficiente de Pearson	99
Tabla 3.12. Escala de fiabilidad propuesta para el análisis del <i>throughput</i>	99
Tabla 3.13. Escalas de fiabilidad propuesta para índice de justicia y porcentaje de ocupación de RB.....	100
Tabla 4.1. Parámetros generales de simulación.....	102
Tabla 4.2. Resultados de <i>throughput</i> del sistema variando la probabilidad de cruce.....	103

Tabla 4.3.	Resultados de <i>throughput</i> del sistema variando la probabilidad de cruce.	104
Tabla 4.4.	Resultados de porcentaje de ocupación de RB del sistema variando la probabilidad de cruce.	106
Tabla 4.5	Coeficientes de correlación de Pearson para métricas de desempeño del sistema.	107
Tabla 4.6.	Resultados de <i>throughput</i> del sistema variando los parámetros GPF.	108
Tabla 4.7.	Resultados de <i>throughput</i> del sistema variando los parámetros GPF.	109
Tabla 4.8.	Resultados de porcentaje de ocupación de RB del sistema variando los parámetros GPF.	110
Tabla 4.9.	Coeficientes de correlación de Pearson para métricas de desempeño del sistema para el escenario 2.	111
Tabla 4.10.	Resultados de <i>throughput</i> del sistema variando el tamaño de población.	113
Tabla 4.11.	Resultados de índice de justicia del sistema variando el tamaño de población.	115
Tabla 4.12.	Resultados de porcentaje de ocupación de RB del sistema variando el tamaño de población.	116
Tabla 4.13.	Coeficientes de correlación de Pearson para métricas de desempeño del sistema para el escenario 3.	117
Tabla 4.14.	Resultados de <i>throughput</i> del sistema variando el número de generaciones.	118
Tabla 4.15.	Resultados de <i>throughput</i> del sistema variando el número de generaciones.	119
Tabla 4.16.	Resultados de porcentaje de ocupación de RB del sistema variando el número de generaciones.	121
Tabla 4.17.	Coeficientes de correlación de Pearson para métricas de desempeño del sistema.	122
Tabla 4.18.	Resultados de <i>throughput</i> del sistema variando el número de UE.	123
Tabla 4.19.	Resultados de cambios de <i>throughput</i> del sistema y <i>throughput</i> normalizado variando el número de UE.	124

Tabla 4.20. Resultados de throughput del sistema variando el número de UE.	125
Tabla 4.21. Resultados de porcentaje de ocupación de RB del sistema variando el número de generaciones.	126
Tabla 4.22. Coeficientes de correlación de Pearson para métricas de desempeño del sistema en el escenario 5.	127
Tabla 4.23. Configuración del escenario y parámetros de simulación para la comparación de algoritmos PF, RR, AG y AG-DE	128
Tabla 4.24. Parámetros del planificador del enlace de bajada de LTE considerados en la comparación con los planificadores RR y PF.....	129
Tabla 4.25. <i>Throughput</i> del sistema para los planificadores MR, PF, RR, AG y AG-DE.	129
Tabla 4.26. Resultados de índice de justicia para los planificadores MR, RR, PF, AG y AG-DE.	130
Tabla 4.27. Resultados de porcentaje de ocupación de RB para los planificadores PF, RR y AG.....	131
Tabla A.1. Escenario de simulación para pruebas	144
Tabla B.1. Parámetros aplicables para la evaluación de los escenarios empleando el lanzador de <i>LTE System Level Simulator</i>	149
Tabla B.2. Scripts desarrollados para la simulación del planificador propuesto en la herramienta <i>LTE System Level Simulator</i> ...	149
Tabla C.1. Datos relevantes de la publicación de resultados	153

Lista de Figuras

	Pag.
Figura 1.1. Evolución de los sistemas de comunicación móvil.	31
Figura 1.2. Usuarios de LTE discriminados por continente.	32
Figura 1.3. Premisas de LTE.	33
Figura 2.1. Arquitectura de LTE.....	52
Figura 2.2. Conformación de un RB para LTE.	53
Figura 2.3. Clasificación de planificadores de paquetes para LTE.....	59
Figura 2.4. Planificación de Paquetes en el enlace de bajada de LTE.....	60
Figura 2.5. Diagrama de flujo básico para un planificador de paquetes MR.....	62
Figura 2.6. Diagrama de flujo general planificador de paquetes basado en PF.	63
Figura 2.7. Diagrama de flujo general de planificador de paquetes RR. ...	64
Figura 2.8. Pasos para analizar un problema con GA.....	65
Figura 2.9. Pseudocódigo de un GA.	66
Figura 2.10. Diagrama de Flujo de un GA.....	68
Figura 3.1 Metodología empleada en la tesis de maestría.....	72
Figura 3.2. Modelo general del planificador de paquetes del enlace de bajada de LTE basado en GA	73
Figura 3.3. Modelo general del sistema	76
Figura 3.4. Generador de UE y ENB	80
Figura 3.5. Diagrama de flujo del planificador de paquetes del enlace de bajada de LTE basado en GA	81
Figura 3.6. Diagrama de flujo del algoritmo genético empleado en el planificador del enlace de bajada de LTE propuesto	82
Figura 3.7. Respuesta impulsiva del canal basado en TDLM	84
Figura 3.8. Función de mapeo entre SNR y CQI.....	87

Figura 3.9.	Modelo de tráfico FB.	88
Figura 3.10.	Pseudocódigo del GA para el procedimiento de planificación de paquetes en el enlace de bajada de LTE.	91
Figura 3.11.	Pseudocódigo definición de la población inicial de vectores objetivo.	92
Figura 3.12.	Pseudocódigo para la construcción de los vectores mutados $X_{nm}(g)$	92
Figura 3.13.	Pseudocódigo para la recombinación de los vectores $X_{nm}(g)$ y $X_n(g)$	93
Figura 3.14.	Pseudocódigo para la selección por torneo entre $X_{np}(g)$ y $X_n(g)$	93
Figura 4.1.	Escenario de simulación LTE Downlink System Level Simulator v 1.7 de Vienna University of Technology.	102
Figura 4.2.	<i>Throughput</i> del sistema vs probabilidad de cruce en el escenario 1.	104
Figura 4.3.	Índice de justicia vs probabilidad de cruce en el escenario 1.	105
Figura 4.4.	Porcentaje de ocupación de RB vs probabilidad de cruce en el escenario 1.	107
Figura 4.5.	<i>Throughput</i> del sistema vs relación ε/φ en el escenario 2.	109
Figura 4.6.	Índice de justicia vs relación ε/φ del escenario 2.	110
Figura 4.7.	Porcentaje de ocupación de RB vs relación ε/φ en el escenario 2.	111
Figura 4.8.	<i>Throughput</i> del sistema vs tamaño de población en el escenario 3.	113
Figura 4.9.	Tiempo de ejecución de la simulación vs tamaño de la población.	114
Figura 4.10.	Índice de Justicia vs tamaño de población en el escenario 3.	115
Figura 4.11.	Porcentaje de ocupación de RB vs probabilidad de cruce en el escenario 3.	116
Figura 4.12.	<i>Throughput</i> del sistema vs número de generaciones en el escenario 4.	119
Figura 4.13.	Índice de justicia vs número de generaciones en el escenario 4.	120
Figura 4.14.	Porcentaje de ocupación de RB vs número de generaciones en el escenario 2.	122

Figura 4.15. <i>Throughput</i> del sistema vs número de UE en el escenario 5.	124
Figura 4.16. Índice de justicia vs número de UE en el escenario 5.....	125
Figura 4.17. Porcentaje de ocupación de RB vs número de UE en el escenario 5.....	127
Figura 4.18. <i>Throughput</i> del sistema para los planificadores MR, PF, RR, AG y AG-DE.....	130
Figura 4.19. Índice de justicia de los planificadores MR, RR, PF, AG y AG - DE.....	131
Figura 4.20. Porcentaje de ocupación de RB para los planificadores basados en PF, RR y AG.....	132
Figura 4.21. Comportamiento de la fitness para los algoritmos AG y AG-DE.....	133
Figura 4.22. Comportamiento del tiempo normalizado de ejecución de generación para los algoritmos de planificación AG y AG-DE.	134
Figura A.1. Recombinación doble punto con codificación original del cromosoma.....	141
Figura A.2. Recombinación multipunto regulada por tasa.....	142
Figura A.3. Respuesta de la función objetivo para diferentes valores de tasa de recombinación.....	144
Figura A.4. Respuesta de la función objetivo para diferentes valores de tasa de mutación.....	145
Figura A.5. Respuesta a la función objetivo para AG-DE y AG-V2.....	146
Figura A.6. Tiempo de Ejecución de los algoritmos AG-DE y AG-V2.....	146
Figura B.1. Listado de directorios y archivos que forman parte de <i>LTE System Level Simulator</i>	148
Figura B.2. Inclusión de la referencia del planificador propuesto en la clase schedulerFactory.....	150
Figura B.3. Inclusión de la referencia del planificador propuesto en la clase create_scheduler.....	150
Figura B.4. Ejemplo de configuración de parámetros de la función DE_main.m.....	151

Lista de Abreviaturas

3GPP	<i>Third Generation Partnership Project</i> , Proyecto de Cooperación en Sistemas Tercera Generación.
AMC	<i>Adaptive Modulation and Coding</i> , Modulación y Codificación Adaptativa.
BER	<i>Bit Error Rate</i> , Tasa de Error de Bit.
BET	<i>Blind Equal Throughput</i> , <i>Throughput</i> Equitativo Ciego.
CQI	<i>Channel Quality Indicator</i> , Indicador de Calidad de Canal.
DL-PS	<i>Downlink Packet Scheduler</i> , Planificador de Paquetes de Enlace de Bajada.
DL-SCH	<i>Downlink Shared Channel</i> , Canal Compartido de Enlace de Bajada.
EDF	<i>Earliest Deadline First</i> , Primero el de Plazo más Cercano.
ENB	<i>Evolved Node B</i> , Nodo B Evolucionado.
EPC	<i>Evolved Packet Core</i> , Núcleo de Paquetes Evolucionado.
EUTRAN	<i>Evolved UMTS Terrestrial Radio Access Network</i> , Red de Acceso Radio UMTS Evolucionada.
ExtPedB	<i>Extension of Pedestrian B</i> , Extensión del Modelo Peatonal B.
FB	<i>Full Buffer</i> , Búfer Lleno.
FDD	<i>Frequency División Duplex</i> , Duplexación por División de Frecuencia.
FIFO	<i>First In First Out</i> , Primero en Entrar Primero en Salir.
GA	<i>Genetic Algorithm</i> , Algoritmos Genéticos.
GPF	<i>Generalized Proportional Fairness</i> , Proporcionalidad Justa Generalizada.

GT	<i>Game Theory</i> , Teoría de Juegos.
H-ARQ	<i>Hybrid Automatic Repeat Request</i> , Solicitud de Retransmisión Automática – Híbrida.
ILP	<i>Integer Linear Programming</i> , Programación Entera Lineal.
KP	<i>Knapsack Problem</i> , Problema de la Mochila.
LTE	<i>Long Term Evolution</i> , Evolución de Largo Término.
MAC	<i>Medium Access Control</i> , Control de Acceso al Medio.
MCS	<i>Modulation and Coding Scheme</i> , Esquema de Modulación y Codificación.
MR	<i>Maximum - Rate</i> , Tasa Máxima.
NP	<i>Non Polynomial</i> , No Polinomial.
OFDMA	<i>Orthogonal Frequency Division Multiplexing Access</i> , Acceso Múltiple por División de Frecuencias Ortogonales.
PAPR	<i>Peak to Average Power Ratio</i> , Relación de Potencia Pico a Promedio.
PC	<i>Power Control</i> , Control de Potencia.
PDCCH	<i>Physical Downlink Control Channel</i> , Canal Físico de Control de Enlace de Bajada.
PDSCH	<i>Physical Downlink Shared Channel</i> , Canal Físico Compartido de Enlace de Bajada.
PF	<i>Proportional – Fairness</i> , Proporcionalidad Justa.
PS	<i>Packet Scheduling</i> , Planificación de Paquetes.
PUCCH	<i>Physical Uplink Control Channel</i> , Canal Físico de Control de Enlace de Subida.
QCI	<i>QoS Class Identifier</i> , Identificador de Clase de Calidad de Servicio.
QoS	<i>Quality of Service</i> , Calidad de Servicio.
RB	<i>Resource Block</i> , Bloque de Recurso.
RR	<i>Round Robin</i> .

RRC	<i>Radio Resource Control</i> , Control de Recursos Radio.
RRM	<i>Radio Resource Management</i> , Gestión de Recursos Radio.
SC-FDMA	<i>Single Carrier Frequency Division Multiple Access</i> , Acceso Múltiple por División de Frecuencia de Portadora Única.
SINR	<i>Signal to Interference plus Noise Ratio</i> , Relación Señal a Ruido más Interferencia.
TBS	<i>Transport Block Size</i> , Tamaño del Bloque de Transporte.
TDD	<i>Time Division Duplex</i> , Duplexación por División de Tiempo.
TDLM	<i>Tapped Delay Line Model</i> , Modelo de Línea de Retardo con Tomas.
TDMA	<i>Time Division Multiple Access</i> , Acceso Múltiple por División de Tiempo.
TTI	<i>Transmission Time Interval</i> , Intervalo de Tiempo de Transmisión.
UE	<i>User Equipment</i> , Equipo de Usuario.
UL-SCH	<i>Uplink Shared Channel</i> , Canal Compartido de Enlace de Subida.
VoIP	<i>Voice over Internet Protocol</i> , Voz sobre IP.

Lista de Símbolos

k	Bloque de Recurso
x	Cromosoma
f	Función de bienestar (<i>fitness</i>)
g	Generación
J	Índice de Justicia
X	Individuo
$m_{i,k}$	Métrica
N_{ga}	Número de generaciones
P	Población
p_m	Tasa de mutación
p_r	Tasa de recombinación
t	Tiempo
R	<i>Throughput</i>
R_N	<i>Throughput</i> normalizado
i	Usuario

Capítulo 1

Introducción

1.1. Planteamiento del Problema.

El problema de investigación de la tesis de maestría se enmarca en los sistemas de comunicación móvil los cuales han presentado una evolución evidente, tal como lo muestra la figura 1.1, desde su nacimiento en los años ochenta con la primera generación basada en sistemas analógicos hasta las redes de acceso de la actualidad que emplean sofisticadas técnicas de acceso y procesamiento digital de señales.

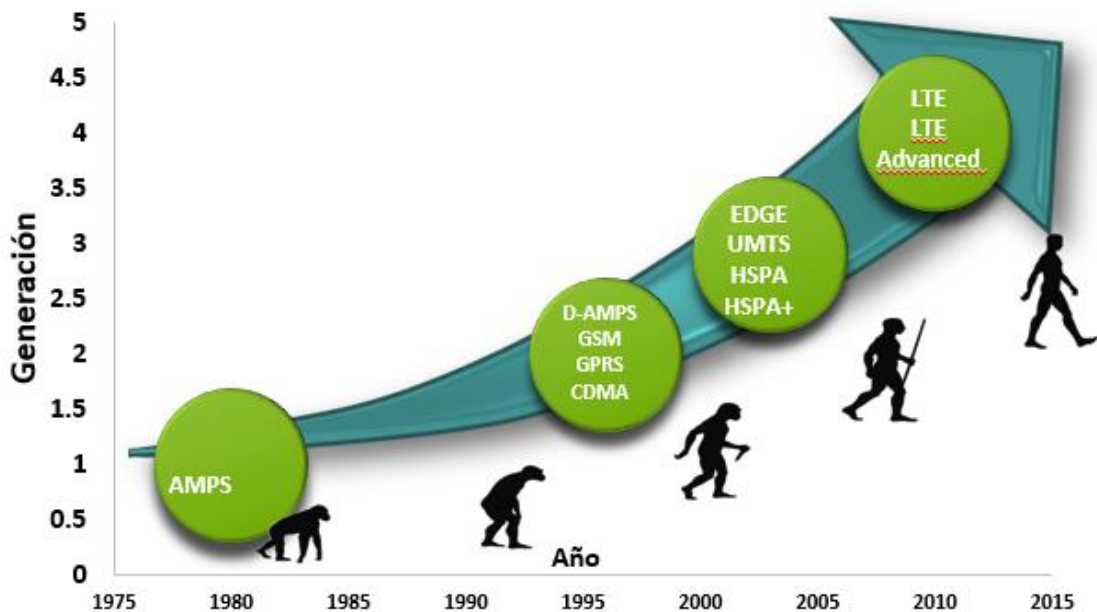


Figura 1.1. Evolución de los sistemas de comunicación móvil. Fuente: por autor.

El vertiginoso crecimiento de usuarios de LTE (ver figura 1.2) y la demanda en servicios de red, tales como Voz sobre IP (VoIP, *Voice over Internet Protocol*), navegación, y video en tiempo real, con altas exigencias en métricas de Calidad de Servicio (QoS, *Quality of Service*), establecen nuevos retos para las redes celulares de nueva generación.

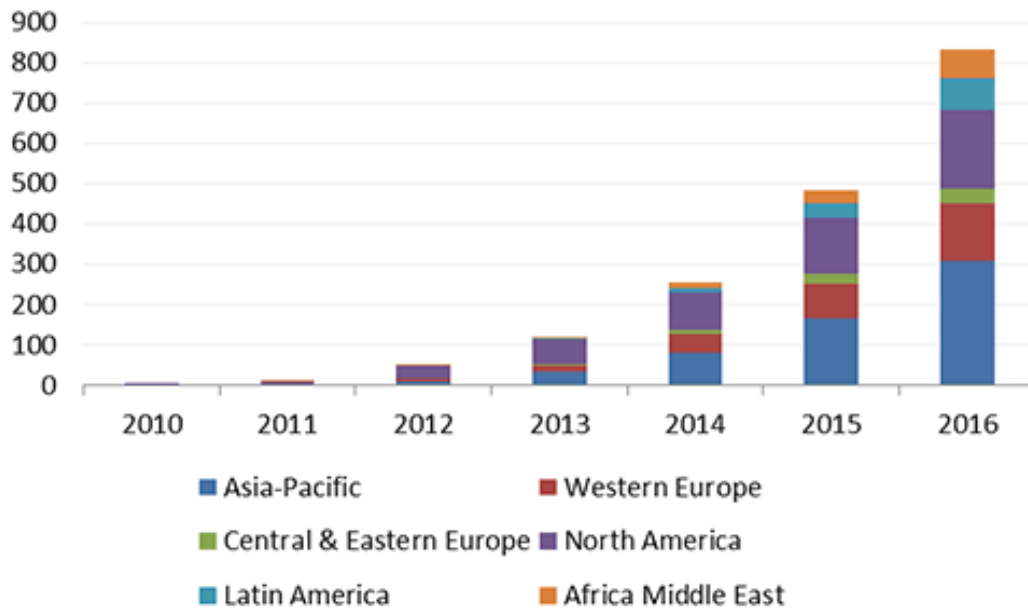


Figura 1.2. Usuarios de LTE discriminados por continente [1]

Es así como el Proyecto de Cooperación en Tercera Generación (3GPP, *Third Generation Partnership Project*) introdujo Evolución de Largo Término (LTE, *Long Term Evolution*) [2] como respuesta a esta necesidad, estableciendo objetivos de desempeño y definiendo nuevos procedimientos para el Núcleo de Paquetes Evolucionado (EPC, *Evolved Packet Core*) y la Red de Acceso Radio Terrestre UMTS Evolucionada (EUTRAN, *Evolved UMTS Terrestrial Radio Access Network*). Las premisas motivan la investigación y desarrollo de LTE se presentan en la figura 1.3.

Dentro EUTRAN se encuentra el Nodo B Evolucionado (ENB, *Evolved Node B*) que se encarga de la Gestión de Recursos Radio (RRM, *Radio Resource Management*) cuyo objetivo es garantizar la calidad del servicio ante la variabilidad que presenta el canal y la demanda de tráfico de los usuarios.



Figura 1.3. Premisas de LTE. Fuente: por autor.

Si bien los procedimientos de RRM se han definido de forma general y para las diferentes capas, dentro de los planos de usuario y control, encontrándose algunos tales como: el Control de Admisión, Planificación de Paquetes (PS, *Packet Scheduling*), Solicitud de Repetición Automática – Híbrida (H-ARQ, *Hybrid - Automatic Repeat Request*), Control de Potencia y Control de Congestión [3] LTE no especifica detalladamente los algoritmos utilizados para su implementación, es por eso que parte de la investigación desarrollada actualmente tiende a modelar estos procedimientos y buscar estrategias que permitan mejorar la asignación de recursos radio y evaluarlas frente a algoritmos tradicionales.

Una de las más importantes funciones que se establece en RRM para LTE, es la Planificación de Paquetes a nivel físico, responsable de seleccionar la información de los usuarios, organizarlos y transmitirlos de forma inteligente haciendo uso eficiente de los recursos radio. LTE define un planificador físico para el enlace de subida y otro para el enlace de bajada [4], de los cuales el segundo se ha considerado de mayor interés, dado que la comunicación entre la estación base y el Equipo de Usuario (UE, *User Equipment*) es la que soporta la mayor cantidad de tráfico. El planificador a nivel

físico del enlace determina el esquema de modulación y codificación basándose en las condiciones del canal y las tasas de transmisión esperadas [5].

Los algoritmos de planificación de paquetes de mayor despliegue en la actualidad son: Tasa Máxima (MR, *Maximum - Rate*), Proporcionalidad Justa, (PF, *Proportional - Fairness*), Espera Equitativa Ponderada (WFQ, *Weight Fair Queuing*) y Round Robin (RR), los cuales se han estudiado y evaluado para diversas tecnologías, entre ellas LTE [6].

Desde la perspectiva matemática, el problema de planificación de paquetes puede asociarse al problema de la mochila [7], en el cual deben ubicarse elementos que tienen un valor y peso definido, dentro de un espacio con un peso máximo establecido, entonces la solución óptima será aquella que maximice el valor total de los elementos dentro de la mochila, sin sobrepasar su peso máximo establecido.

Si bien existen técnicas exactas que permiten resolver este tipo de problemas como los métodos de descomposición de Benders, Dantzing Wolf, Balas y Branch and Bound [8], estos métodos sólo son exitosos en problemas muy acortados en tamaño y de media o baja complejidad [9]. Esto ha motivado al estudio de formas alternativas, como es el caso de las metaheurísticas¹, las cuales se basan en unos procedimientos genéricos que son susceptibles de adaptarse a problemas específicos.

La principal ventaja de aplicar éstas estrategias radica en que es posible obtener una solución adecuada en tiempos computacionales reducidos [10], [11]. Existe una gran variedad de técnicas metaheurísticas denominadas combinatoriales [12]–[17] que podrían aplicarse al problema de planificación de paquetes, sin embargo, no existe en la actualidad una técnica que sea universal y que permita resolver mejor que los otros métodos la mayoría de problemas existentes. En este sentido, lo más adecuado es aplicar distintas técnicas, y eventualmente realizar combinaciones de ellas a partir de procedimientos híbridos.

¹ Metaheurística es un término empleado para definir un sub-campo de la optimización estocástica. La optimización estocástica es una clase general de algoritmos y técnicas que emplean algún grado de aleatoriedad para encontrar soluciones óptimas (o lo más óptimas posible) para problemas NP-Hard. Las metaheurísticas son los más generales de éste tipo de algoritmos y son aplicadas en un amplio rango de problemas [98].

Entre las metaheurísticas de mayor reconocimiento que involucran procedimientos híbridos, se encuentran los Algoritmos Genéticos (GAs, *Genetic Algorithms*), los cuales han demostrado ser adecuados para problemas no lineales multiobjetivo de optimización combinatoria. En dicha técnica se parte de un vector de soluciones inicial o población inicial (padres), los elementos básicos de la genética natural (reproducción, cruzamiento y mutación) se usan en el procedimiento de búsqueda de nuevos vectores solución (hijos), que mejoren el valor de la función objetivo (bienestar), hasta cumplir con el criterio de parada. En trabajos previos [18], [19] se ha evidenciado que los algoritmos genéticos son efectivos para resolver un amplio rango de problemas de asignación de recursos, que se consideran no polinomiales de optimización combinatoria como la planificación de paquetes en LTE.

Los usuarios actuales de telefonía móvil demandan cada vez más servicios a los operadores y fabricantes, necesitando mejores niveles de desempeño en el enlace de bajada, se espera que la implementación de LTE sea capaz de satisfacer estas necesidades, sin embargo, es necesario proveer al procedimiento de planificación de paquetes, algoritmos que permitan mejorar el desempeño a nivel físico y que llevar estas soluciones a entornos reales. De lograrse una mejora en el desempeño del enlace de bajada en LTE, a partir de la aplicación de algoritmos genéticos en el procedimiento de planificación de paquetes a nivel físico, se constituiría en un aporte por parte del Grupo de Investigación en Nuevas Tecnologías en Telecomunicaciones para el aprovechamiento de las capacidades de LTE y su posible implementación a futuro por parte de fabricantes y operadores de telefonía móvil.

Hasta el momento, los trabajos sobre planificación de paquetes en el enlace de bajada de LTE, se han abordado desde tres perspectivas: la evaluación del desempeño de algoritmos reconocidos bajo diferentes escenarios [4], [5], [20]–[26], el desarrollo de algoritmos heurísticos tendientes a mejorar el desempeño de los existentes [4], [27]–[36] y la generación de planificadores basados en técnicas de optimización metaheurística que modelan y solucionan el problema desde la perspectiva particular de cada una de estas técnicas [37]–[43], entre ellas GA. En dichos trabajos se utilizan las estrategias convencionales como selección por torneo y selección proporcional, recombinación simple y mutación simple.

En el estado del arte no se encontró referencia sobre el diseño y evaluación de planificadores de paquetes a nivel físico, en el enlace de bajada de LTE en el dominio de la frecuencia y el tiempo, basado en GA, que implementen selección por torneo con retención del mejor individuo y mutación diferencial [44] que son estrategias implementadas en algoritmos de evolución diferencial y que garantiza que la solución con mayor bienestar de cada generación pase a la siguiente, lo que puede conllevar a una mejor calidad de la solución obtenida en la última generación [45].

Basado en lo anterior, se formula la siguiente pregunta de investigación ¿Cuál es el desempeño del procedimiento de planificación de paquetes, a nivel físico, en el enlace de bajada de LTE, aplicando algoritmos genéticos, considerando selección por torneo con retención del mejor individuo y mutación diferencial?

1.2. Estado del arte.

A continuación se describen los trabajos relevantes a nivel internacional sobre planificación de paquetes en LTE y la aplicación de técnicas metaheurísticas, señalando la contribución y la diferencia que presentan con relación a la tesis de maestría desarrollada.

- ***Performance of Well Known Packet Scheduling algorithms in Downlink 3GPP LTE System*** [5]. En este artículo, se presentó una evaluación del desempeño de algoritmos de planificación de paquetes en el enlace de bajada para un sistema 3GPP LTE orientado a brindar tráfico de video, como MR, PF, el de Retardo Ponderado más Largo Primero (M-LWDF, *Maximum - Largest Weighted Delay First*) y el Exponencial/Proporcional Justo (EXP/PF, *Exponential Proportional Fairness*), concluyendo que el algoritmo M-LWDF es el mejor candidato para la función de PS, en el enlace de bajada. La tesis de maestría propuesta busca desarrollar un planificador basado en algoritmos genéticos, sin embargo, los dos primeros algoritmos analizados en el artículo, se utilizarán como referencia para la comparación del desempeño la solución propuesta con los planificadores tradicionales.

- ***Performance of Proportional Fair Frequency and Time Domain Scheduling in LTE Uplink*** [21]. En este artículo se realizó una evaluación del desempeño del enlace de subida en LTE, a partir de diferentes métricas de planificadores PF que pueden ser generalizados para cualquier sistema de Acceso Múltiple por División de Frecuencia de Portadora Única (SC-FDMA, *Single Carrier Frequency Division Multiple Access*) como es el caso del enlace de subida en LTE. El estudio muestra que la combinación de métricas basadas en *throughput* para el dominio del tiempo y métricas basadas en Relación Señal a Ruido más Interferencia (SINR, *Signal to Interference plus Noise Ratio*) para el dominio de la frecuencia proveen el mejor desempeño. La tesis de maestría propuesta, por su parte, considera el procedimiento de planificación de paquetes en el enlace de bajada, donde la tecnología de acceso es Acceso Múltiple por División de Frecuencias Ortogonales (OFDMA, *Orthogonal Frequency Division Multiplexing*) y la distribución de recursos no es necesariamente adyacente, como en el caso del enlace de subida que implementa SC-FDMA.
- ***Performance Analysis of Two Packet Scheduling Algorithms in Downlink 3GPP LTE System*** [46]. En el trabajo relacionado se presentan dos algoritmos heurísticos basados métricas de estado de canal y de QoS respectivamente para planificadores multicapa. El estudio concluye que al implementar métricas de QoS se mejora el retardo de los paquetes y la tasa de paquetes perdidos. La tesis de maestría por su parte, pretende desarrollar un planificador a nivel físico, cuya métrica formará parte de la función de bienestar del GA, para la planificación de paquetes en el enlace de bajada de LTE y está basada en las condiciones de canal para los terminales.
- ***Performance of the Frequency Domain Packet Scheduling for LTE Downlink*** [22]. El estudio se analiza el desempeño de un planificador de paquetes en el dominio de la frecuencia para el enlace de bajada en LTE con modo de transmisión de Múltiple Entrada Múltiple Salida (MIMO, *Multiple Input Multiple Output*), usando PF como métrica de asignación de recursos. En la tesis de maestría si bien se considera Única Entrada Única Salida (SISO, *Single Input Single Output*) como modo de transmisión, se propone diseñar y evaluar un algoritmo de planificación de paquetes en el dominio del tiempo y frecuencia basado en GA.

- ***Modeling and Simulation of Packet Scheduling in the Downlink LTE-Advanced*** [27]. En este trabajo se propone un modelo de simulación para el procedimiento de planificación de paquetes en el enlace de bajada de LTE caracterizando tráfico, movilidad, pérdidas y desvanecimiento. La evaluación del desempeño se hace considerando la planificación con agregación y sin agregación de portadora para los algoritmos RR, MR y PF. Los modelos de pérdidas y desvanecimiento se aplicarán en la tesis de maestría ya que corresponden a especificaciones técnicas del 3GPP y son aplicables tanto para sistemas LTE como para LTE – Advanced. A diferencia del trabajo mencionado, la tesis de maestría desarrollará un GA realice la planificación de paquetes en el enlace de bajada de LTE.

- ***Effects of QoS Scheduling strategies on performance of mixed Services over LTE*** [31]. En este trabajo se analiza la planificación de calidad de servicio para diferentes configuraciones de mensajes del protocolo de inicio de sesiones (SIP, *Session Initiation Protocol*), evaluando la carga del sistema y el índice de satisfacción de usuarios. La tesis de maestría por su parte se enfoca en el procedimiento de planificación de paquetes a nivel físico en el enlace de bajada de LTE.

- ***Performance analysis of downlink scheduling algorithms in the rural and urban environments in LTE*** [24]. El trabajo realiza la comparación de los planificadores Máximo Retardo Ponderado Primero (M-LWDF, *Maximum-Largest Weighted Delay First*), Proporcional/Exponencial Justo (EX/PF, *Exponential/Proportional Fairness*) y PF a partir de las métricas: *throughput*, retardo y pérdida de paquetes en entornos de propagación rural y urbano con modelos de propagación presentados en la especificación TS 25.942[47]. Las simulaciones a nivel de enlace son llevadas a cabo en un *framework* de código abierto denominado LTE-Sim [48]. La tesis de maestría emplea el modelo de propagación de la especificación TS 36.942 del 3GPP [49] añadiendo desvanecimiento sombra modelado a partir de una variable aleatoria con distribución log-normal. El estudio se orienta a la evaluación de los algoritmos MR, PF y RR, haciendo evaluación sobre las métricas *throughput*, ocupación de RB e índice de justicia que se obtienen empleando la herramienta *LTE Downlink System Level Simulator* v 1.7 de *Vienna University of Technology*.

- ***Scheduling Policies in Time and Frequency Domains for LTE Downlink Channel*** [35]. El trabajo considera la comparación de desempeño de seis planificadores con diferentes políticas de asignación de recursos, evaluando métricas como índice de justicia, *throughput* del sistema y tiempo de retardo del servicio, la evaluación se realiza considerando los modelos de canal Rayleigh y Rice. Por su parte, la tesis de maestría considera para el canal la Extensión del Modelo Peatonal B (ExtPedB, *Extension of Pedestrian B*), basado en el Modelo de Canal Línea de Retardo *Tapped* (TDLM, *Tapped Delay Line Model*), que se sugiere en la ITU [50] para LTE cuando se emplean anchos de banda superiores a 5MHz.
- ***Performance Evaluation of Different Scheduling Algorithms in LTE Systems*** [25]. En el artículo se presenta la evaluación del desempeño de los algoritmos RR, MR, PF, Recurso Justo (RF, *Resource Fair*) y MaxMin haciendo uso de la herramienta *Vienna LTE System Level Simulator* que los incluye por defecto. El desarrollo del planificador basado en algoritmos genéticos de la tesis de maestría supuso la incorporación de nuevos códigos computacionales que se acoplan al simulador y de esta manera aprovechar los módulos para la evaluación del desempeño que vienen incorporados en la herramienta.
- ***A novel Packet Scheduling Scheme for Downlink LTE System*** [28]. En este trabajo se presenta el diseño un algoritmo heurístico consciente de canal y tráfico diferenciado basado en PF para la planificación de paquetes en el enlace de bajada de LTE. La tesis de maestría propuesta pretende emplear un algoritmo metaheurístico para la planificación de paquetes a nivel físico en el enlace de bajada que considera el estado del canal, así como realizar una evaluación de las métricas de *throughput* e índice de justicia.
- ***Optimization Formulation of Packet Scheduling Problem in LTE Uplink*** [6]. En ese artículo, se propuso la formulación del problema de optimización de PS en el enlace de subida de LTE, utilizando el Método de Programación Entera Lineal² (ILP, *Integer Linear Programming*) que provee una asignación de recursos

² La Programación Entera Lineal es un procedimiento o algoritmo matemático mediante el cual se resuelve un problema, formulado a través de un sistema de inecuaciones lineales [11].

adecuada, ante las diversas restricciones en el enlace de subida de LTE, mostrando que el algoritmo propuesto es capaz de incrementar en un 40% el *throughput promedio en la celda*³ con respecto a PF. La tesis de maestría propuesta utilizará una metaheurística diferente a la programación entera lineal, que forma parte de las técnicas de optimización determinísticas.

- ***An Efficient Downlink Packet Scheduling Algorithm for Real Time Traffics in LTE Systems*** [4]. En el artículo se presentan los resultados del desempeño de una combinación de los algoritmos de Primero el de Plazo más Cercano (EDF, *Earliest Deadline First*) y de Proporcionalidad Justa (PF, *Proportional Fairness*) orientados a mejorar la calidad del servicio para tráficos en tiempo real como video y VOIP en LTE. Los resultados muestran que M-EDF-PF, muestra una mejora en el desempeño a partir de la comparación de las métricas: *throughput*, tasa de pérdida de paquetes, retardo, índice de justicia y eficiencia espectral. La tesis de maestría por su parte propone el diseño de un planificador de paquetes basado en GA. Se considera además, que las métricas *throughput* e índice de justicia definidas en el artículo son convenientes para desarrollar la evaluación de desempeño, ya que se pueden aplicar para comparar diversos algoritmos de planificación de paquetes.

- ***Enhanced Genetic Algorithm for Solving Broadcast Scheduling Problem in TDMA Based Wireless Networks*** [37]. En esta investigación los autores propusieron un modelo para la solución del problema de planificación de paquetes para redes inalámbricas con Acceso Múltiple por División de Tiempo (TDMA, Time Division Multiple Acces) utilizando un algoritmo genético modificado, donde se persigue preservar diversidad y bienestar en la población, utilizando restricciones adicionales que alteran los operadores de combinación y mutación. La tesis de maestría propuesta, busca aplicar algoritmos genéticos para el problema de planificación de paquetes sobre el enlace de bajada de LTE donde la técnica de acceso, OFDMA, exige que se realice planificación de paquetes tanto en el dominio del tiempo como en la frecuencia y una mayor coordinación entre la estación base y el dispositivo final, dada la sobrecarga adicional que se tiene al hacer la planificación de recursos.

³ El *throughput* indica la tasa promedio de bits exitosos entregados a cada usuario en la celda por unidad de tiempo. El *throughput* de la celda es la suma de las tasas de datos entregados a todos los terminales que la componen. [33].

- ***A New Two-Level Scheduling Algorithm for the Downlink of LTE Networks*** [29]. En este trabajo se propone una solución heurística para el problema de planificación de paquetes en el enlace de bajada de LTE, generando un algoritmo que permite realizar este procedimiento con un planificador en el dominio del tiempo y un planificador en el dominio de la frecuencia trabajando en serie. En la tesis de maestría se diseñó un algoritmo de planificación de paquetes de dos niveles sin embargo la solución propuesta parte de algoritmos genéticos como técnica metaheurística de optimización.

- ***Adaptive Efficient Downlink Packet Scheduling Algorithm in LTE-Advanced System*** [30]. En el trabajo se desarrolla un algoritmo heurístico de planificación de paquetes adaptativo en el dominio del tiempo en el enlace de bajada de LTE que permite la asignar recursos para tráficos con tasas de bits garantizada y no garantizada. Para la planificación en el dominio de la frecuencia se emplea MR. El algoritmo resulta ser efectivo en términos de *throughput* del sistema, retardo y tasa de paquetes perdidos. La tesis de maestría propuesta desarrollará un planificador de paquetes a nivel físico en el dominio del tiempo y frecuencia basado en GA, empleando métricas basadas en PF.

- ***Packet Scheduling with QoS Support in LTE Downlink MIMO System*** [32]. El artículo presenta los resultados obtenidos con un planificador en el dominio del tiempo y la frecuencia el cual considera tráfico diferenciado y como modo de transmisión MIMO. La tesis de maestría propuesta se centrará en el desarrollo de un planificador de paquetes basada en GA para el enlace de bajada de LTE con modo de transmisión SISO.

- ***Quality – Optimized Downlink Scheduling for Video Streaming Applications in LTE Networks*** [33]. En este artículo se presentan los resultados de un algoritmo genético diseñado para el procedimiento de planificación de paquetes, en el enlace de bajada de LTE en una red que soporta únicamente tráfico de video, cuya función objetivo y restricciones se

modelan con el fin de minimizar la *distorsión de video*⁴. En dicho trabajo se considera las estrategias de selección por torneo, y recombinación y mutación simple. En la tesis de maestría propuesta, se busca diseñar un algoritmo genético que utiliza como estrategias selección por torneo con retención del mejor individuo, recombinación de doble punto y mutación diferencial.

- ***A LTE Downlink Scheduling mechanism with the prediction of packet delay*** [34]. En este artículo se presenta la evaluación de un algoritmo heurístico para la planificación de paquetes en el enlace de bajada de LTE, cuya métrica está basada en el tiempo de espera de los paquetes en las colas de los usuarios y en el reporte de CQI, de tal forma que se prioriza el *throughput* del sistema. El planificador desarrollado en la tesis de maestría, basado en un algoritmo metaheurístico emplea una métrica basada en GPF lo que permite tener flexibilidad en la política de asignación de recursos, permitiendo también priorizar el índice de justicia.
- ***Radio Resource Management Based on Optimized Ant Colony Algorithm in LTE Networks*** [38]. En este trabajo se desarrolla un modelo de optimización y la representación de las soluciones a partir de la técnica de colonia de hormigas, los resultados muestran que es posible mejorar el desempeño con respecto a planificadores tradicionales. La tesis de maestría propuesta desarrollará un GA para la solución del problema de planificación de paquetes en el enlace de bajada de LTE, debido a que se considera que la forma de representar la solución como un vector binario (compuesto por cromosomas y genes) es más adecuada que la empleada en optimización por colonia de hormigas con grafos (nodos y feromonas).
- ***A comparative Analysis of Packet Scheduling Schemes for Multimedia Services in LTE Networks*** [23]. El trabajo presenta una comparación del desempeño ante la variación del número de usuarios, de ocho esquemas de planificación de paquetes desarrollados para LTE, bajo tráfico de voz y *streaming* de video, determinando que el Planificador de Nivel de Trama (FLS, *Frame Level Scheduler*) supera a los otros balanceando los requerimientos de

⁴ La distorsión de video se define como: $D = 2^{-2R} \times (1 - P_{BER})^R + (1 - (1 - P_{BER})^R)$ Donde R es la tasa de bit y PBER la tasa de error de bit de cada Bloque de Recurso (RB, *Resource Block*) durante un periodo de planificación.

QoS para servicios multimedia. El planificador desarrollado en la tesis de maestría se basa en un algoritmo metaheurístico empleando como modelo de tráfico *full buffer*. La metodología empleada en la tesis de maestría considera en los escenarios la respuesta en *throughput* del sistema e índice de justicia ante la variación del número de usuarios, la probabilidad de cruce, parámetros GPF, número de generaciones y tamaño de población.

- ***Genetic Algorithm Based Self – Organized Resource Allocation in LTE – Advanced Network*** [39]. El trabajo propone un planificador de paquetes a nivel físico para el enlace de bajada de LTE en el dominio de la frecuencia basado en GA, tendiente a maximizar el *throughput* de la celda. El planificador implementa las estrategias de selección proporcional (tasa del 50%) recombinación y mutación simple. En la tesis de maestría a desarrollar el planificador debe ser funcional en los dominios del tiempo y frecuencia y el GA considerará como estrategias: selección por torneo con retención del mejor individuo, recombinación de doble punto y mutación diferencial.

- ***Applying Genetic Algorithms to the Data Traffic Scheduling and Performance Analysis of a Long-Term Evolution System*** [51]. En este estudio se desarrolla un planificador de paquetes en el enlace de bajada de LTE, aplicando algoritmos genéticos, cuya función objetivo es maximizar los Bloques de Recursos (RB, *Resource Blocks*) remanentes en la grilla de planificación, bajo una asignación de usuarios planificados arbitraria, por tanto el cromosoma se representa como la organización de los bloques de recursos en una grilla de tiempo – frecuencia y las mutaciones corresponden al intercambio entre los RB de los usuarios en dicha grilla. En el desarrollo del GA, el trabajo propone el uso de selección proporcional, selección por torneo, recombinación y mutación simple. La tesis de maestría desarrollada aborda también el problema de planificación de paquetes en el enlace de bajada de LTE empleando GA, pero tomando como función objetivo la maximización de la métrica Proporcional Justa Generalizada (GPF, *Generalized Proportional Fairness*) agregada tendiente a incrementar el índice de justicia y manteniendo niveles aceptables de. La representación del cromosoma corresponde a un vector de perfil de planificación que relaciona usuarios y RB, cuya asignación se da a partir de la estimación de una métrica basada en GPF que involucra las

condiciones de canal, el tipo de tráfico, y la tasa de datos alcanzable en el intervalo de transmisión. Por tanto los procesos de recombinación y mutación implican intercambiar y modificar genes de una población compuesta por varios vectores de perfil de planificación. Así mismo las estrategias empleadas para el GA propuesto corresponden con selección por torneo con retención del mejor individuo, recombinación de doble punto y mutación diferencial.

- ***A Genetic Algorithm based approach for resource allocation in LTE uplink*** [41]. El artículo presenta un planificador basado en algoritmos genéticos que considera como restricción la asignación contigua de RB a usuarios debido a la técnica de acceso SC-FDMA que se emplea en el enlace de subida que le impone limitados grados de libertad al sistema y por ende un incremento sustancial del gasto computacional. El planificador emplea selección por torneo con retención del mejor individuo, recombinación multipunto y mutación simple. El planificador desarrollado en la tesis de maestría se basa en un algoritmo evolutivo que no considera como restricción la asignación contigua de RB a usuarios, debido a que el esquema de acceso en el enlace de bajada es OFDMA. Si bien el planificador propuesto emplea la selección por torneo con retención del mejor individuo con el fin de garantizar aprendizaje a lo largo de la ejecución de las generaciones, para la recombinación y mutación se consideraron las técnicas *crossover* de doble punto y mutación diferencial respectivamente.
- ***Genetic algorithm based self-organized resource allocation in LTE - Advanced*** [39]. En el trabajo se presenta un planificador de paquetes en el enlace de bajada de LTE basado en un algoritmo genético que admite la funcionalidad de agregación de portadora, la métrica para la asignación de recursos está condicionada por los reportes CQI de los UE, que son función de la potencia recibida en cada punto, para lo cual se emplea únicamente la pérdida de trayecto. El algoritmo genético emplea técnicas tradicionales tales como selección por torneo, recombinación multipunto y mutación simple; los resultados obtenidos se comparan con un planificador de asignación aleatoria. En la tesis de maestría se explora la mutación diferencial como una alternativa el proceso de búsqueda de la solución en el algoritmo genético, así mismo el modelo de simulación considera además de la pérdida de trayecto, el

desvanecimiento sombra y multitrayecto. Con respecto a la evaluación del desempeño del planificador en la tesis de maestría se toman como referencia MR, FP y RR que son de alto despliegue en los sistemas de comunicaciones de cuarta generación.

- ***GA based multi-objective LTE scheduler*** [52]. En el trabajo desarrollado por investigadores de instituciones de Turquía, se realiza la evaluación del desempeño de un planificador de paquetes en el enlace de bajada de LTE basado en un algoritmo genético, que emplea generación de población inicial aleatoria, recombinación de punto único y mutación simple, el algoritmo posee una política de asignación de recursos flexible que permite priorizar entre *throughput* o índice de justicia. Los datos obtenidos en las simulaciones fueron solicitados a los autores y sirven como punto de referencia para la evaluación del desempeño del algoritmo propuesto en la tesis de maestría, como se presenta en el análisis de resultados.

- ***Multi-objective genetic algorithm downlink resource allocation in LTE: “Exploiting the cell-edge vs cell-center trade-off”*** [42]. El trabajo se enfoca en la optimización del *throughput* del borde de celda y el *throughput* de centro de celda, variables que se encuentran claramente en conflicto, en el proceso de planificación de paquetes en LTE usando un algoritmo genético para la asignación de recursos, en el cual la población inicial es generada por la solución brindada por planificadores tradicionales como MR y PF, obteniendo así una solución heurística, que mejora el tiempo de convergencia con respecto al GA convencional, a expensas de incrementar el gasto computacional por el cálculo de la solución inicial. La tesis de maestría, por su parte, explora el proceso de mutación diferencial y realiza la evaluación del *throughput*, porcentaje de asignación de RB e índice de justicia total de la celda.

- ***Margin adaptive resource allocation for multiuser OFDM systems by modified Particle Swarm Optimization and Differential Evolution*** [53]. Trabajo en el cual se emplean las técnicas metaheurísticas de optimización por enjambre de partículas y evolución diferencial en el problema de asignación de recursos en un sistema de múltiples portadoras con el fin de minimizar el consumo total de potencia de los dispositivos. En la tesis de maestría

desarrollada se prioriza la maximización del *throughput* del sistema, el índice de justicia y el porcentaje de ocupación de RB, empleando el proceso de mutación diferencial en el algoritmo de asignación de recursos de radio.

- ***Comparison between genetic algorithm and differential evolution algorithm applied to one dimensional bin-packing problem*** [54]. En el artículo se realiza una descripción del problema de la mochila y la forma como se puede representar a través de un modelo matemático con función objetivo y restricciones para ser resuelto con algoritmos genéticos y algoritmos de evolución diferencial, se enfatiza en una comparación de los procesos de mutación, recombinación y selección que son característicos de cada algoritmo. La tesis de maestría desarrollada adapta el problema de la mochila al contexto de la planificación de paquetes en el enlace de bajada de LTE a partir de la formulación de una función objetivo y las restricciones pertinentes, la comparación del desempeño entre el planificador basado en algoritmos genéticos y el algoritmo con mutación diferencial fue parte de las actividades desarrolladas en la pasantía de investigación y se presenta en el apéndice A.

A nivel nacional y local se encuentran los siguientes trabajos relacionados:

- ***Calidad de Servicio en Redes LTE-Advanced (Long Term Evolution-Advanced)*** [55]. En este trabajo, se hizo una revisión de los parámetros y mecanismos de QoS, que ofrecen las redes móviles celulares *LTE-Advanced* para la prestación de nuevos servicios móviles interactivos.
- ***Análisis de Desempeño a Nivel Físico del Enlace de Bajada de LTE*** [56]. En esta tesis de pregrado se analizó el funcionamiento de los distintos parámetros asociados a los diferentes esquemas de modulación y codificación, así como la técnica de transmisión asociada a LTE en el enlace de bajada. Se evaluó el desempeño a nivel físico en banda base del enlace de bajada para diferentes modelos de canal teniendo en cuenta las especificaciones del *Release 8* del 3GPP. En la tesis de maestría propuesta, se busca realizar un análisis de desempeño a nivel de sistema de un planificador de paquetes de nivel físico, basado en algoritmos genéticos.

- **Análisis del Desempeño a Nivel de Sistema de la Tecnología LTE Mediante la Herramienta de Simulación LTE -AMoRE®** [57]. En este trabajo de grado se realizó un estudio con el fin de identificar los indicadores de desempeño más importantes a nivel de sistema en los diferentes niveles y subniveles que conforman el modelo de referencia de LTE y que son utilizados por la herramienta de simulación LTE - AMoRE®. En el trabajo también se evaluaron indicadores de desempeño en los enlaces de bajada y subida con y sin el uso de sistemas de Múltiple Entrada Múltiple Salida (MIMO, *Multiple Input Multiple Output*). Se realizaron simulaciones para tres algoritmos de planificación: RR, MR y PF, de los cuales el último presentó el mejor desempeño para el escenario preestablecido. La investigación propuesta busca brindar una alternativa de planificación basada en algoritmos genéticos con el fin de establecer su desempeño y compararlo con los convencionales.

- **Análisis de Capacidad y Cobertura de una Red Móvil LTE para la ciudad de Popayán** [58]. En este trabajo de grado se utilizó la herramienta de planeación y optimización de radiofrecuencia Atoll para el proceso de asignación de recursos y determinación de la capacidad de celda y velocidades alcanzadas por los usuarios utilizando *Proporcionalidad Justa* (PF) como algoritmo para la planificación de paquetes. La tesis de maestría propuesta, a diferencia del trabajo de grado mencionado, busca modelar un propio planificador de paquetes en el enlace de bajada de LTE aplicando algoritmos genéticos y la generación de códigos computacionales que permitan evaluar su desempeño con una herramienta de simulación a nivel de enlace.

- **Control de Potencia Basado en Teoría de Juegos en Comunicaciones Inalámbricas** [59]. En esta tesis de maestría se realizó un análisis de la capacidad obtenida por un sistema inalámbrico basado en el modelo de interferencia, aplicando Teoría de Juegos (GT, *Game Theory*) al control de Potencia (PC, *Power Control*). Los resultados mostraron que con el algoritmo propuesto se logró mejorar la *capacidad del sistema*⁵. En la tesis de maestría propuesta si bien se empleará una técnica metaheurística para RRM, esta se aplicará al procedimiento de planificación de paquetes en el enlace de bajada

⁵ Entendido este como la capacidad del sistema se refiere a la cantidad de usuarios que pueden compartir simultáneamente el ancho de banda que se dispone en la celda manteniendo un nivel de calidad dado.

en LTE y el análisis del desempeño se hará a través de las métricas *throughput* del sistema e índice de justicia.

- ***Global Resource Scheduler in a Mobile Communications System Featuring Heterogeneous Architecture*** [36]. El trabajo presenta un planificador en el dominio de la frecuencia para sistemas basados en OFDMA, el cual es representado mediante un modelo de optimización no lineal mixto, que es solucionado por un algoritmo heurístico propuesto por los autores. La tesis de maestría desarrollada difiere en que el planificador propuesto realiza la asignación en el dominio de la frecuencia y el tiempo empleando una técnica de optimización metaheurística para la búsqueda de la solución.
- ***Analysis of the effects of CQI feedback for LTE networks on ns-3*** [26]. El trabajo presenta el análisis del desempeño de una red LTE en la banda de los 700Mhz, para tráfico de voz, evaluando diferentes tipos de reporte de CQI que son soportados por el estándar, en las simulaciones se emplea la herramienta ns-3, que permite representar la capa física y de enlace con los planificadores RR y PF.

Lo anterior muestra que hasta el momento existe interés sobre la investigación en temáticas relacionadas con la planificación de paquetes en el enlace de bajada de LTE y la utilización de técnicas metaheurísticas entre ellas GA, que permitan mejorar el desempeño en determinadas métricas bajo diversos escenarios.

1.3. Aporte investigativo.

Los aportes obtenidos de la tesis de maestría son los siguientes:

- Modelo del problema de planificación de paquetes en el enlace de bajada de LTE aplicando algoritmos genéticos en el dominio del tiempo y la frecuencia que considere selección por torneo con retención del mejor individuo y mutación diferencial.

- Evaluación y análisis del desempeño del planificador de paquetes, a nivel físico, basado en algoritmos genéticos en el enlace de bajada de LTE, a partir de las métricas: *throughput* del sistema e índice de justicia.

1.4. Objetivos.

1.4.1. Objetivo General.

Analizar el desempeño de la planificación de paquetes, a nivel físico, en el enlace de bajada de LTE aplicando un algoritmo genético que considere selección por torneo con retención del mejor individuo y mutación diferencial.

1.4.2. Objetivos Específicos.

- Diseñar un algoritmo genético para el procedimiento de planificación de paquetes, a nivel físico, en el enlace de bajada LTE en el dominio del tiempo y la frecuencia que considere selección por torneo con retención del mejor individuo y mutación diferencial.
- Evaluar por simulación el desempeño⁶ del planificador de paquetes basado en algoritmos genéticos comparándolos con resultados obtenidos por los planificadores Round Robin (*RR*) y Proporcionalidad Justa (*PF*) en el enlace de bajada de LTE.

⁶ La evaluación del desempeño se hará a partir de las métricas: *throughput del sistema* e índice de justicia utilizando un simulador de LTE a nivel de sistema.

1.5. Hipótesis de solución.

La hipótesis que se busca aceptar o refutar mediante la realización del presente trabajo de investigación es la siguiente:

Es posible diseñar un planificador de paquetes, a nivel físico, para el enlace de bajada en LTE en el dominio del tiempo y la frecuencia basado en GA que brinde una mejora en el desempeño obtenido con los algoritmos RR y PF considerando las estrategias de selección por torneo con retención del mejor individuo y mutación diferencial.

1.6. Organización de la Tesis de Maestría.

El documento se encuentra organizado de la siguiente manera:

Capítulo 1. Introducción.

Capítulo 2. Referentes teóricos.

Capítulo 3. Metodología.

Capítulo 4. Experimentación y análisis de resultados.

Capítulo 5. Conclusiones y recomendaciones.

Capítulo 2

Referentes Teóricos.

Previo a definir el procedimiento de planificación de paquetes en LTE, es preciso conocer las características esenciales de la arquitectura y red de acceso en LTE, los portadores de radio, la pila de protocolos implicada, el concepto de bloques de recursos y los módulos de RRM que apoyan este procedimiento. Posteriormente se realiza una descripción del procedimiento de planificación de paquetes en LTE, los algoritmos de decisión de asignación de recursos más relevantes, enfatizando en Round Robin (RR) y Proporcionalidad Justa (PF, *Proportional Fairness*) que se tomarán como referentes de comparación con el algoritmo genético propuesto en la tesis de maestría.

2.1. Arquitectura y red de acceso en LTE.

Los sistemas LTE están basados en una arquitectura compuesta por dos partes, la red núcleo conocida como Núcleo de Paquetes Evolucionado (EPC, *Evolved Packet Core*) y la Red de Acceso Radio Terrestre UMTS Evolucionada (EUTRAN, *Evolved UMTS Terrestrial Radio Access Network*), tal como se muestra en la figura 2.1.

Dentro EUTRAN se encuentran el Equipo de Usuario (UE, *User Equipment*) y el Nodo B Evolucionado (ENB, *Evolved Node B*) que a diferencia de las redes de tercera generación, se encarga directamente de la Gestión de Recursos Radio (RRM, *Radio Resource Management*) cuyo objetivo es garantizar la calidad del servicio ante la variabilidad que presenta el canal y la demanda de tráfico de los usuarios.

Una de las más importantes funciones que se establece en RRM para LTE, es la Planificación de Paquetes, responsable de seleccionar los paquetes de los usuarios, organizarlos y transmitirlos de forma inteligente haciendo uso eficiente de los recursos radio y satisfaciendo sus requerimientos de QoS.

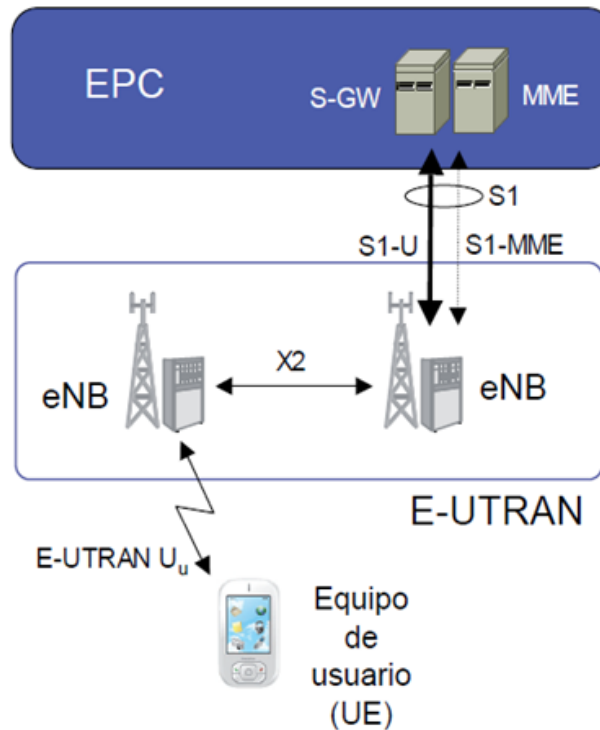


Figura 2.1. Arquitectura de LTE [60].

2.2. Capa Física.

LTE implementa OFDMA para el enlace de bajada como esquema de acceso, lo que permite la asignación de grupos de subportadoras por usuario, esto permite que a las subportadoras se les asigne un símbolo durante el Intervalo de Tiempo de Transmisión (TTI, *Trasmisión Time Interval*). Dado que los terminales están restringidos por la capacidad de la batería conviene racionalizar el consumo de potencia, para el enlace de subida LTE implementa SC-FDMA donde cada símbolo ocupa un grupo de suportadoras adyacentes reduciendo la Relación de Potencia Pico

a Promedio (PAPR, *Peak to Average Power Ratio*) con respecto a OFDM y por ende el gasto energético del dispositivo terminal [61].

En el enlace de bajada de LTE, los recursos de radio son asignados simultáneamente en los dominios de tiempo y frecuencia [62]. En el dominio del tiempo los recursos radio radio son distribuidos en TTI de 1ms; una trama de LTE esta conformada por 10 TTI consecutivos, donde cada TTI esta compuesto de dos ranuras de tiempo de 0.5 ms, que corresponden a 7 simbolos OFDM, en la configuración por defecto con prefijo ciclico corto. En el dominio de la frecuencia el ancho de banda está dividido en canales de 180KHz cada uno con 12 subportadoras OFDM equitativamente separadas.

Un RB representa una ranura en el dominio del tiempo y un canal en el dominio de la frecuencia y es la unidad más pequeña de recurso de radio que puede ser asignada al UE en cada transmisión de datos (ver Figura 2.2). El ancho de banda de canal determina la cantidad de RB disponibles como se presenta en la tabla 2.1.

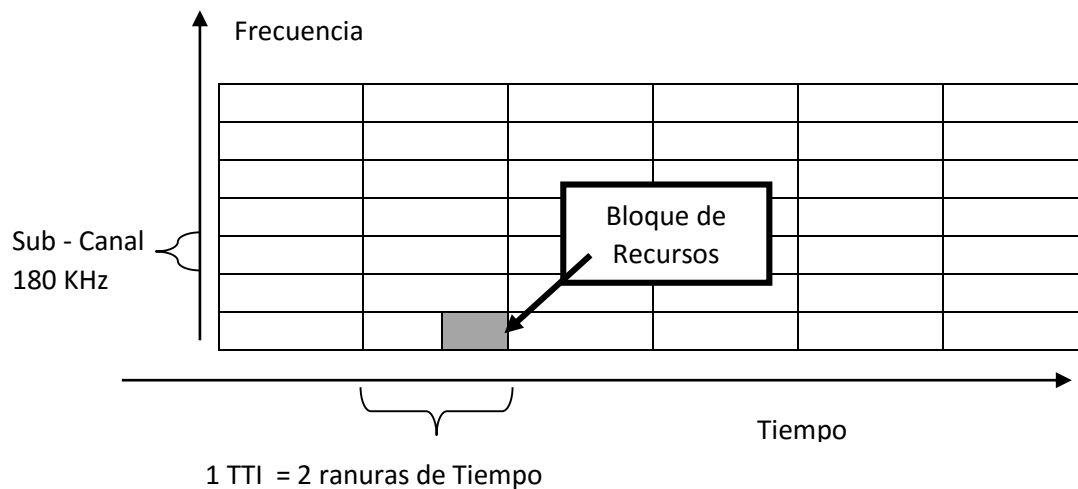


Figura 2.2. Conformación de un RB para LTE. Fuente: por autor.

Ancho de Banda	1.4 Mhz	3 Mhz	5 Mhz	10 Mhz	15 Mhz	20 Mhz
Número de RB	6	15	25	50	75	100

Tabla 2.1. Relación entre el ancho de banda de canal y el número de RB en LTE [62].

Como se describe en [62], la Interfaz de radio LTE soporta dos tipos de estructura de trama de acuerdo al esquema de duplexación: Duplexación por División de Frecuencia (FDD, *Frequency División Duplex*) en la cual el ancho de banda está dividido en dos partes permitiendo simultáneamente transmisiones de subida y bajada y la trama LTE está compuesta de 10 subtramas, en Duplexación por División de Tiempo (TDD, *Time División Duplex*), la transmisión de subida y bajada toma diferentes tiempos empleando el mismo ancho de banda, conformando una trama compuesta por dos subtramas, cada una de 5ms. En TDD existen varios tipos de trama que permiten diferentes configuraciones de recursos dedicados al enlace de bajada o al de subida, tal como se observa en la tabla 2.2, la selección del formato de trama para TDD está a cargo del módulo de RRM y depende de la proporción entre el *throughput* de bajada y subida de la red de acceso.

Configuración	Primera mitad de trama					Segunda mitad de trama				
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
0	D	S	U	U	U	D	S	U	U	U
1	D	S	U	U	D	D	S	U	U	D
2	D	S	U	D	D	D	S	U	D	D
3	D	S	U	U	U	D	D	D	D	D
4	D	S	U	U	D	D	D	D	D	D
5	D	S	U	D	D	D	D	D	D	D
6	D	S	U	U	U	D	S	U	U	D

D = subtrama de enlace de bajada. U = Subtrama de enlace de subida. S = Subtrama de Información de sincronización.

Tabla 2.2. Configuraciones de Trama para LTE en TDD [62].

2.3. Conceptos Generales de la Planificación de Paquetes en LTE.

2.3.1. Definición y objetivo de la planificación de paquetes.

La planificación de paquetes es un procedimiento que controla la asignación de los recursos compartidos entre los usuarios en cada intervalo de tiempo. En LTE el planificador de paquetes se implementa en el ENB y la forma en que se seleccionan los usuarios y se asignan los recursos depende del algoritmo de planificación que implemente y los criterios que empleen.

La planificación de paquetes tiene como objetivo maximizar el *throughput* promedio de la celda manteniendo niveles aceptables de justicia en la asignación de recursos a los usuarios.

2.3.2. Criterios para la planificación de paquetes en LTE.

La decisión de planificación de paquetes consiste en determinar el conjunto de RB que se serán asignados a los usuarios en el TTI, los criterios para llevar a cabo dicha asignación se resumen en la tabla 2.3.

Criterio de asignación	Definición
Indicador de Calidad de Canal (CQI, <i>Channel Quality Indicator</i>)	El CQI relaciona la SINR percibida por el dispositivo con el Esquema de Modulación y Codificación (MCS, <i>Modulation and Coding Scheme</i>) que se puede soportar bajo tales condiciones de canal.
Estado de las colas de transmisión.	Información sobre los usuarios que están esperando una asignación de recursos.
Estado de los <i>buffers</i> .	Informe sobre los paquetes que están por transmitir y minimizar el retardo en la entrega de éstos.
Requerimientos de calidad de servicio.	Se utilizan los valores de Identificador de Clase de Calidad del Servicio (QCI, <i>QoS Class Identifier</i>) para priorizar unas transmisiones sobre otras.

Historial de transmisión.	Al asignar recursos se tiene en cuenta el historial de transmisión de los usuarios para el cálculo de la métrica.
Retransmisiones de Petición de Repetición Automática Híbrida (HARQ, <i>Hybrid Automatic Repeat Request</i>).	Cuando se requieren retransmisiones parte de los recursos que deben destinarse a ellas.
Interferencia en celdas cercanas.	Al asignar recursos se tiene en cuenta las condiciones de interferencia que están presentando los usuarios.

Tabla 2.3. Criterios para la planificación de paquetes en LTE [63].

2.3.3. Clasificación de la planificación de paquetes en LTE.

Debido a la diversidad de criterios que se emplean para la planificación de paquetes existen varias formas de clasificar los planificadores de acuerdo a diferentes enfoques. En la tabla 2.3 se presenta un resumen de la clasificación de planificadores de paquetes en LTE.

Enfoque	Clasificación
Capa en la cual se desarrolla el procedimiento de planificación de paquetes.	<ul style="list-style-type: none"> • Semi-persistente: La planificación se implementa en el módulo de Control de Recursos Radio, (RLC, <i>Radio Resource Control</i>) en capa 3, se utiliza si no se requiere toma de decisiones rápidas. Cada vez que se planifica un usuario se le informa mediante el Canal Físico de Control de Enlace de Bajada (PDCCH, <i>Physical Downlink Control Channel</i>) que próximamente recibirá recursos. Se emplea en servicios que se caracterizan por tener un tráfico que llega en forma regular y en volúmenes pequeños como VOIP. • Planificación Dinámica: Se lleva a cabo en los niveles 1 y 2, el planificador de paquetes toma decisiones sobre la asignación de recursos a los usuarios subtrama a subtrama en cada TTI.
Información de Calidad de Canal.	<ul style="list-style-type: none"> • Planificación que no tiene en cuenta el estado del canal: El UE no envía mediciones de calidad del canal al ENB, por tanto la decisión de asignación de recursos se toman sin tener en cuenta las condiciones de canal. • Planificación que tiene en cuenta el estado del canal: El UE envía mediciones de calidad del canal al ENB. Estas mediciones se

	emplean por el planificador al momento de asignar los recursos a los usuarios.
Dominio.	<ul style="list-style-type: none"> • Dominio del tiempo: La asignación de recursos está caracterizada únicamente por la cantidad de tiempo que el planificador de paquetes le da al usuario para acceder al canal de transmisión. En cada TTI a un usuario se le asignan todos los recursos disponibles. • Dominio de la frecuencia: Cada usuario cuenta con un conjunto de subportadoras asignadas de forma estática o dinámica en el TTI.

Tabla 2.4. Clasificación de la planificación de paquetes en LTE [54].

En la figura 2.3 se presentan los principales algoritmos de planificación de paquetes en LTE clasificados de acuerdo al enfoque de información de calidad de canal.

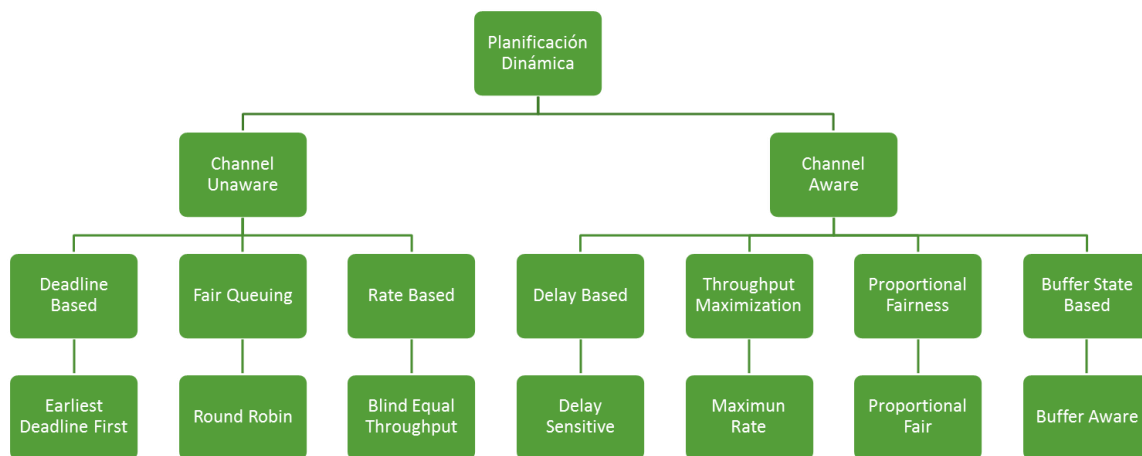


Figura 2.3. Clasificación de planificadores de paquetes para LTE. Fuente: por autor.

2.4. Planificación de paquetes a nivel físico en el enlace de bajada de LTE.

El procedimiento de planificación de paquetes a nivel físico consiste en asignar de forma adecuada los recursos de radio disponibles a un número determinado de usuarios considerando las condiciones de canal para los usuarios de la celda. Para LTE la unidad mínima de asignación de recursos corresponde a un RB que equivale a

la información contenida en 12 subportadoras de 15 KHz durante una ranura de tiempo de 0.5 ms.

La asignación de recursos a un usuario en LTE, se realiza basándose en el cálculo de una métrica que puede ser interpretada como la prioridad de transmisión de cada usuario en un RB específico. El cálculo de la métrica depende del algoritmo que haya utilizado para su cómputo y a nivel físico está relacionado con las condiciones de canal, estado de los *buffers*, el historial de transmisión y la categoría del dispositivo [42].

El esquema de acceso en el enlace de bajada de LTE es Acceso Múltiple por División de Frecuencia Ortogonal (OFDMA, *Ortogonal Frequency Division Multiple Access*), permite implementar planificación de paquetes en el dominio del tiempo y la frecuencia para obtener mejoras significativas en *throughput* de celda y cobertura gracias a la diversidad de frecuencia multiusuario [64]. El planificador de paquetes en el enlace de bajada de LTE se compone de dos planificadores:

Planificador en el Dominio del Tiempo: en el cual se seleccionan N usuarios con los mayores valores de métrica, valor que depende del algoritmo utilizado para su cómputo.

Planificador en el Dominio de la Frecuencia: el cual es responsable de asignar los M RB disponibles a los N usuarios seleccionados. En esta fase es deseable asignar a los usuarios los RB que experimenten mejores condiciones relativas de calidad del canal [55].

El procedimiento de planificación de paquetes en el enlace de bajada LTE a nivel físico se puede entender como una secuencia de pasos que se repiten en cada Intervalo de Tiempo de Transmisión (TTI, *Transmission Time Interval*), y se mencionan a continuación:

1. Cada UE decodifica las señales de referencia recibidas a través del PDCCH, y las envía a la subcapa de Control de Acceso al Medio (MAC, *Medium Access Control*) a través del Canal Compartido de Enlace de Bajada (DL-SCH, *Downlink Shared Channel*).

2. El UE realiza la estimación del CQI, el cual se envía a través del Canal Compartido de Enlace de Subida (UL-SCH, *Uplink Shared Channel*) hacia la capa física del UE, donde se modula y codifica para trasmitirlo a través de la interfaz radio por el Canal Físico de Control de Enlace de Subida (PUCCH, *Physical Uplink Control Channel*).
3. La capa física del ENB demodula y decodifica el CQI, el cual es llevado a través del UL-SCH al subnivel MAC y posteriormente al Planificador de Paquetes de Enlace de Bajada (DL-PS, *Downlink Packet Scheduler*), de acuerdo a la métrica y algoritmo establecido por el planificador realiza la asignación de Bloques de Recursos y envía la solicitud al módulo de Codificación y Modulación Adaptativa (AMC, *Adaptative Modulation and Coding*), quien determina el esquema de codificación y modulación que será usado para la transmisión de datos al usuario.
4. El planificador entrega la información acerca de los usuarios planificados, los RB asignados y el MCS al subnivel MAC quien procesa los datos de capas superiores y los envía a través de los canales de transporte a la capa física.
5. La capa física del ENB codifica y modula la información de acuerdo a la planificación establecida en la fase anterior y la transmite a los terminales a través del DL-SCH.
6. Cada terminal recupera la información del PDCCH, en caso de que le hayan sido asignado recursos, accede a la carga útil del Canal Físico Compartido de Enlace de Bajada (PDSCH, *Physical Downlink Shared Channel*).

En la figura 2.4 se presenta un esquema simplificado de la interacción entre las entidades de la arquitectura de LTE que participan en el procedimiento de planificación de paquetes.

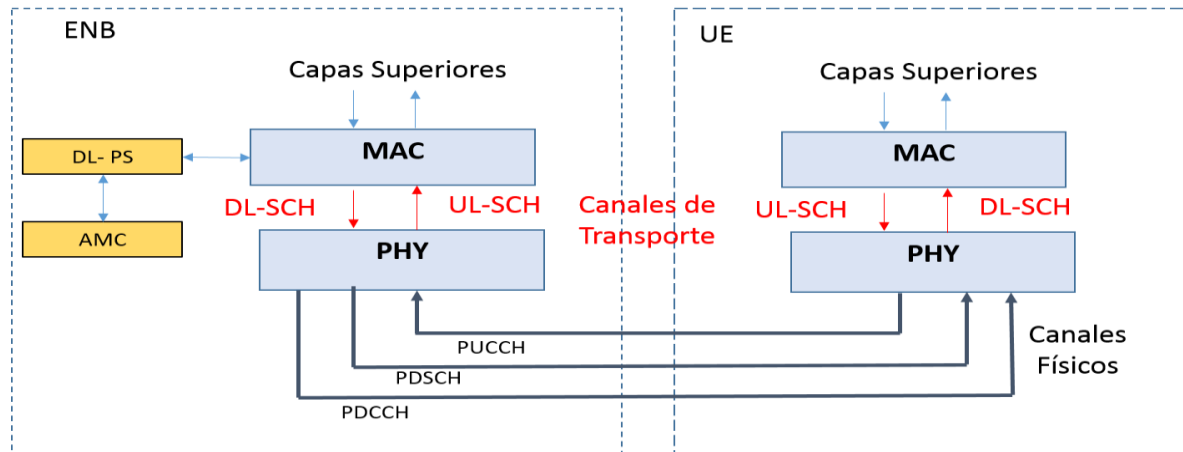


Figura 2.4. Planificación de Paquetes en el enlace de bajada de LTE. Fuente: por autor.

Para el procedimiento de planificación de paquetes en el enlace de bajada, LTE considera los algoritmos MR, PF, y RR, los cuales se pueden implementar tanto para el dominio de la frecuencia como para el dominio del tiempo.

2.4.1. Maximum Rate.

En el algoritmo MR, los RB se asignan a los usuarios que logran el máximo *throughput* en cada TTI. La métrica de MR para un usuario i sobre el bloque de recurso k ($m_{i,k}^{MR}$) se puede expresar de acuerdo a la ecuación 2.1[20].

$$m_{i,k}^{MR} = d_k^i(t) \quad (2.1)$$

Donde:

$d_k^i(t)$ es el *throughput* esperado para el usuario i en el TTI t y el k -ésimo RB, respectivamente y se calcula a partir de la expresión 2.2[20]:

$$d_k^i(t) = \log[1 + SINR_k^i(t)] \quad (2.2)$$

Por tanto MR es capaz de maximizar el *throughput* de celda y beneficia a aquellos usuarios que cuentan con condiciones favorables de SINR, sin embargo a aquellos usuarios que se encuentren al borde de la celda con condiciones pobres de canal

pueden acceder a pocos o ningún RB, dada esta situación se denomina injusta a la asignación de recursos que realiza MR [65], [66]. En la figura 2.5 se presenta el diagrama de flujo básico para un planificador de paquetes basado en MR en cada TTI.

2.4.2. Proportional Fairness.

La métrica para PF $m_{i,k}^{PF}$ se obtiene combinando las métricas de Tasa máxima $m_{i,k}^{MR}$ y *Throughput* Equitativo Ciego (BET, *Blind Equal Throughput*), $m_{i,k}^{BET}$ para el usuario i en el bloque de recurso k , como lo muestra la expresión 2.3[20].

$$m_{i,k}^{PF} = m_{i,k}^{MR} \cdot m_{i,k}^{BET} \quad (2.3)$$

La métrica del algoritmo BET se obtiene a través de la expresión 2.4 [20].

$$m_{i,k}^{BET} = \frac{1}{\bar{R}^i(t-1)} \quad (2.4)$$

Donde:

$\bar{R}^i(t)$ es el *throughput* promedio alcanzado por el usuario i hasta el tiempo t y se calcula con la expresión 2.5 [20].

$$\bar{R}^i(t) = \beta \bar{R}^i(t-1) + (1-\beta)r^i(t) \quad (2.5)$$

Donde:

$r^i(t)$ es la tasa de bit alcanzada por el usuario i en el tiempo t y β un parámetro que está entre cero y uno.

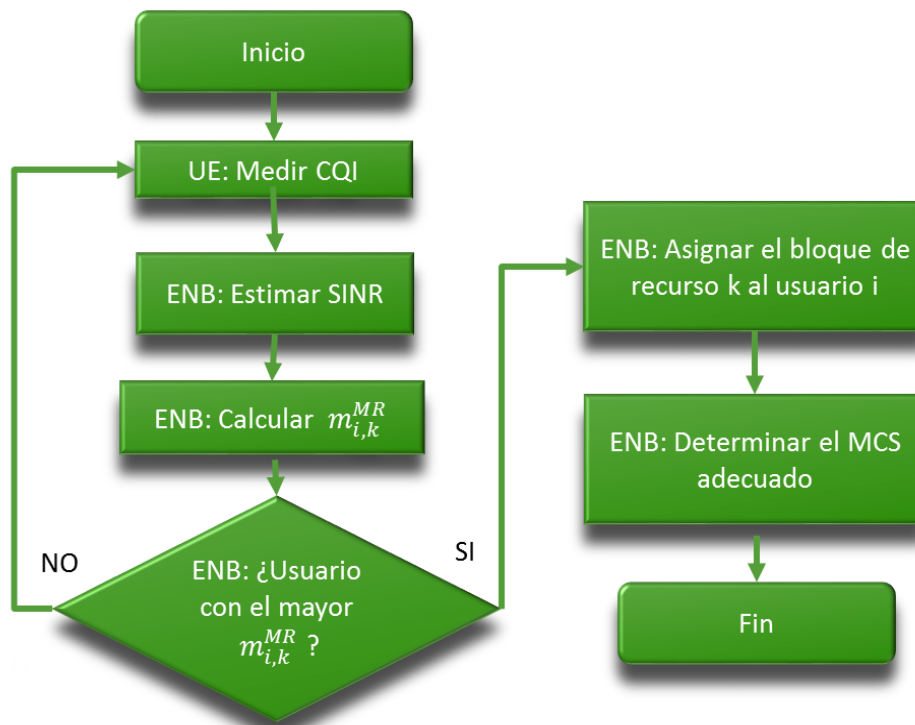


Figura 2.5. Diagrama de flujo básico para un planificador de paquetes MR. Fuente: por autor.

Cuando β es cercano a cero el planificador tiene prioridad sobre el *throughput* del sistema, mientras que cuando es cercano a 1 el planificador tiene prioridad sobre el índice de justicia. Combinando las expresiones 2.1 y 2.4 la métrica para PF se representa con la ecuación 2.6 [20].

$$m_{i,k}^{PF} = \frac{d_k^i(t)}{R^i(t-1)} \quad (2.6)$$

En la figura 2.6 se presenta el diagrama de flujo general para el planificador PF.

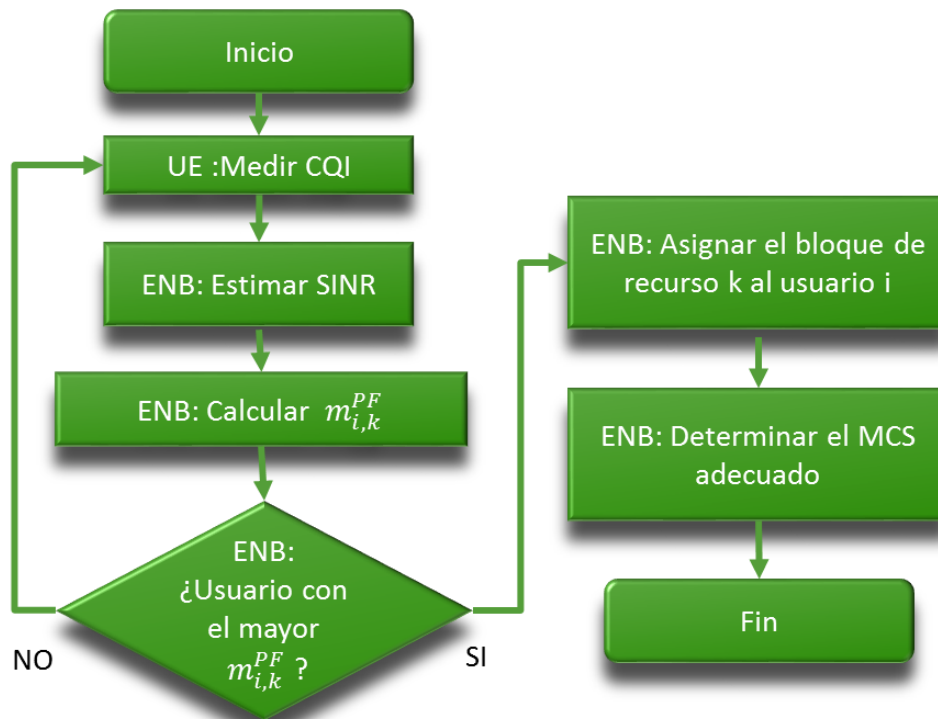


Figura 2.6. Diagrama de flujo general planificador de paquetes basado en PF. Fuente: por autor.

2.4.3. Round Robin.

El algoritmo RR se basa en el algoritmo Primero en Entrar Primero en Salir (FIFO, *First In First Out*) donde se asignan los recursos a los usuarios de acuerdo al orden de las solicitudes. La métrica para el usuario i sobre el k -ésimo RB se determina con la expresión 2.7 [20].

$$m_{i,k}^{FIFO} = t - T_i \quad (2.7)$$

Donde:

t es el tiempo actual y T_i es el instante de tiempo cuando la solicitud fue emitida por el usuario i .

En el algoritmo de planificación RR la métrica es similar a FIFO con la diferencia de que T_i hace referencia al último instante cuando el usuario fue atendido, RR es un

algoritmo no consciente de canal ya que no tiene en cuenta para el criterio de asignación el estado del enlace, por lo que otorga justicia en la asignación de recursos [66].

En la figura 2.7 se presenta el diagrama de flujo para el algoritmo RR, donde I representa la cantidad de usuarios que solicitan recursos y k la cantidad de bloques de recursos que el planificador puede asignar, esto dependerá del ancho de banda de canal configurado.

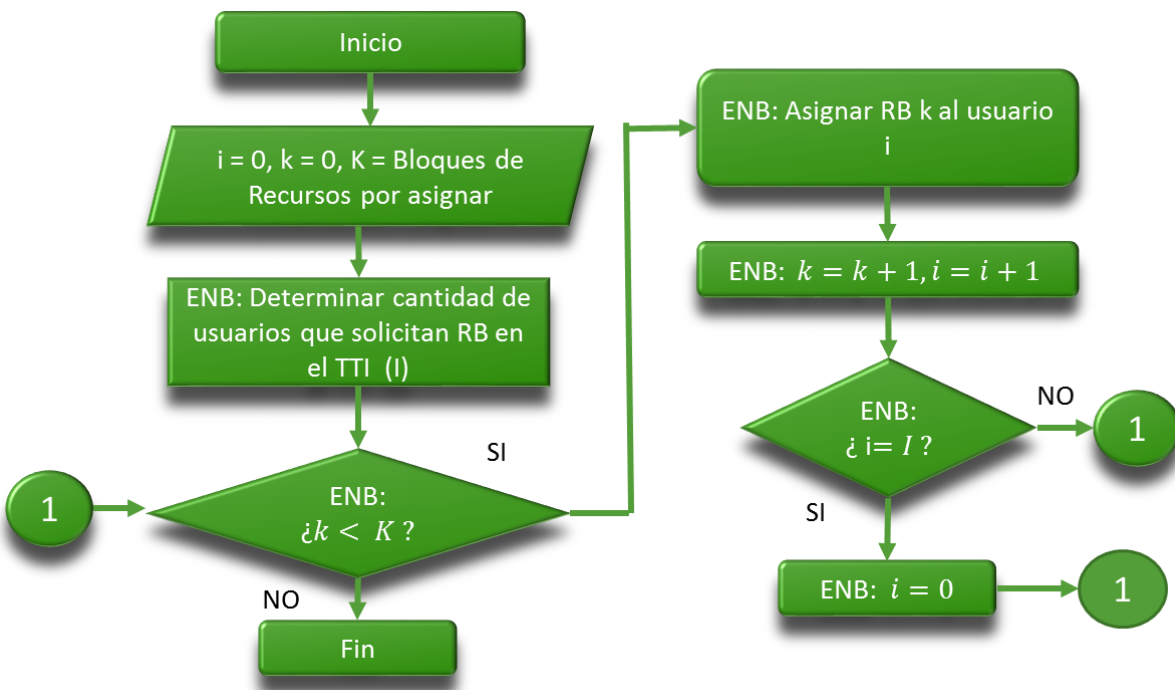


Figura 2.7. Diagrama de flujo general de planificador de paquetes RR. Fuente: por autor.

2.5. Algoritmos genéticos.

Los algoritmos genéticos (GA, *Genetic Algorithms*) constituyen una alternativa para resolver problemas de optimización con variables discretas donde las técnicas de programación no lineal son ineficientes o de alto costo computacional [17]. Los algoritmos genéticos fueron presentados formalmente por primera vez por John

Holland en 1975 [67] y se basan en la teoría de la evolución propuesta por Darwin [68]. Se aplican en la solución de problemas No Polinomiales (NP, *Non Polynomial*).

En el desarrollo del algoritmo genético los elementos básicos de la genética natural usados en el proceso de búsqueda de la solución son: reproducción, recombinación y mutación. Las principales estrategias utilizadas para selección, recombinación y mutación se presentan en la tabla 2.5.

Fase	Estrategias
Selección	Selección Proporcional. Selección estocástica del residuo. Selección determinística. Selección por torneo con retención del mejor individuo.
Recombinación	Recombinación de punto simple. Recombinación multipunto. Recombinación uniforme.
Mutación	Mutación simple Mutación múltiple Mutación híbrida Mutación diferencial

Tabla 2.5. Estrategias utilizadas en las fases de un GA.

En la figura 2.8 se presenta un resumen de los pasos a tener en cuenta para analizar un problema mediante algoritmos genéticos.

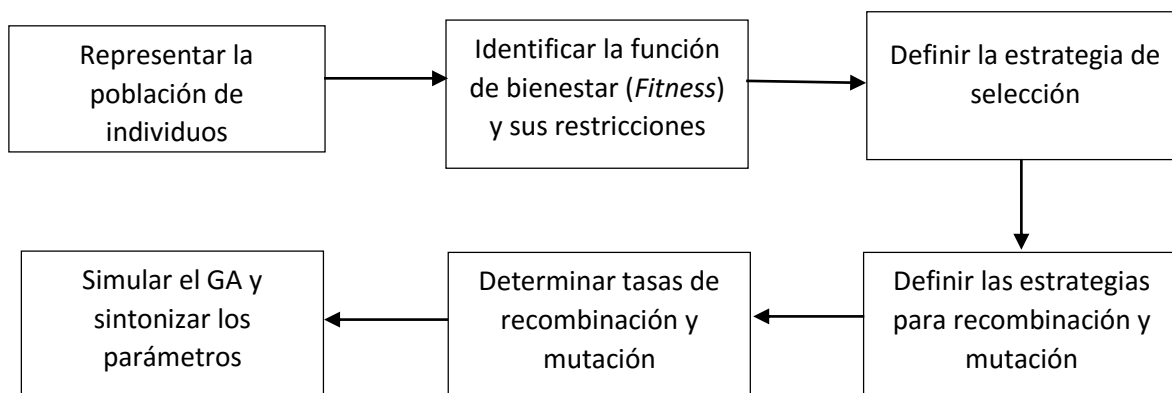


Figura 2.8 Pasos para analizar un problema con GA. Fuente: por autor.

En la figura 2.9 se presenta un pseudocódigo de un algoritmo genético, el cual se repite un número determinado de iteraciones N_{ga} en cada TTI.

```

Procedimiento GA
Definir los parámetros de GA
Definir la población inicial  $P(0)$ 
Para  $k = 1$  hasta  $N_{ga}$ 
    Calcular la función de bienestar para cada individuo  $f^p(k)$ 
    Seleccionar de  $P(k)$  los individuos que conformarán el conjunto de padres  $M(k)$ 
    Recombinar  $M(k)$  para obtener el conjunto de descendientes  $D(k)$ 
    Mutar  $D(k)$  para obtener una nueva población de individuos  $P(k+1)$ 
Determinar la mejor solución de la última generación
Fin Procedimiento GA
  
```

Figura 2.9. Pseudocódigo de un GA [69].

Cada una de las actividades definidas en el pseudocódigo persigue un objetivo específico:

Definir los parámetros del GA: se determina el tamaño de la población, las tasas de recombinación p_c y mutación p_m y el número de generaciones N_{ga} . El espacio de soluciones, la función de bienestar, la diversidad, la dificultad del problema, la presión de selección y el número de individuo son factores que influyen en la escogencia de los parámetros del GA [70]].

Definir la población inicial: donde se establece la población $P(0)$ la cual se obtiene de forma aleatoria o a través de otra técnica metaheurística.

Calcular la función de bienestar para cada individuo $f^p(k)$: se calcula la función objetivo del problema $f^p(k)$ para cada individuo p de la población $P(k)$.

Seleccionar de $P(k)$ los individuos que conformarán el conjunto de padres $M(k)$ proceso en el cual se aplica la estrategia de selección a los individuos, a partir del cálculo de la función de bienestar de la población $P(k)$, generando el subconjunto de padres $M(k)$ que contiene a los individuos a recombinar. De acuerdo al criterio utilizado para la selección de los individuos las estrategias para este proceso pueden ser: elitistas como en el caso de selección proporcional, aleatorias como en la selección estocástica o no elitistas como la selección por torneo.

Las estrategias elitistas llevan a poblaciones con individuos con una alta función de bienestar, sin embargo pueden llevar la solución a soluciones prematuras con óptimos locales. En las estrategias aleatorias, si bien la carga computacional es menor, soluciones adecuadas se obtienen en un mayor número de generaciones que en las estrategias elitistas. La selección por torneo ofrece un compromiso entre carga computacional y exploración del espacio de soluciones, evitando el problema de convergencia prematura que se presentan en las estrategias elitistas [7].

Recombinar $M(k)$ para obtener el conjunto de descendientes $D(k)$: para cada individuo del conjunto de padres $M(k)$ se selecciona otro individuo del mismo conjunto con el cual van a intercambiar genes de acuerdo a la tasa de recombinación p_c y una estrategia de recombinación establecida.

Mutar $D(k)$ para obtener una nueva población de individuos $P(k + 1)$: consiste en cambiar arbitrariamente, de acuerdo a una tasa de mutación p_m , uno o más de los genes de los individuos de la población obtenida por recombinación, de acuerdo a una estrategia establecida. El proceso se repite en N_{ga} generaciones y se establece como solución del problema el individuo que obtiene la mejor función de objetivo (*fitness*) de la última generación. En la figura 2.10 se presenta el diagrama de flujo asociado con el funcionamiento general de un algoritmo genético.

2.6. Mutación diferencial

Es una estrategia de mutación que forma parte de los algoritmos de evolución diferencial propuestos en los trabajos desarrollados por Rainer Storm, que han demostrado obtener mejoras en la convergencia en la determinación de la solución de problemas de optimización con respecto a los algoritmos convencionales [71], [72]. La codificación del problema y la secuencia de los algoritmos de evolución diferencial guardan una estrecha similitud con los algoritmos genéticos convencionales, ya también se ejecutan, en su orden, los procesos de selección, mutación y recombinación.

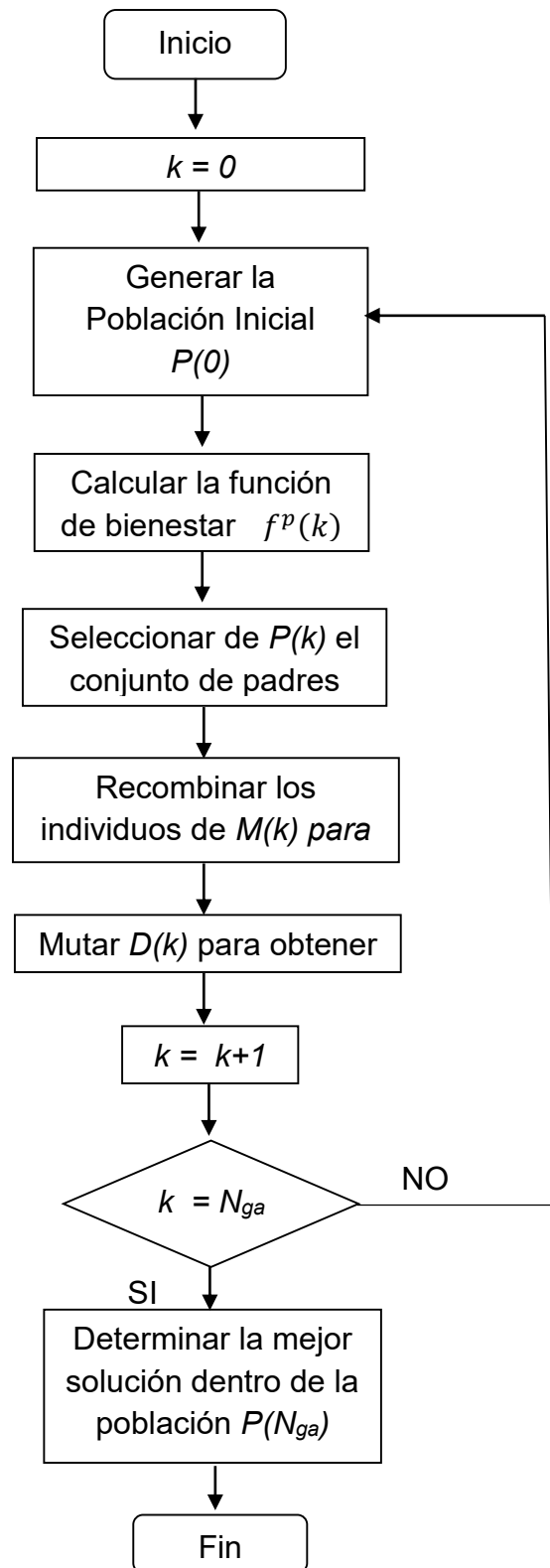


Figura 2.10. Diagrama de Flujo de un GA. Fuente: por autor.

Para evolución diferencial los individuos o cromosomas se denominan vectores objetivos a los cuales se les aplica el operador de mutación diferencial que consiste en la construcción de vectores aleatorios X_n^M a partir de un vector objetivo X_n (sobreviviente de la anterior generación de la población) y dos vectores aleatorios mutuamente excluyentes X_b y X_c controlados por un parámetro que regula la amplificación de la variación diferencial $X_b - X_c$ [71], tal como se presenta en la ecuación 2.8.

$$X_n^M = X_n + F (X_b - X_c) \quad (2.8)$$

Para problemas donde los vectores objetivos tienen una codificación binaria, se emplea el operador de mutación diferencial de la ecuación 2.9 propuesto en [73], que se considera dentro de los procedimientos llevados a cabo por el planificador de paquetes en el enlace de bajada para LTE desarrollado en la tesis de maestría.

$$X_n^M = X_n \text{ OR } (X_b \text{ XOR } X_c) \quad (2.9)$$

2.7. El problema de la mochila.

El Problema de la Mochila (KP, *Knapsack Problem*) es el decimoctavo problema combinatorio No Polinomial (NP) completo de los veintiún propuestos por Richard Karp [62] y ha sido adaptado para el modelamiento de problemas de asignación de recursos en diferentes áreas.

En el problema de la mochila se considera un conjunto de n productos diferentes, cada uno con un volumen a_j y un costo c_j conocido. Se tiene la oportunidad de llevar los productos que se seleccionen (pero sólo uno de cada producto) y que puedan acomodarse en una mochila de volumen b . La mejor solución del problema será aquella en la que se obtenga el lucro máximo.

El problema de la mochila se modela a partir de las ecuaciones 2.10, 2.11a y 2.11b.

$$\max z(x) = \sum_{j=1}^n c_j x_j \quad (2.10)$$

Sujeto a:

$$\sum_{j=1}^n a_j x_j \leq b \quad j = 1, \dots, n \quad (2.11a)$$

$$x_j \in \{0,1\} \quad (2.11b)$$

Donde:

x_j es la variable de decisión, esto es, $x_j = 1$ significa que se incluye en la mochila el elemento j y $x_j = 0$ significa que no se incluye en la mochila el elemento j .

a y c son vectores de dimensión n y representan los volúmenes y costo de cada elemento respectivamente.

En este capítulo se desarrolló una base conceptual que permitió develar la caracterización del procedimiento de planificación de paquetes en el enlace de bajada de LTE, a partir de un modelo matemático de asignación de recursos inspirado en el problema de la mochila, el cual se puede representar y solucionar empleando técnicas de computación evolutiva, como es el caso de los algoritmos genéticos, e incorporar estrategias de evolución diferencial que apuntan a una mejor exploración del espacio de soluciones y convergencia del algoritmo.

Capítulo 3

Metodología.

En este capítulo se presenta la metodología empleada para el desarrollo de la tesis de maestría, tomando como base la descrita en [74], la cual se emplea en estudios que involucran la evaluación de modelos de simulación. Así mismo la metodología es coherente con el paradigma positivista, el enfoque cuantitativo, el método empírico analítico y el tipo de investigación correlacional con los cuales se abordó el diseño, desarrollo y evaluación del algoritmo de planificación de paquetes para el enlace de bajada de LTE empleando algoritmos genéticos.

Las fases se encuentran definidas en la figura 3.1 y se describen a continuación.

- Definición el problema: comprende la definición de los objetivos del estudio, la descripción y delimitación del problema, el nivel de detalle y abstracción del modelo y la estimación los recursos necesarios para el estudio.
- Diseño del estudio: se listan los supuestos, se estiman los modelos necesarios, se seleccionan las herramientas necesarias para llevar a cabo el estudio y el nivel de detalle de los datos relacionados con el estudio.
- Diseño del modelo conceptual: se establece la codificación del modelo (continua, discreta o combinada), se determina los elementos que componen el sistema y la evaluación del desempeño.
- Especificación de los elementos del modelo conceptual: se especifican las funciones y características de cada bloque que constituye el modelo conceptual.

- Construcción, verificación y validación del modelo de simulación: consiste en el diseño, implementación y validación de los códigos computacionales que permitan llevar a cabo los escenarios de simulación propuestos.

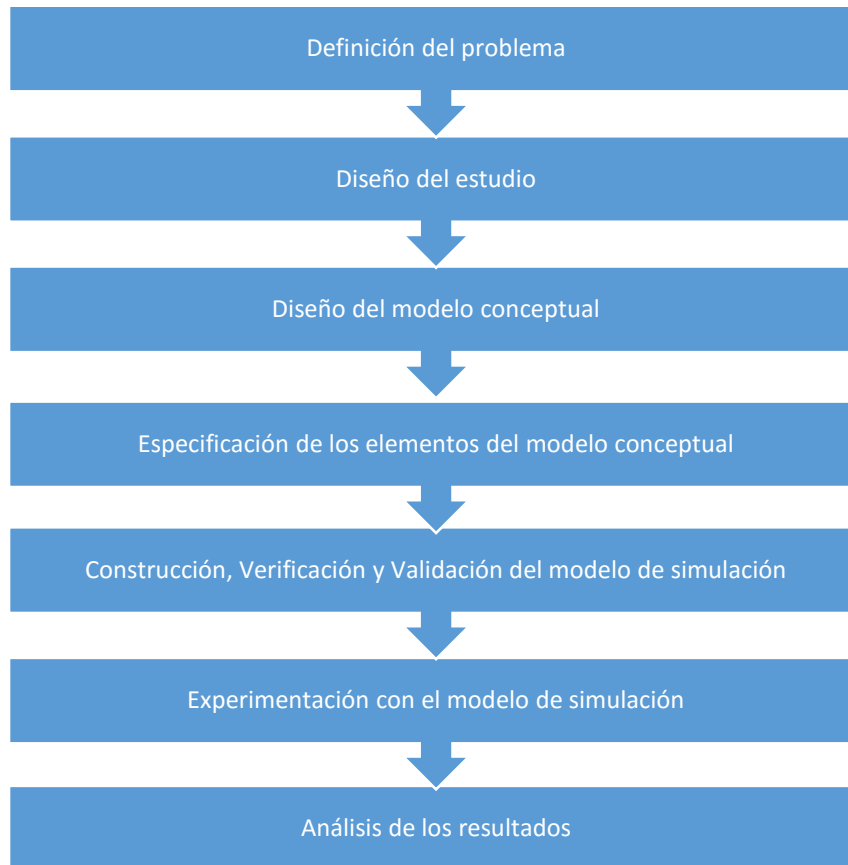


Figura 3.1 Metodología empleada en la tesis de maestría [74].

- Experimentación con el modelo de simulación: se realizan las pruebas sobre los escenarios seleccionando recolectando información pertinente para analizar el desempeño del sistema.
- Análisis de los resultados: se estudian de forma estadística los datos recolectados en las pruebas de simulación con el fin de inferir sobre el comportamiento del sistema.

3.1 Definición del problema.

La planificación de paquetes a nivel físico es el procedimiento responsable de seleccionar la información de los usuarios, organizarla y transmitirla de forma inteligente haciendo uso eficiente de los recursos radio.

El estudio a desarrollar tiene como objetivo el análisis del desempeño de la planificación de paquetes a nivel físico, en el enlace de bajada de LTE aplicando un algoritmo genético, que considere selección por torneo con retención del mejor individuo y mutación diferencial.

La figura 3.2 muestra el modelo general del planificador de paquetes propuesto, en el enlace de bajada de LTE, basado en algoritmos genéticos considerando sus entradas y salidas. El planificador requiere en cada TTI conocer la cantidad I de usuarios que solicitan recursos, la cantidad de K RB disponibles, y el CQI para cada RB. El planificador tiene como salida a X que representa el perfil de asignación de recursos, es decir establece que bloques de recursos son asignados a los usuarios que solicitan recursos en la celda. La otra salida es M que representa el perfil de asignación del MCS para cada RB planificado.

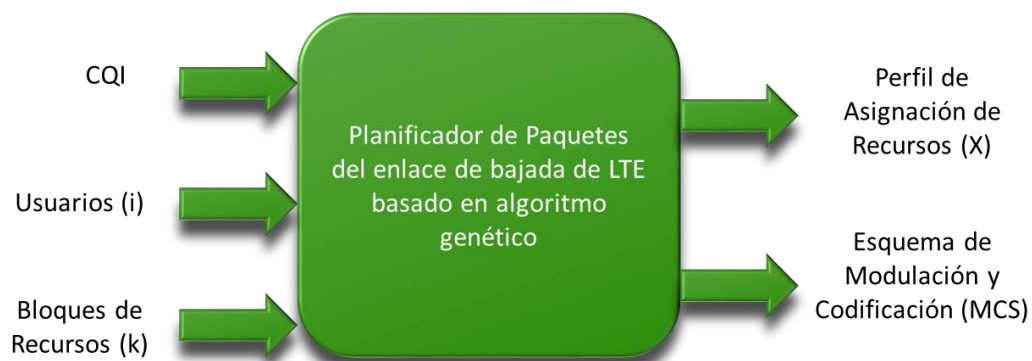


Figura 3.2. Modelo general del planificador de paquetes del enlace de bajada de LTE basado en GA. Fuente: por autor.

Para realizar el estudio se requiere una herramienta que permita realizar la simulación a nivel de sistema del enlace de bajada de LTE, e implementar el planificador de paquetes basado en GA.

3.2 Diseño del estudio.

3.2.1. Supuestos.

Se consideran los siguientes supuestos, que soportan el modelo del sistema planteado:

- La asignación de recursos se realiza en cada TTI.
- Durante el tiempo de simulación siempre hay tráfico por entregar a los usuarios, esto hace que los usuarios en todos los TTI sean constantes.
- La cantidad de bloques de recursos disponibles en cada TTI es constante.
- El modelo no considera mecanismos de corrección de errores.
- La posición de los terminales es fija para el tiempo de simulación considerado en el estudio.
- La simulación emplea un nivel de abstracción a nivel de sistema, es decir los procesos internos de transformación de las tramas en la ENB y el UE tales como codificación, Comprobación de Redundancia Cíclica (CRC, *Cyclic Redundancy Check*), intercambio, entre otros, se sustraen del modelo, enfocando la evaluación en métricas globales del sistema como el *throughput*, índice de justicia y porcentaje de ocupación de RB.0

De no cumplirse estos supuestos es necesario hacer ajustes al modelo del planificador y sus restricciones.

3.2.2. Modelos necesarios.

El estudio comprende los siguientes modelos:

- Modelo general del sistema en el cual actúa el planificador de paquetes en el enlace de bajada de LTE basado en GA.
- Modelo general del planificador de paquetes: se describió en la figura 3.2.
- Modelo de asignación de RB a usuarios, considerando función objetivo, codificación del vector de solución y restricciones.

3.2.3. Herramientas.

Para llevar a cabo el estudio se emplea como herramienta *LTE Downlink System Level Simulator v 1.7* de *Vienna University of Technology*, la cual se seleccionó teniendo en cuenta los siguientes criterios:

- La herramienta se ha empleado en estudios previos [24], [25] obteniendo resultados repetibles y aproximados al desempeño real de una red LTE.
- Al ser de código abierto es posible incorporar procedimientos y algoritmos de forma efectiva ya que se basa en el paradigma de programación orientada a objetos.
- La herramienta genera de forma automatizada los perfiles de atenuación y desvanecimiento en el espacio de trabajo, así mismo incorpora módulos para la evaluación de las métricas de desempeño abordadas en el estudio (*throughput*, índice de justicia, porcentaje de ocupación de RB), permitiendo enfocar los esfuerzos en el desarrollo del algoritmo de planificación.

3.3. Diseño del modelo conceptual.

3.3.1. Modelo general del sistema.

El planificador de paquetes del enlace bajada de LTE basado en GA propuesto se enmarca dentro del modelo general del sistema que se representa en el diagrama de bloques de la figura 3.3. Se procesan parámetros de entrada (número de UE, distribución espacial de UE, ancho de banda y número de bloques de recursos) con el fin de obtener la asignación de RB a los UE del sector y estimar el *throughput* e índice de justicia, métricas empleadas para evaluar el desempeño del sistema.

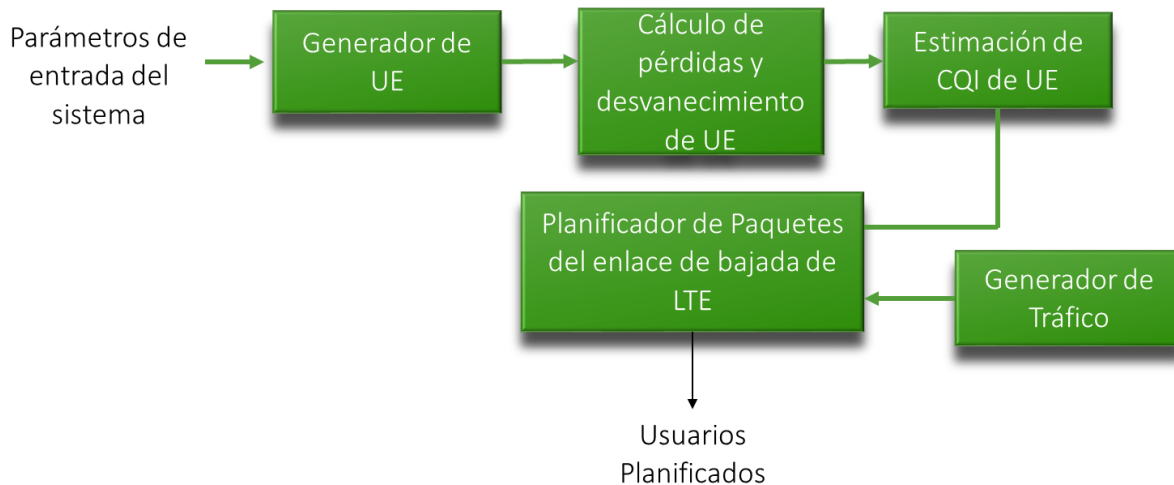


Figura 3.3. Modelo general del sistema. Fuente: por autor.

Dado que el algoritmo de planificación requiere estimar las condiciones de canal, es preciso calcular el CQI a partir de la aplicación de un modelo de pérdidas y desvanecimiento que permite obtener la SINR para cada UE. La posición de dichos usuarios se obtiene del bloque generador de UE y ENB que permite distribuir a los usuarios de forma aleatoria en el espacio de trabajo.

Los bloques correspondientes al modelo general del sistema se describirán en detalle en la sección 3.4.

3.3.2. Modelo de asignación de RB a usuarios.

El siguiente modelo describe el planteamiento propuesto de la asignación de RB a los usuarios en el enlace de bajada de LTE, donde se asignan los K bloques de recursos disponibles entre los I usuarios seleccionados a partir del planificador en el dominio del tiempo, con el objetivo de maximizar la métrica de desempeño global del enlace entre el ENB y los UE. El problema de decisión de la asignación de RB a usuarios en el enlace bajada de LTE, guarda una estrecha relación con el problema de la mochila descrito en la sección 2.7, ya que la cantidad de RB disponibles, los usuarios y la métrica, corresponderían al volumen de la mochila, los productos y el costo del producto respectivamente. Al ser un problema de complejidad NP-Completo, no se puede obtener su solución en un tiempo polinómico y es conveniente recurrir a técnicas heurísticas o metaheurísticas para su solución.

Para facilitar la comprensión del modelo, en la tabla 3.1 se resume la notación utilizada en la formulación del problema.

K	Conjunto de bloques de recursos.
I	Conjunto de usuarios que solicitan recursos en la celda.
$K = K $	Número de elementos del conjunto K , es decir, el número de bloques de recursos.
$I = I $	Número de elementos del conjunto I , es decir, el número de usuarios que solicitan recursos en la celda.
m_{ik}	La métrica calculada para el usuario, $i \in I$, en el bloque de recursos $k \in K$.
x_{ik}	Variable binaria, indica que el bloque k se asigna al usuario i .

Tabla 3.1. Notación del modelo de optimización.

En la ecuación 3.1a, se presenta la función objetivo propuesta para la asignación de RB a usuarios en el enlace de bajada de LTE, la cual es una métrica agregada evaluada en los K bloques de recursos disponibles entre los usuarios del conjunto I ; donde, m_{ik} es la métrica calculada para el usuario $i \in I$, en el bloque de recurso $k \in K$, y x_{ik} es una variable de decisión binaria que es uno cuando un bloque de recurso del conjunto K es asignado un usuario del conjunto I , de lo contrario es cero.

$$\max \sum_{i \in I} \sum_{k \in K} m_{ik} x_{ik} \quad (3.1a)$$

$$\sum_{i \in I} x_{ik} \leq 1, \forall k \in K \quad (3.1b)$$

$$\sum_{i \in I} \sum_{k \in K} x_{ik} \leq K \quad (3.1c)$$

$$I \leq N \quad (3.1d)$$

$$x_{ik} \in \{0,1\} \forall k \in K, \forall i \in I \quad (3.1e)$$

Adicionalmente, se deben considerar restricciones que garanticen la validez de la asignación de recursos. La primera restricción, de la ecuación 3.1b, indica que un bloque $k \in K$, solo puede ser asignado a un usuario, es decir, un bloque puede quedarse sin asignar, o ser asignado a un usuario, pero no deber ser asignado a más de un usuario en un mismo intervalo de trasmisión. Sin embargo, es posible asignar varios bloques de recursos a un usuario.

La restricción en la ecuación 3.1c, indica que la asignación X no puede ser mayor a la cantidad de RB, es decir, que el número de usuarios asignados a los bloques no puede superar la cantidad de bloques de recursos, donde X es un perfil de asignación que determina cómo se relacionan todos los usuarios con los bloques de recursos, el cual se define a continuación.

$$X = \{x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1k}, x_{21}, x_{22}, \dots, x_{ik} \}, \quad (3.2a)$$

$$i \in I, k \in K. \quad (3.2b)$$

Donde:

X es un vector compuesto por las variables de decisión binarias x_{ik} del modelo de asignación de RB.

Finalmente la restricción 3.1d establece que la cantidad de usuarios seleccionados por el planificador en el dominio del tiempo no puede superar la cantidad de usuarios que solicitan recursos en la celda.

La métrica m_{ik} propuesta para la conformación de los coeficientes de la función objetivo, del planificador propuesto para el enlace de bajada de LTE, está basada en la empleada por el algoritmo GPF [75], cuyo valor para el usuario i en el bloque de recurso k se calcula través de la relación 3.3. El planificador propuesto opera de forma diferente a los planificadores MR, PF y RR ya que la métrica se emplea para la conformación de la función objetivo, pero la búsqueda de la solución es un proceso iterativo empleando un algoritmo genético.

$$m_{i,k}^{GPF} = \frac{[d_k^i(t)]^\varepsilon}{[\bar{R}^i(t-1)]^\varphi} \quad (3.3)$$

Donde:

ε y φ son parámetros que se ajustan de acuerdo a la política de planificación y toman valores entre 0 y 1.

La métrica se selecciona debido a la posibilidad de priorizar *throughput* del sistema o índice de justicia. Cuando ε es mayor que φ se prioriza *throughput* del sistema y cuando φ es mayor que ε se prioriza justicia en la asignación de recursos.

3.4. Especificación de los elementos del modelo conceptual.

3.4.1. Generador de UE.

Este bloque se encarga de establecer la ubicación de los UE sobre el sitio, a partir de los parámetros a_i y b_i que representan la abscisa y ordenada de la posición de los UE

en el espacio de trabajo, los cuales se obtienen a partir de distribuciones de probabilidad uniformes como se presenta en la expresión 3.4a y 3.4b.

$$f_a(x) = \begin{cases} \frac{1}{A_{max}} & \text{para } 0 < x < A_{max} \\ 0 & \text{para } x > A_{max} \end{cases} \quad (3.4a)$$

$$f_b(y) = \begin{cases} \frac{1}{B_{max}} & \text{para } 0 < y < B_{max} \\ 0 & \text{para } y > B_{max} \end{cases} \quad (3.4b)$$

Donde:

A_{max} Representa el mayor valor posible de la abscisa de acuerdo a la configuración del espacio de trabajo.

B_{max} Representa el mayor posible de la ordenada de acuerdo a la configuración del espacio de trabajo.

En la figura 3.4 se muestra el diagrama del bloque de generación de ENB y UE.



Figura 3.4. Generador de UE y ENB. Fuente: por autor.

3.4.2. Planificador de paquetes del enlace de bajada de LTE basado en GA.

Constituye el bloque principal del estudio a desarrollar ya que es el responsable de obtener la asignación de RB a los usuarios que solicitan recursos de la celda, así como la obtención del perfil de asignación de MCS para cada RB. El planificador propuesto realiza la asignación de recursos en cada TTI, empleando un algoritmo genético con mutación diferencial, que maximiza la métrica agregada para los usuarios en la celda.

El proceso llevado a cabo por el planificador se repite T veces, es decir la cantidad de TTI en la cual se observa el sistema. En la figura 3.5 se presenta el diagrama de flujo del proceso llevado a cabo por el planificador.

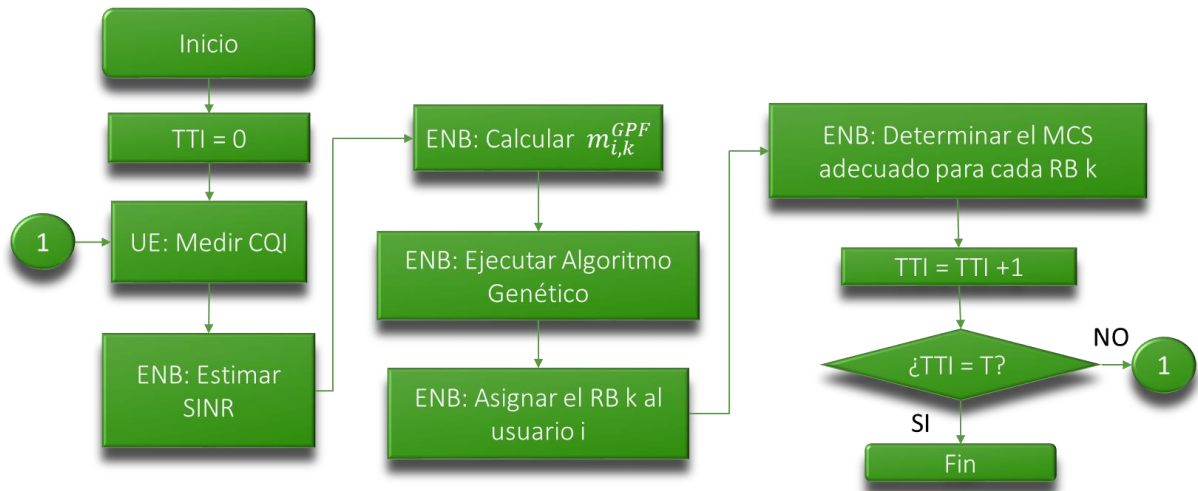


Figura 3.5. Diagrama de flujo del planificador de paquetes del enlace de bajada de LTE basado en GA. Fuente: por autor.

La ejecución del algoritmo genético implica el desarrollo de fases (mutación, recombinación y selección) que conducen a otorgar un perfil de asignación de recursos para los UE del sistema.

El proceso desarrollado por el Algoritmo Genético se presenta en el diagrama de flujo de la figura 3.6 y se describe a continuación.

Primero se genera un conjunto de vectores de tamaño N , llamado población inicial o vectores objetivos iniciales $P\{X_n(0)\}$. Los vectores objetivos tienen una dimensión i .

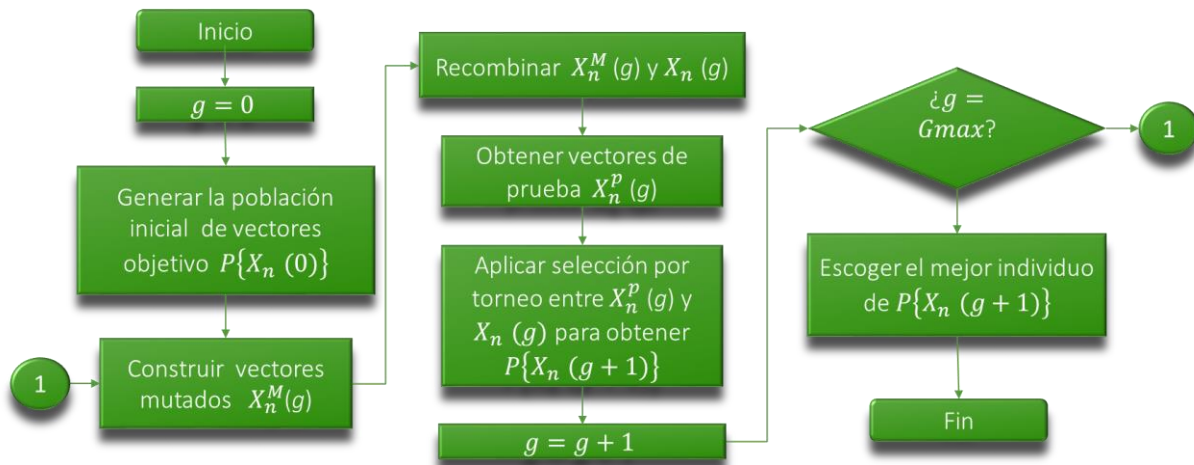


Figura 3.6. Diagrama de flujo del algoritmo genético empleado en el planificador del enlace de bajada de LTE propuesto. Fuente: por autor.

El operador de mutación diferencial se aplica a estos vectores, proceso que consiste en la construcción de N vectores aleatorios X_n^M creados a partir de un vector objetivo X_n y dos vectores aleatorios mutuamente excluyentes X_b y X_c . Por tanto el vector mutado para el vector objetivo para el individuo n se calcula a través de la expresión 3.5.

$$X_n^M = X_n \text{ OR } (X_b \text{ XOR } X_c) \quad (3.5)$$

Una vez obtenidos los vectores se pasa al proceso de recombinación, donde se mezcla el material genético de los vectores objetivo X_n y los vectores mutados X_n^M de la población, obteniendo los vectores de prueba X_n^P aplicando la función de la expresión 3.6.

$$X_n^P = \begin{cases} X_n^M(i) & \text{para } li \leq i \leq ls \\ X_n(i) & \text{para otro caso} \end{cases} \quad (3.6)$$

Donde:

li y ls corresponden al límite inferior y superior de la recombinación entre los vectores objetivo y los vectores mutados. Estos valores se obtienen aleatoriamente a partir de una tasa de recombinación ρ_c comprendida en el intervalo $[0,1]$.

En cuanto al proceso de selección se optó por la estrategia de torneo con retención del mejor individuo. En primera instancia se calcula la función de bienestar para los vectores de prueba X_n^P y los vectores objetivo X_n de la población P. Entonces, se deja pasar a la siguiente generación aquel vector que obtenga el mayor valor de función de bienestar, de esta forma se obtiene la siguiente generación de vectores objetivo $X_n (g + 1)$.

Los procesos descritos anteriormente se repiten hasta que g alcanza el valor de $Gmax$, que representa la cantidad de generaciones que se ejecuta el algoritmo. Posterior a ello se determina el mejor individuo de la última generación, quien representa la solución entregada por el algoritmo. Para determinar el MCS adecuado se realiza un mapeo entre el CQI y MCS utilizando la tabla 3.2, de acuerdo a la especificación TS36.212.

3.4.3. Modelo de Canal.

Se toma como referencia la Extensión del Modelo Peatonal B (ExtPedB, *Extension of Pedestrian B*) [76] que se basa en el Modelo de Línea de Retardo *Tapped* (TDLM, *Tapped Delay Line Model*), en el cual se fundamentan los modelos de canal considerados por la ITU a partir de los sistemas de tercera generación [77]. TDLM se caracteriza por el número de tomas, el retardo temporal en relación a la primera toma, la potencia medio respecto a la toma más intensa y el espectro Doppler de cada toma [78]. Por tanto la respuesta impulsiva de un canal basado en el modelo de línea de retardo *tapped* corresponde a la expresión 3.7.

$$h(t, \tau) = \sum_{i=1}^N c_i(t) \delta(\tau - \tau_i) \quad (3.7)$$

Donde:

$h(t, \tau)$ es la respuesta impulsiva en el instante t , y el retardo τ .

$c_i(t)$ es la i -ésima componente la respuesta impulsiva en el instante t .

$\delta(\tau - \tau_i)$ corresponde la función impulso unitario evaluada en el retardo τ_i .

N es la cantidad de componentes que se consideran relevantes para el modelo.

CQI	Modulación	Bits / símbolo (M)	Tasa de Codificación 1024	Eficiencia (η)
0	Sin transmisión			
1	QPSK	2	78	0.153
2	QPSK	2	120	0.2344
3	QPSK	2	193	0.3770
4	QPSK	2	308	0.6016
5	QPSK	2	449	0.8870
6	QPSK	2	602	1.1758
7	16QAM	4	378	1.4766
8	16QAM	4	490	1.9141
9	16QAM	4	616	2.4063
10	64QAM	6	466	2.7305
11	64QAM	6	567	3.3223
12	64QAM	6	666	3.9023
13	64QAM	6	772	4.5233
14	64QAM	6	873	5.1152
15	64QAM	6	948	5.5547

Tabla 3.2. Parámetros relacionados con CQI [50].

En la figura 3.7 se presenta gráficamente la respuesta impulsiva del canal basado en TDLM.

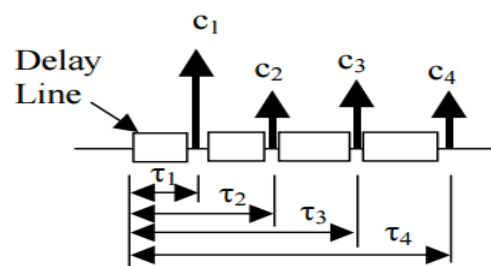


Figura 3.7. Respuesta impulsiva del canal basado en TDLM [79].

Para el estudio se consideran los parámetros de la tabla 3.3 que corresponden a la ExtPedB, el cual es adecuado para canalizaciones superiores a 5MHz [76], y es el caso de dispersión mediana de los retardos que se produce frecuentemente [79]. Por tanto ExtPedB es adecuado para sistemas OFDM de banda ancha como LTE y se emplea para las simulaciones del estudio.

Toma	Retardo Relativo (ns)	Potencia Media (dB)
1	0	0.0
2	30	-0.1
3	120	-3.7
4	200	-3.0
5	260	-0.9
6	800	-2.5
7	1200	-5.0
8	2300	-4.8
9	3700	-20.9

Tabla 3.3. Valores de referencia del modelo ExtPedB [76].

3.4.4. Cálculo de pérdidas y desvanecimiento del UE.

Este bloque permite estimar la potencia recibida por los terminales del sistema, la cual se toma para la estimación del CQI.

Para la pérdida de trayecto se considera el modelo de la ecuación 3.8 de acuerdo a la recomendación [49].

$$L_p = 40(1 - 4 \cdot 10^{-3} \cdot D_{hb}) \cdot \log_{10}(R) - 18 \cdot \log_{10}(D_{hb}) + 21 \cdot \log_{10}(f) + 80dB \quad (3.8)$$

Donde:

R es la separación entre la estación base y el equipo de usuario en kilómetros.

f es la frecuencia de portadora en MHz.

D_{hb} es la altura de la antena de la estación base en metros, medida desde el nivel promedio del techo.

El desvanecimiento por sombra representa las variaciones en la pérdida de canal causadas por obstáculos en el trayecto de propagación entre el equipo terminal y la estación base. Esta pérdida se modela a través de una variable aleatoria L_s con distribución lognormal [80], cuya función de densidad de probabilidad se presenta en la ecuación 3.9.

$$f(x, \mu, \sigma) = \frac{1}{x\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-(\ln x - \mu)^2 / 2\sigma^2} \quad (3.9)$$

Se emplean valores típicos para media y desviación estándar $\mu = 0$ y $\sigma = 6dB$ [80].

Por tanto la pérdida total para para cada terminal está dada por la expresión 3.10.

$$L = L_p + L_s \quad (3.10)$$

La potencia Recibida P_{rx} se estima a partir del balance de enlace de la expresión 3.11.

$$P_{rx}(dBm) = P_{tx}(dBm) + G_{tx}(dBi) - L(dB) \quad (3.11)$$

3.4.5. Estimación de CQI en cada UE.

El objetivo de este bloque es la obtención del valor del CQI en cada RB para los usuarios que solicitan recursos al ENB. Para ello se obtiene un valor de SINR que luego es mapeado a un valor discreto de CQI, este parámetro se utiliza por el planificador para el proceso de asignación de RB y la determinación del esquema de modulación y codificación más adecuado.

Para obtener la SINR en cada RB en el UE se utiliza el modelo de la expresión 3.12 [81].

$$SINR (dB) = P_{rx}(dBm) - 10 \text{ Log} \left(\frac{1}{|h_0|^2} n^2 \right) (dB) - \sum_{l=1}^{N_{int}} \frac{|h_l|^2}{|h_0|^2} P_{rx,l} (dB) \quad (3.12)$$

Donde:

P_{rx} es la potencia recibida calculada de acuerdo a la expresión 3.11.

n es una variable aleatoria que obedece a una distribución normal y representa el ruido del canal.

l es el índice de transmisores interferentes.

N_{int} representa el número total de transmisores interferentes.

$\frac{1}{|h_0|^2}$ y $\frac{|h_l|^2}{|h_0|^2}$ representan los parámetros de ruido e interferencia respectivamente.

Para obtener el valor de CQI correspondiente a la SINR en el equipo terminal se utiliza la función de mapeo [82] que se presenta en la figura 3.8. En los casos en que la SINR estimada se encuentre entre dos valores de CQI, se selecciona el menor de ellos.

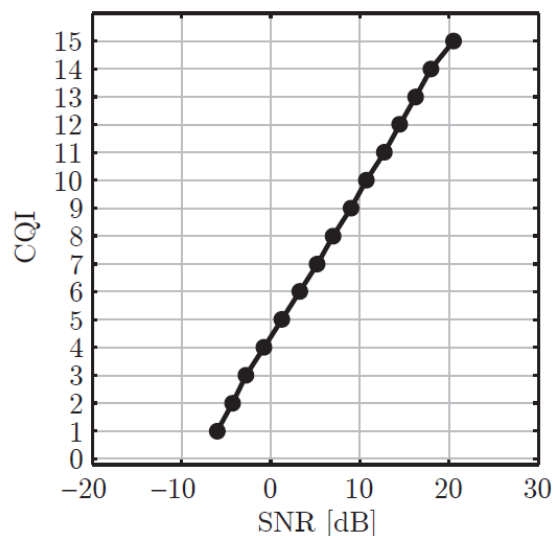


Figura 3.8. Función de mapeo entre SINR y CQI [82].

3.4.6. Generador de Tráfico.

De acuerdo a la recomendación [83], se emplea Búfer Lleno (FB, *Full Buffer*) como modelo de tráfico, en FB los búferes de los usuarios tienen una cantidad ilimitada de datos para transmitir y por tanto la carga de datos a transmitir nunca finaliza. Por tanto en este modelo de tráfico, la cantidad de usuarios de la celda es constante, porque siempre tienen datos por transmitir, tal como se observa en la figura 3.9.

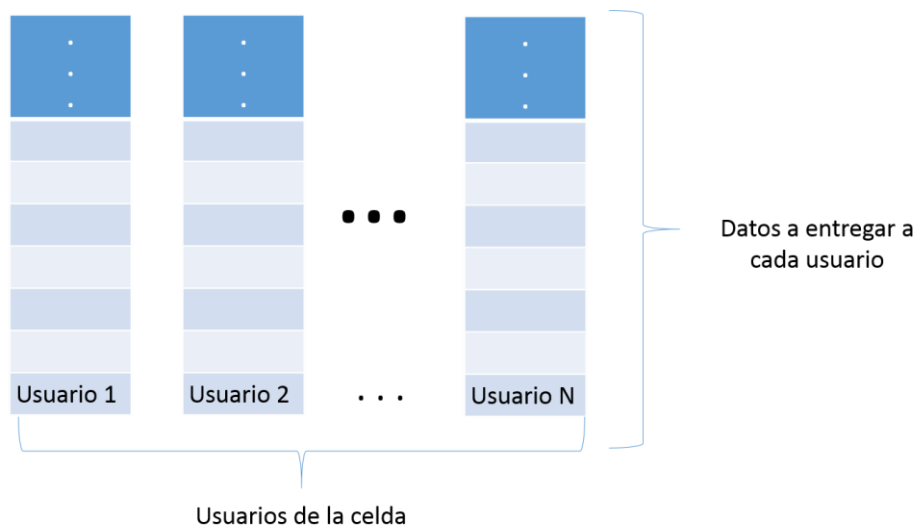


Figura 3.9. Modelo de tráfico FB. Fuente: por autor.

3.4.7. Evaluación del Desempeño.

Las métricas consideradas para la evaluación del Planificador de Paquetes basado en LTE Algoritmo Genético son: *throughput*, índice de justicia del sistema y porcentaje de ocupación de RB.

El *throughput* de cada UE es la tasa efectiva de bits que se transmiten a dicho terminal por unidad de tiempo, la tasa efectiva para éste modelo de simulación está relacionada con la eficiencia del MCS de acuerdo a la tabla 3.2, el *throughput* del sistema, es la sumatoria de las tasas efectivas de todos los terminales de un sector durante un TTI, por tanto, el *throughput* promedio del sistema se calcula a través de la relación entre

el *throughput* del sistema y el tiempo total de simulación del sistema definido por T intervalos de tiempo.

Para determinar la cantidad de bits efectivos que son entregados a un determinado usuario i en un intervalo de tiempo dado t , se introduce el concepto de Tamaño del Bloque de Transporte (TBS, *Transport Block Size*) que se calcula a partir de la expresión 3.13.

$$TBS_i^t(\text{bits}) = 160 \cdot \eta \cdot K_i^t \quad (3.13)$$

Donde:

η es la eficiencia de la codificación de canal de acuerdo a los valores de la tabla 3.2.

K_i^t Es la cantidad de RB asignados a un usuario i en el TTI t .

El total de bits asignados a un usuario durante T Intervalos de Tiempo de Transmisión (TTBS) se determina por la expresión 3.14.

$$TTBS_i = \sum_{t=1}^T TBS_i^t \quad (3.14)$$

A su vez el *throughput* promedio del sistema se obtiene al sumar el total de bits asignados a todos los usuarios y dividirlo entre los T intervalos de tiempo que se prueba el sistema, como se presenta en la expresión 3.15.

$$\bar{R}(\text{Mbps}) = \frac{\sum_i TTBS_i}{10^6 T} \quad (3.15)$$

Para determinar la equidad en la asignación de RB a los UE del sector se emplea el índice de justicia de Jain, [84] el cual se calcula de acuerdo a la expresión 3.16.

$$J = \frac{(\sum \bar{R}_i)^2}{n \sum (\bar{R}_i)^2} \quad (3.16)$$

Donde:

\bar{R}_i es el *throughput* promedio de cada usuario durante los T intervalos de tiempo de transmisión que toma la simulación.

El índice de ocupación de RB es una métrica de eficiencia de la planificación que se define a través de la expresión 3.17.

$$RBO(t) = \frac{RB_a(t)}{RB_d(t)} = \frac{\sum_{i \in I} \sum_{k \in K} x_{ik}}{K} \quad (3.17)$$

Donde:

$RB_a(t)$ es la cantidad de bloques de recursos asignados en un TTI t .

$RB_d(t)$ es la cantidad de bloques de recursos disponibles en un TTI t .

i identifica al i -ésimo usuario del sistema.

k identifica al k -ésimo usuario del sistema.

I es el número de usuarios del sistema.

K es la cantidad de RB disponibles en el sistema.

Si el sistema se evalúa en T intervalos de tiempo el porcentaje de ocupación de RB se calcula a través de la ecuación 3.18.

$$\%RBO = \frac{\sum_{t=1}^T RBO(t)}{T} \cdot 100\% \quad (3.18)$$

Donde:

$RBO(t)$ es el índice de ocupación de recursos para cada TTI t .

T es la cantidad de intervalos de tiempo en el cual se evalúa el sistema.

3.5. Construcción, verificación y validación del modelo de simulación.

3.5.1. Diseño de códigos computacionales.

En la figura 3.10 se presenta el pseudocódigo del algoritmo genético que se aplica al procedimiento de planificación de paquetes en el enlace de bajada de LTE, basado en el diagrama de flujo de la figura 3.5. A continuación se realiza una descripción del diseño de las actividades involucradas en el pseudocódigo de la figura 3.10.

```

Procedimiento AG
  Definir los parámetros del AG
  Generar la población inicial de vectores objetivo  $P\{X_n(0)\}$ 
  Para  $g = 1$  hasta  $G_{max}$ 
    Construir los vectores mutados  $X_n^M(g)$ 
    Recombinar  $X_n^M(g)$  y  $X_n(g)$ 
    Obtener vectores de prueba  $X_n^p(g)$ 
    Aplicar selección por torneo entre  $X_n^p(g)$  y  $X_n(g)$  para obtener  $P\{X_n(g+1)\}$ 
    Incrementar  $g$ 
  Escoger el mejor individuo de  $P(g)$ 
Fin Procedimiento AG.

```

Figura 3.10. Pseudocódigo del GA para el procedimiento de planificación de paquetes en el enlace de bajada de LTE. Fuente: por autor.

Definir los parámetros del GA: consiste en la asignación de los valores para los parámetros: número de bloques de recursos (K), número de usuarios (I), número de generaciones (G_{max}), número de individuos o vectores (ng), tamaño de la población (N), probabilidad de cruce (p_r). Estos valores corresponden al plan de pruebas para la simulación.

Generar la población inicial de vectores objetivo $P\{X_n(0)\}$: en esta fase se generan N individuos (soluciones) que conforman la población inicial del GA. Para garantizar la factibilidad de las soluciones se permite que sólo un individuo pueda acceder a un bloque de recursos, esto se realiza asignando a lo sumo un uno (1) en cada una de

las columnas de la matriz P. El pseudocódigo para la conformación de la población inicial se presenta en la Figura 3.11.

Construir los vectores mutados $X_n^m(g)$: Consiste en la obtención de soluciones factibles a partir de la aplicación del operador de mutación diferencial con tres individuos mutuamente excluyentes. El pseudocódigo se presenta en la figura 3.12.

```

Generar la población inicial
  Para i desde 1 hasta N con incrementos de 1 hacer:
    Generar una matriz vacía (xp) de tamaño l x K
    Para k desde 1 hasta K con incrementos de 1 hacer:
      Generar un valor aleatorio p1 ∈ {0, 1}
      Si p =1 entonces:
        Generar un número aleatorio p2 ∈ {0, 1}
        Asignar 1 a la matriz xp en la posición (p2, k)
      Fin-si
    Concatenar filas de la matriz P para conformar el vector x (i)
  Fin-para
  Fin-para
Fin definir población inicial

```

Figura 3.11. Pseudocódigo definición de la población inicial de vectores objetivo.
Fuente: por autor.

```

Construir los vectores mutados  $X_n^m(g)$ 
  Escoger aleatoriamente tres individuos mutuamente excluyentes r1, r2 y r3
  Obtener el vector mutado (v) empleando mutación diferencial con r1, r2 y r3
  Garantizar factibilidad del vector mutado
Fin Construir los vectores mutados  $X_n^m(g)$ 

```

Figura 3.12. Pseudocódigo para la construcción de los vectores mutados $X_n^m(g)$.
Fuente: por autor.

Recombinar $X_n^m(g)$ y $X_n(g)$: Consiste en intercambiar los genes de los individuos de la población con los obtenidos en el proceso de mutación diferencial en un intervalo definido entre un límite inferior y un límite superior. El pseudocódigo se presenta en la figura 3.13.

Recombinar $X_n^m(g)$ y $X_n(g)$:
Obtener un vector con valores aleatorios de límite inferior de la recombinación.
Obtener un vector con valores aleatorios de límite superior de la recombinación.
Obtener los vectores de prueba $X_n^p(g)$ recombinando los genes de los individuos de la población de vectores objetivo con los individuos de la población mutada.
Garantizar la factibilidad de los vectores de prueba $X_n^p(g)$.
Fin Recombinar $X_n^m(g)$ y $X_n(g)$:

Figura 3.13. Pseudocódigo para la recombinación de los vectores $X_n^m(g)$ y $X_n(g)$. Fuente: por autor.

Aplicar selección por torneo entre $X_n^p(g)$ y $X_n(g)$: Consiste en evaluar los vectores de prueba obtenidos en el proceso de recombinación y reemplazarlos con los vectores objetivos respectivos en la población en caso en que se obtenga un mayor valor para la función objetivo. El pseudocódigo se presenta en la figura 3.14.

Aplicar selección por torneo entre $X_n^p(g)$ y $X_n(g)$:
Estimar la función de bienestar para la población de vectores objetivo $f\{g\}$
Estimar la función de bienestar para la población de vectores de prueba $f\{X_n^p(g)\}$
Si $f\{X_n^p(g)\} > f\{X_n(g)\}$
Reemplazar vector de prueba $X_n^p(g)$ por vector $f\{X_n^p(g)\}$ en la población
Si no
Mantener el vector $X_n(g)$ en la población.
Fin – si

Figura 3.14. Pseudocódigo para la selección por torneo entre $X_n^p(g)$ y $X_n(g)$. Fuente: por autor.

3.5.2. Definición de los escenarios de simulación.

Con el fin de experimentar con el modelo de simulación propuesto y evidenciar la respuesta del planificador propuesto a diversos parámetros, se plantearon cinco escenarios, tomando en cuenta la variación de parámetros que suponen afectaciones al comportamiento del algoritmo y el desempeño a nivel de sistema. Las métricas empleadas para la evaluación del desempeño del sistema son *throughput* del sistema, índice de justicia y porcentaje de ocupación de RB.

Para determinar el número de repeticiones (TTI), en la cual se observará el desempeño de los planificadores, se empleó la ecuación 3.19 [85].

$$n = \left(\frac{Z_{\alpha/2} CV}{w} \right)^2 \quad (3.19)$$

Donde:

n es la cantidad mínima de simulaciones o eventos.

$Z_{\alpha/2}$ representa el valor de la distribución normal que representa la cola superior de la distribución establecida por el nivel de confianza de la media, dado por $1 - \alpha$.

w es el ancho del intervalo de confianza objetivo.

CV representa el coeficiente de variación admitido en los datos.

Considerando un nivel de confianza de la media del 95%, un ancho de intervalo de confianza objetivo de 0.01 y un coeficiente de variación admitido del 15%, n debe ser de al menos 865 repeticiones, para el estudio se emplearon 1000 simulaciones para la evaluación de los planificadores.

La configuración general de parámetros del sistema LTE en el enlace bajada se muestra en la Tabla 3.4

Escenario 1. Variación de la probabilidad de cruce.

En este escenario se considera el impacto de la variación de la probabilidad de cruce sobre el desempeño del sistema. En la tabla 3.5 se presentan los parámetros del escenario 1.

Parámetro	Valor
Topología	1 sitio / 3 sectores
Tamaño de espacio de trabajo.	1.2Km x 1.2 Km
Frecuencia de operación f	2.140 Ghz
Ancho de banda	10 Mhz
Bloques de Recursos K	50
Modo de transmisión	SISO
Potencia de Trasmisión ENB P_{tx}	40 dBm
Ganancia máxima de la antena ENB G_{tx}	15 dBi
Modelo de pérdida de trayecto	TS 36.942 entorno urbano.
Modelo de Canal	ExtPedB
Tiempo de Simulación (Repeticiones)	1000 TTI

Tabla 3.4. Configuración general de parámetros del sistema.

Distribución de UE	Parámetros A.G.				Parámetros GPF	
	Tamaño de Población	Probabilidad de Cruce p_r	Número de Generaciones G_{max}	Número de UE I	ε	φ
Uniforme en el espacio de trabajo	2D	0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9	40	10	1	1

Tabla 3.5. Escenario 1. Variación de la probabilidad de cruce.

Escenario 2. Variación de los parámetros GPF.

El objetivo de este escenario es analizar el impacto de la variación de los parámetros ε y φ de la métrica GPF, empleados para el cálculo de los coeficientes de la función objetivo, sobre el desempeño del sistema. En la tabla 3.6 se presenta la configuración de los parámetros para el escenario 2.

Distribución de UE	Parámetros A.G.				Parámetros GPF	
	Tamaño de Población	Probabilidad de Cruce p_r	Número de Generaciones G_{max}	Número de UE I	ε	φ
Uniforme en el espacio de trabajo	2D	0.9	20	10	3	1
					2	1
					1	1
					1	2
					1	3

Tabla 3.6. Escenario 2. Variación de parámetros de métrica GPF.

Escenario 3. Variación del tamaño de población.

Este escenario tiene como objetivo analizar el impacto de la variación tamaño de la población sobre el desempeño del sistema, se consideran tamaños de población proporcionales a la dimensión del espacio de soluciones D , en el algoritmo propuesto D está dado por el número de genes n_g . En la tabla 3.7 se presentan los parámetros del escenario 1, se consideran los valores fijos recomendados por estudios previos de algoritmos evolutivos y planificación de paquetes [32], [37], [69], [71], [75], [86].

Distribución de UE	Parámetros A.G.				Parámetros GPF	
	Tamaño de Población	Probabilidad de Cruce p_r	Número de Generaciones G_{max}	Número de UE I	ε	φ
Uniforme en el espacio de trabajo	D/2, D, 2D, 4D, 6D, 8D, 10D.	0.9	40	10	1	1

Tabla 3.7. Escenario 3. Variación del tamaño de población.

Escenario 4. Variación del número de generaciones.

Este escenario tiene como objetivo analizar el impacto de la variación del número de generaciones G_{max} sobre el desempeño del sistema, se consideran valores entre 20 y 100 [37], [39], [40]. En la tabla 3.8 se presentan los parámetros del escenario 2.

Distribución de UE	Parámetros A.G.				Parámetros GPF	
	Tamaño de Población	Probabilidad de Cruce p_r	Número de Generaciones G_{max}	Número de UE I	ε	φ
Uniforme en el espacio de trabajo	2D	0.7	20, 40, 60, 80, 100, 120, 140, 160, 180, 200	10	1	1

Tabla 3.8. Escenario 4. Variación del número de generaciones.

Escenario 5. Variación del número de UE del Sistema.

En este escenario se analiza el impacto de la variación del número de terminales en cada sector sobre el desempeño del sistema, de esta forma se analiza la escalabilidad que del planificador en la capacidad de mantener estables las métricas del sistemas pese al incremento de terminales. En la tabla 3.9 se muestra la configuración de los parámetros del escenario 5.

Distribución de UE	Parámetros A.G.				Parámetros GPF	
	Tamaño de Población	Probabilidad de Cruce p_r	Número de Generaciones G_{max}	Número de UE I	ε	φ
Uniforme en el espacio de trabajo	2D	0.9	40	10	1	1
				20		
				30		
				40		
				50		

Tabla 3.9. Escenario 5. Variación de cantidad de UE del sistema.

3.5.3 Validación del modelo de simulación.**3.5.3.1 Validez estadística de los datos obtenidos.**

Para el conjunto de datos obtenidos en las simulaciones de cada escenario se emplea como medida de localización la media, y como medidas de variabilidad la varianza y

el coeficiente de variación, que se adquirirán utilizando el paquete de computación estadística R versión 3.2.2. El Coeficiente de Variación (CV, *Coefficient of Variation*) permite la comparación de variables aleatorias libres de efectos de escala.

En la tabla 3.10 se muestra la escala de fiabilidad propuesta para el CV en los datos obtenidos de *throughput*, índice de justifica y porcentaje de ocupación de RB en la simulación de los escenarios propuestos. Un CV superior al 30% indica problemas en los datos recolectados o que el experimento se encuentra fuera de control [87]. Como se analizó en la sección 3.5.2 y la aplicación de la ecuación 3.19 con la cantidad de simulaciones propuestas se tiene un CV admitido del 15% y por ende valores menores a este son considerados adecuados, en tanto que valores de CV entre el 15% y el 30% se consideran aceptables.

Escala de fiabilidad	Rango coeficiente de variación.
Adecuado	<15%
Aceptable	15% - 30%
Inaceptable	>30%

Tabla 3.10. Escala de fiabilidad propuesta para el coeficiente de variación.

Para el análisis de correlación entre los parámetros evaluados en los escenarios se emplea el coeficiente de Pearson (ρ) que tiene como intención medir la fuerza de la relación entre dos variables [88]. Para efectos del presente estudio se emplea la escala de interpretación propuesta por [89] que se presenta en la tabla 3.11.

3.5.3.2 Escalas cualitativas para las métricas de desempeño.

Dado el carácter continuo de las métricas de desempeño empleadas en el estudio se proponen escalas cualitativas ordinales [90], que facilitan el análisis de los datos obtenidos en la simulación de los escenarios propuestos. En la tabla 3.11 se muestra la escala de fiabilidad empleada para la interpretación del coeficiente de Pearson en el análisis de resultados de los escenarios de simulación llevados a cabo en el estudio.

Magnitud de la correlación	Rango Coeficiente de Pearson
Correlación negativa perfecta	$\rho = -1.00$
Correlación negativa fuerte	$-1 < \rho \leq -0.9$
Correlación negativa considerable	$-0.9 < \rho \leq -0.75$
Correlación negativa media	$-0.75 < \rho \leq -0.5$
Correlación negativa débil	$-0.5 < \rho \leq -0.1$
Correlación nula	$-0.1 < \rho < 0.1$
Correlación positiva débil	$0.1 \leq \rho < 0.5$
Correlación positiva media	$0.5 \leq \rho < 0.75$
Correlación positiva considerable	$0.75 \leq \rho < 0.9$
Correlación positiva muy fuerte	$0.9 \leq \rho < 1$
Correlación positiva perfecta	$\rho = 1.00$

Tabla 3.11. Escala de fiabilidad para el coeficiente de Pearson [89].

En la tabla 3.12 se presentan las escalas cualitativas para las métricas de desempeño índice de justicia y porcentaje de ocupación de RB, que se desarrollaron a partir del análisis de los valores obtenidos en estudios previos [91]–[96] para diversos algoritmos de planificación en el enlace de bajada de LTE.

Escala de fiabilidad	Índice de justicia (J)	Ocupación de RB (%)
Muy adecuado	0.950 – 1.000	0.900 – 1.000
Adecuado	0.900 – 0.949	0.800 – 0.899
Aceptable	0.800 – 0.899	0.700 – 0.799
Inadecuado	0.700 – 0.799	0.600 – 0.699
Muy inadecuado	< 0.700	<0.600

Tabla 3.12 Escalas de fiabilidad propuesta para índice de justicia y porcentaje de ocupación de RB.

Para el análisis del desempeño del planificador en lo referente a *throughput* se genera una escala de fiabilidad basada en la expresión 3.19 [52].

$$R_N = \frac{\bar{R}}{R_{MR}} \quad (3.19)$$

Donde:

R_N corresponde al *throughput* normalizado.

\bar{R} es el *throughput* promedio del sistema obtenido por el planificador de paquetes del enlace de bajada de LTE basado en algoritmos genéticos.

R_{MR} es el *throughput* promedio del sistema obtenido por el planificador MR.

La escala de fiabilidad empleada para la interpretación del *throughput* normalizado se presenta en la tabla 3.13.

Escala de fiabilidad	<i>Throughput</i> normalizado
Muy adecuado	0.900 – 1.000
Adecuado	0.800 – 0.899
Aceptable	0.700 – 0.799
Inadecuado	0.600 – 0.699
Muy inadecuado	<0.600

Tabla 3.13 Escala de fiabilidad propuesta para el análisis del *throughput*.

Capítulo 4

Experimentación y análisis de resultados.

En este capítulo se presenta el análisis del desempeño del planificador de paquetes basado en algoritmos genéticos, a partir de los resultados obtenidos por la simulación de los escenarios propuestos en la herramienta *LTE Downlink System Level Simulator v 1.7* de *Vienna University of Technology* soportada en Matlab. Posteriormente se compara el desempeño del planificador propuesto con los planificadores PF y RR.

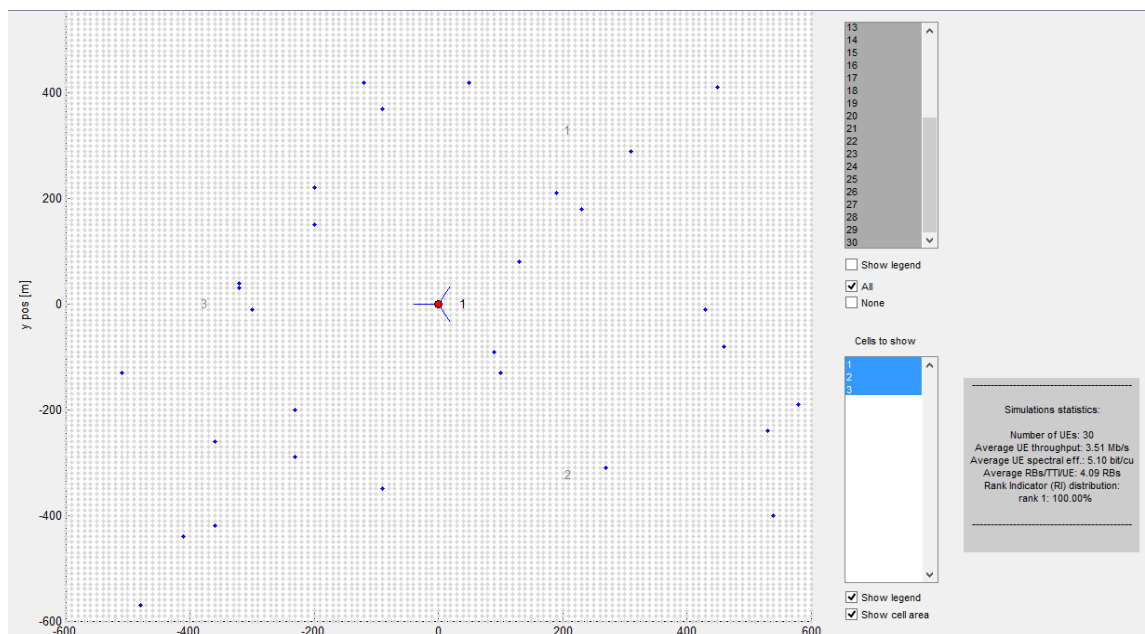
Se ejecutaron 1000 repeticiones del algoritmo con el fin de obtener resultados válidos estadísticamente ya que brinda un nivel de confianza de la media superior al 95% y un coeficiente de variación menor al 15% considerando un intervalo de confianza de 0.01 [85]. Posteriormente se realizó una comparación del algoritmo de planificación de paquetes propuesto con respecto a los algoritmos, PF y RR. Los parámetros generales del escenario de las simulaciones llevadas a cabo se presentan en la tabla 4.1.

La figura 4.1 presenta la interfaz del escenario de simulación de la herramienta *LTE Downlink System Level Simulator v 1.7* de *Vienna University of Technology*, donde se aprecia la ubicación aleatoria de los usuarios en el espacio de trabajo alrededor del ENB que posee tres sectores, el simulador también arroja los datos de *throughput* promedio, índice de justicia y porcentaje de ocupación de RB que son pertinentes para el estudio.

Para los análisis descriptivos y correlacionales, que se presentan a continuación, se emplean las escalas cualitativas mencionadas en la sección 3.5.3.

Característica	Valor
Topología	1 sitio / 3 sectores
Tamaño de espacio de trabajo.	1.2Km x 1.2 Km
Frecuencia de operación f	2.140 Ghz
Ancho de banda / Bloques de Recursos K	10 Mhz / 50 RB
Modo de transmisión	SISO
Potencia de Trasmisión ENB P_{tx}	40 dBm
Ganancia máxima de la antena ENB G_{tx}	15 dBi
Modelo de pérdida de trayecto	TS 36.942 entorno urbano.
Modelo de Canal	ExtPedB
Tiempo de Simulación (Repeticiones)	1000 TTI

Tabla 4.1. Parámetros generales de simulación.

Figura 4.1. Escenario de simulación *LTE Downlink System Level Simulator v 1.7* de *Vienna University of Technology*.

4.1. Resultados de simulación.

4.1.1. Escenario 1 – Variación de la probabilidad de cruce.

En el escenario 1 se evalúa el impacto de la variación de la probabilidad de cruce sobre el desempeño del sistema, la probabilidad de cruce está relacionada con la exploración del espacio de soluciones y por ende afecta directamente los valores de la función objetivo de los individuos que conforman la población.

La tabla 4.2 muestra los resultados de *throughput* del sistema, en el escenario 1 para los valores seleccionados de probabilidad de cruce, la varianza de los datos recolectados se encuentra entre 0.066 y 0.491, mientras que el coeficiente de variación máximo es de 2.054%, por tanto la validez estadística de los datos recolectados es adecuada. Los valores de *throughput* normalizado son aceptables, ya que se encuentran entre 0.735 y 0.782.

Probabilidad de Cruce p_r	Valor Promedio R (Mbps)	Valor Normalizado R_N	Varianza σ^2	Coficiente de Variación (%)
0.1	32.542	0.736	0.098	0.962
0.2	32.532	0.735	0.102	0.981
0,3	32.496	0.735	0.122	1.074
0,4	32.619	0.737	0.222	1.445
0.5	32.620	0.737	0.367	1.858
0.6	32.944	0.745	0.235	1.470
0.7	33.386	0.755	0.066	0.768
0.8	34.098	0.771	0.491	2.054
0.9	34.588	0.782	0.103	0.923

Tabla 4.2. Resultados de *throughput* del sistema variando la probabilidad de cruce.

En la figura 4.2 se presentan los resultados del desempeño en cuanto a *throughput* del sistema, para el algoritmo propuesto con diferentes valores de p_r . Se evidencia que el mejor desempeño se obtiene con $p_r = 0.9$ y el peor desempeño con $p_r = 0.3$, con valores de *throughput* del sistema de 34.588 Mbps y 32.496 Mbps respectivamente lo cual es una diferencia poco significativa. Se observa que se requiere una alta

exploración del espacio de soluciones por parte del algoritmo de planificación para obtener los mayores valores de *throughput* del sistema.

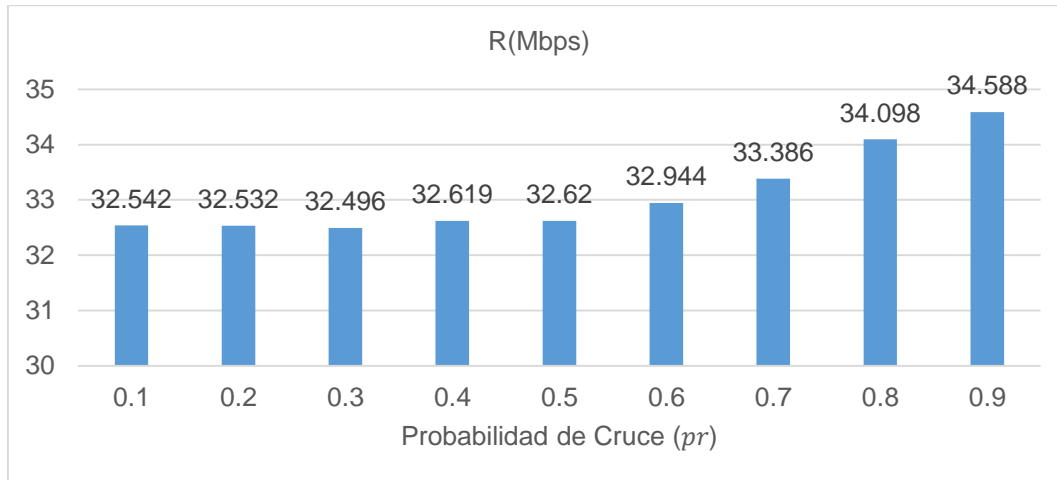


Figura 4.2. *Throughput* del sistema vs probabilidad de cruce en el escenario 1. Fuente: por autor.

La tabla 4.3 muestra los resultados de índice de justicia en el escenario 1 para los valores escogidos de probabilidad de cruce; la varianza de los datos recolectados se encuentra un valor máximo de 1.498×10^{-2} , mientras que el coeficiente de variación oscila entre 1.543% y 13.373%, por lo que los valores obtenidos tienen una validez estadística adecuada.

Probabilidad de Cruce p_r	Valor Promedio J	Varianza σ^2	Coefficiente de Variación (%)
0.1	0.950	1.381×10^{-3}	3.913
0.2	0.970	2.238×10^{-4}	1.543
0.3	0.958	1.295×10^{-4}	3.756
0.4	0.913	9.660×10^{-3}	10.770
0.5	0.915	1.498×10^{-2}	13.373
0.6	0.900	4.112×10^{-3}	7.117
0.7	0.913	1.463×10^{-2}	13.252
0.8	0.965	9.286×10^{-4}	3.157
0.9	0.930	8.277×10^{-3}	9.782

Tabla 4.3. Resultados de *throughput* del sistema variando la probabilidad de cruce.

En la figura 4.3 se presentan los resultados del desempeño en cuanto a índice de justicia del sistema para algoritmo propuesto con diferentes valores de p_r . Se evidencia que el mejor desempeño se obtiene con $p_r = 0.2$ y $p_r = 0.8$ y el peor desempeño con $p_r = 0.6$, con valores de índice de justicia del sistema de 0.970, 0.965 y 0.901 respectivamente, lo cual significa que el planificador propuesto alcanza valores muy adecuados de justicia en la asignación de recursos, lo que implica que los terminales en promedio tienden a acceder a los recursos equitativamente.

La tabla 4.4 presenta los resultados de porcentaje de ocupación de RB en el escenario 1 para diferentes valores de probabilidad de cruce; la varianza de los datos recolectados se encuentra entre 0.010 y 2.013, mientras que el coeficiente de variación oscila entre 0.133% y 1.794%, que indica que los datos obtenidos tienen una validez estadística adecuada.

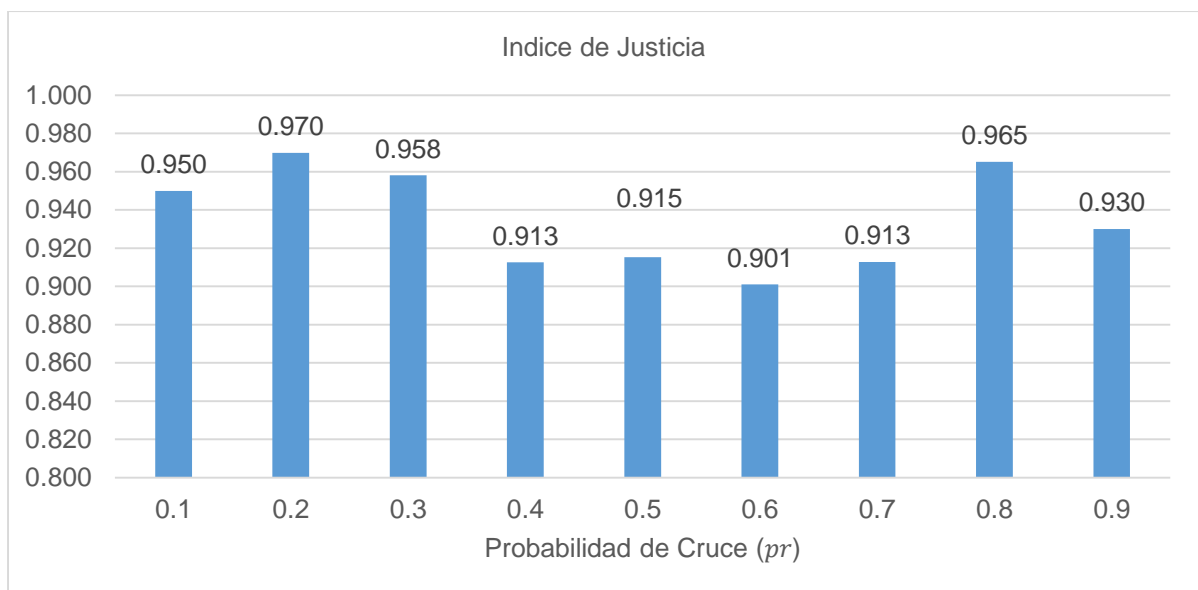


Figura 4.3. Índice de justicia vs probabilidad de cruce en el escenario 1. Fuente: por autor.

Probabilidad de Cruce p_r	Ocupación de RB (%)	Varianza σ^2	Coefficiente de Variación (%)
0.1	75.660	0.018	0.177
0.2	75.607	0.010	0.133
0.3	76.006	0.042	0.269
0.4	76.199	0.068	0.343
0.5	76.512	0.147	0.502
0.6	77.042	0.015	0.160
0.7	77.673	0.083	0.370
0.8	79.063	2.013	1.794
0.9	80.485	0.058	0.298

Tabla 4.4. Resultados de porcentaje de ocupación de RB del sistema variando la probabilidad de cruce.

En la figura 4.4 se muestran los resultados del desempeño en cuanto a porcentaje de ocupación de RB para el algoritmo propuesto para diferentes valores de p_r . Se evidencia que el mejor desempeño se obtiene con $p_r = 0.9$ y el peor desempeño con $p_r = 0.2$, con valores de porcentaje de ocupación de RB de 75.607% y 80.485% respectivamente, lo que indica que los datos obtenidos por el planificador de paquetes basado en algoritmos genéticos se encuentran entre valores adecuados y aceptables. No alcanzan el 100% debido a que el tamaño de población y la cantidad de generaciones considerada en este escenario no logra explorar efectivamente el espacio de soluciones.

En la tabla 4.5 se presentan los resultados del coeficiente de correlación de Pearson entre los valores de probabilidad de cruce y las métricas de desempeño del sistema, se aprecia una correlación positiva considerable para el *throughput* y una correlación positiva muy fuerte para la ocupación de RB, mientras que para el índice de justicia se obtiene una correlación negativa débil. Esto representa que la exploración del espacio de soluciones, condicionada por el incremento de la probabilidad de cruce, incide de forma directa en las métricas de *throughput* y ocupación de RB, en tanto que para el índice justicia no tiene relación alguna.

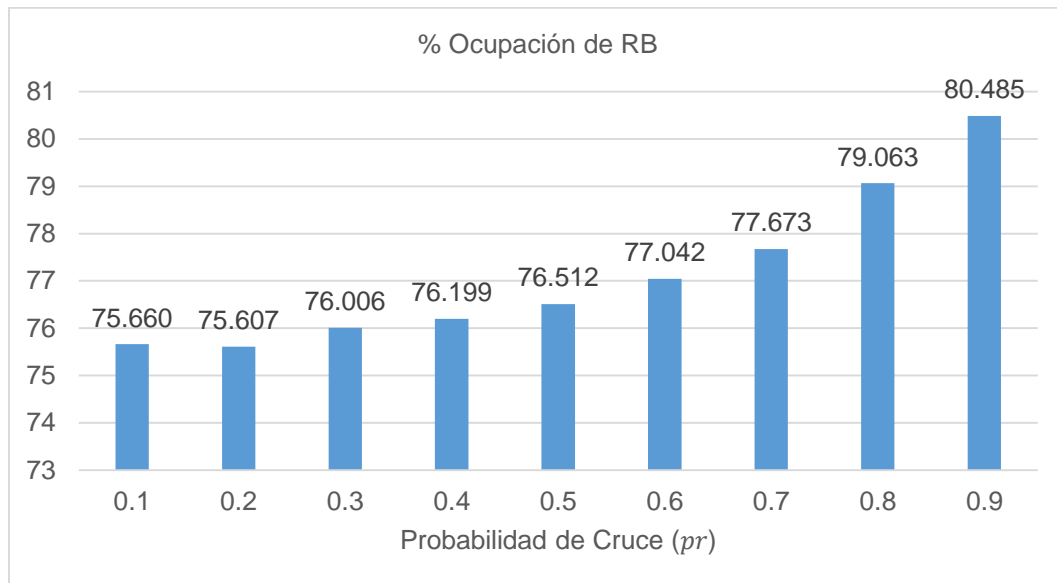


Figura 4.4. Porcentaje de ocupación de RB vs probabilidad de cruce en el escenario 1. Fuente: por autor.

Métrica de Desempeño	Coefficiente de Pearson (ρ)
<i>Throughput</i>	0.874
Índice de Justicia	-0.353
Ocupación de RB	0.919

Tabla 4.5 Coeficientes de correlación de Pearson para métricas de desempeño del sistema.

De acuerdo a los datos obtenidos, se puede apreciar que el valor de p_r empleado en el algoritmo genético afecta el desempeño del sistema, la mejor configuración de p_r depende la métrica que se requiera priorizar, por tanto si se necesita maximizar *throughput* y porcentaje de ocupación de RB p_r debe ser 0.9, pero si prima la justicia en la asignación de RB p_r debe seleccionarse en 0.2 o 0.8. Desde la perspectiva del algoritmo evolutivo una exploración significativa del espacio de soluciones mejora el *throughput* y porcentaje de ocupación de RB y una baja exploración favorece el índice de justicia del sistema.

4.1.2. Escenario 2 – Variación de los parámetros GPF.

En el escenario 2 se evalúa el impacto de la variación de los parámetros de la métrica GPF sobre el desempeño del sistema. Los parámetros ε y φ son usados por el algoritmo genético para calcular la métrica y perfilar el valor de función de objetivo para los individuos de la población.

La tabla 4.6 presenta los resultados de *throughput* del sistema en el escenario 2 para los valores seleccionados parámetros GPF, la varianza de los datos recolectados se encuentra entre 0.00849 y 0.22669, mientras que el coeficiente de variación máximo es de 1.36876%, obteniendo una validez estadística de los datos que es adecuada. Los valores de *throughput* normalizado son aceptables, ya que se encuentran entre 0.781 y 0.789.

ε	φ	Valor Promedio R (Mbps)	Valor Normalizado R_N	Varianza σ^2	Coficiente de Variación (%)
3	1	34.659	0.784	0.037	0.553
2	1	34.895	0.789	0.008	0.264
1	1	34.588	0.782	0.103	0.930
1	2	34.785	0.787	0.227	1.369
1	3	34.552	0.781	0.051	0.655

Tabla 4.6. Resultados de *throughput* del sistema variando los parámetros GPF.

En la figura 4.5 se presentan los resultados del desempeño en cuanto a *throughput* del sistema para el algoritmo propuesto para diferentes parámetros de la métrica GPF. Se evidencia que el mejor desempeño se obtiene con la relación $\varepsilon/\varphi = 2/1$ y el peor desempeño con $\varepsilon/\varphi = 1/3$, con valores de *throughput* del sistema de 34.895 Mbps y 34.552 Mbps respectivamente, que presentan una variación máxima de 0.008 del *throughput* normalizado, por lo cual la incidencia de éste parámetro con los valores escogidos es poco significativa.

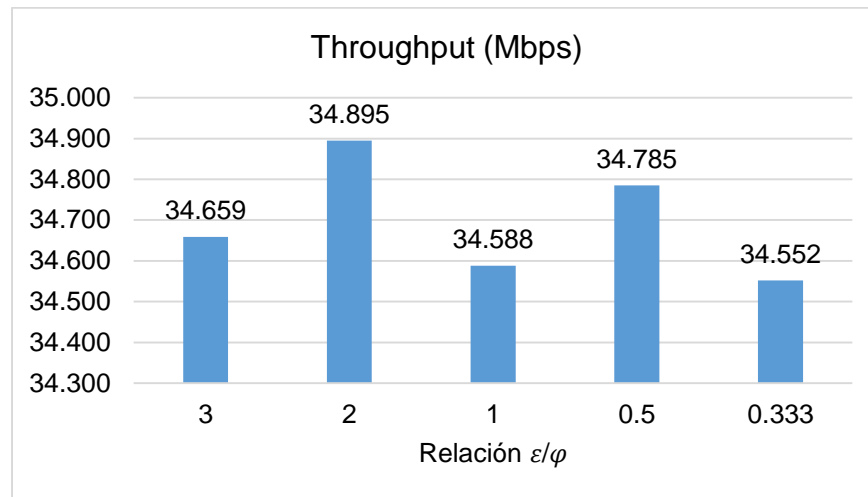


Figura 4.5. *Throughput* del sistema vs relación ε/φ en el escenario 2. Fuente: por autor.

La tabla 4.7 presenta los resultados de índice de justicia en el escenario 2 para los valores escogidos de parámetros GPF; la varianza de los datos recolectados se encuentra un valor máximo de 8.276×10^{-3} , mientras que el coeficiente de variación oscila entre 0.380 y 9.782, estos valores validan estadísticamente la experiencia llevada a cabo para la recolección de los datos.

ε	φ	Valor Promedio J	Varianza σ^2	Coficiente de Variación (%)
3	1	0.972	9.399×10^{-4}	3.154
2	1	0.968	2.217×10^{-4}	1.538
1	1	0.930	8.276×10^{-3}	9.782
1	2	0.978	1.383×10^{-3}	0.380
1	3	0.954	4.044×10^{-4}	2.107

Tabla 4.7. Resultados de *throughput* del sistema variando los parámetros GPF.

En la figura 4.6 se presentan los resultados del desempeño en cuanto a índice de justicia del sistema para algoritmo propuesto con diferentes valores de parámetros GPF. El planificador propuesto alcanza valores adecuados de justicia en la asignación de recursos para los valores empleados de ε/φ de la simulación, se aprecia que la asignación es más justa con $\varepsilon/\varphi = 0.5$ y el peor desempeño con $\varepsilon/\varphi = 1$, con valores de índice de justicia del sistema que oscilan entre 0.978 y 0.930 respectivamente.

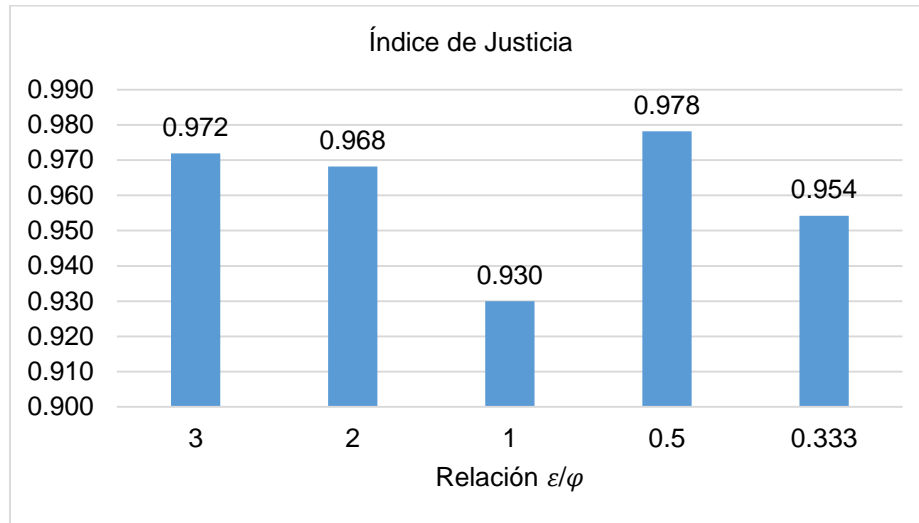


Figura 4.6. Índice de justicia vs relación ε/φ del escenario 2. Fuente: por autor.

De acuerdo a lo establecido para el escenario 2 se tomaron los datos de porcentaje de ocupación de RB para diferentes valores de ε/φ que se presentan en la tabla 4.8, se aprecia una varianza máxima de los datos recolectados es de 1.57, mientras que el mayor coeficiente de variación es del 1.564%, lo cual demuestra que la técnica de recolección de datos es repetible.

ε	φ	Ocupación de RB (%)	Varianza σ^2	Coeficiente de Variación (%)
3	1	80.388	2.73×10^{-3}	0.001
2	1	80.556	3.29×10^{-3}	0.001
1	1	80.485	5.76×10^{-2}	0.298
1	2	80.157	1.57	1.564
1	3	80.324	1.64×10^{-1}	0.505

Tabla 4.8. Resultados de porcentaje de ocupación de RB del sistema variando los parámetros GPF.

Al plasmar los datos obtenidos del escenario 2 con relación al porcentaje de ocupación de RB en la figura 4.7 se evidencia que la mayor ocupación se obtiene con $\varepsilon/\varphi = 2$ y la menor con, $\varepsilon/\varphi = 0.5$ con valores de porcentaje de ocupación de RB de 80.556% y 80.157% respectivamente, lo que indica que los datos obtenidos por el planificador de

paquetes basado en algoritmos genéticos se encuentran en valores adecuados, pero que la incidencia de los parámetros de la métrica no es significativa en las condiciones en las que se generó el escenario.

En la tabla 4.9 se presentan los resultados del coeficiente de correlación de Pearson entre los valores de ε/φ y las métricas de desempeño del sistema. De acuerdo a la escala de interpretación apropiada en la metodología, se aprecia una correlación positiva débil para todas las métricas de desempeño consideradas en el estudio, lo que implica que no existe correlación entre los valores de ε/φ y las métricas de desempeño del sistema y por tanto no es posible establecer una relación lineal y por tanto generalizar su comportamiento.

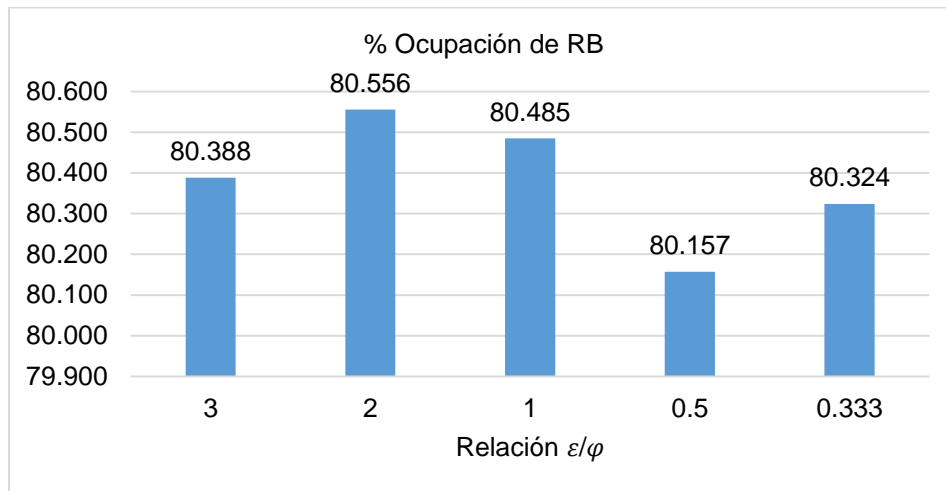


Figura 4.7. Porcentaje de ocupación de RB vs relación ε/φ en el escenario 2. Fuente: por autor.

Métrica de Desempeño	Coefficiente de Pearson (ρ)
Throughput	0.277
Índice de Justicia	0.300
Ocupación de RB	0.488

Tabla 4.9. Coeficientes de correlación de Pearson para métricas de desempeño del sistema para el escenario 2.

De acuerdo a los datos obtenidos, se puede apreciar que la relación ε/φ empleada en el algoritmo genético afecta de forma poco significativa el desempeño del sistema, sin embargo la mejor configuración de ε/φ depende la métrica que se requiera priorizar, por tanto si se desea maximizar *throughput* y porcentaje de ocupación de RB ε/φ debe ser 2, pero si prima la justicia en la asignación de RB debe seleccionarse en 0.5. Esta variación tan poco significativa puede deberse a que las métricas de GPF al transcurrir el tiempo de simulación tienden a equipararse ya que los usuarios que lograron acceder a recursos en un TTI, tendrán menor probabilidad de tomar recursos en el siguiente y aquellos que no fueron favorecidos en un determinado TTI, tienen mayor probabilidad de ser escogidos en el siguiente.

Se observa además, una correlación positiva débil entre el parámetro ε/φ y el desempeño del sistema. Sin embargo un punto a favor de estos parámetros en el planificador es la nula afectación sobre el tiempo de ejecución, ya que éste solo incide en los valores de métrica y no en los tamaños de vectores o la cantidad de operaciones necesarias a desarrollar en cada una de las fases del algoritmo de planificación.

4.1.3. Escenario 3 – Variación del tamaño de población.

El tamaño de la población en un algoritmo es un parámetro de alta relevancia ya que determina el espacio de soluciones que se explora en cada iteración, un tamaño de población grande favorece la exploración del espacio de soluciones que pero penaliza el tiempo de ejecución de los algoritmos evolutivos, por tanto se adelanta en el escenario 3 una evaluación del impacto de la variación del tamaño de población sobre las métricas de desempeño del sistema de tal forma que se pueda determinar una configuración adecuada que sea un compromiso entre eficiencia y efectividad.

Al analizar los datos recolectados en el escenario 3 para el *throughput* del sistema, sintetizados en la tabla 4.10, se observa que la varianza está entre 0.006 y 0.569, mientras que el coeficiente de variación alcanzó un valor máximo es de 2.200%, por tanto se garantiza repetibilidad de los datos obtenidos. Los valores de *throughput* normalizado se encuentran entre aceptables y adecuados ya que están el rango de 0.761 a 0.809.

Tamaño de Población	Valor Promedio R (Mbps)	Valor Normalizado R_N	Varianza σ^2	Coficiente de Variación (%)
D/2	33.628	0.761	0.006	0.224
D	34.287	0.776	0.569	2.200
2D	34.895	0.789	0.008	0.264
4D	35.195	0.796	0.062	0.705
6D	34.959	0.791	0.186	1.234
8D	35.328	0.799	0.015	0.350
10D	35.755	0.809	0.086	0.821

Tabla 4.10. Resultados de *throughput* del sistema variando el tamaño de población.

En la figura 4.8 se presentan los resultados del desempeño en cuanto a *throughput* del sistema, para el algoritmo propuesto con diferentes valores de tamaño de población. Tal como se esperaba, el mejor desempeño se obtuvo con una población de 10D y el peor desempeño con D/2, con valores de *throughput* del sistema de 35.755 Mbps y 33.628 Mbps respectivamente. Se observa, en general, que entre mayor sea el tamaño de población empleado por el algoritmo se obtienen mayores valores de *throughput* del sistema.

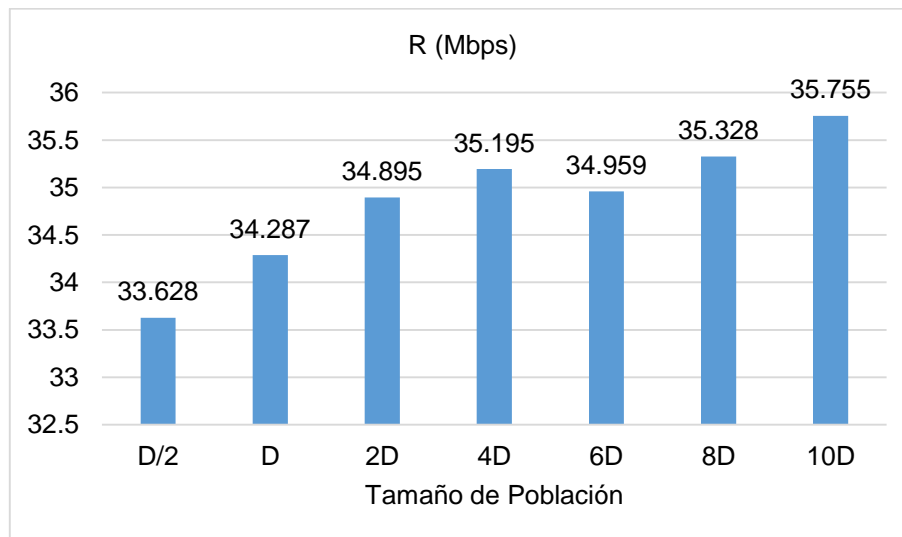


Figura 4.8. *Throughput* del sistema vs tamaño de población en el escenario 3. Fuente: por autor.

Al evaluar los porcentajes de cambio entre cada una de las configuraciones escogidas se observa que entre D/2 y 4D se presenta un incremento en el *throughput* del 4.66%, mientras que entre 4D y 10D el incremento en esta misma variable fue apenas del 1.57% y el tiempo de ejecución promedio aumenta en un 167.21% pasando de 2092.8s a 5592.2s, como se aprecia en la figura 4.9. Por tanto se escoge 4D como la configuración más adecuada ya que representa un equilibrio entre la calidad de la solución y el tiempo de ejecución del algoritmo.

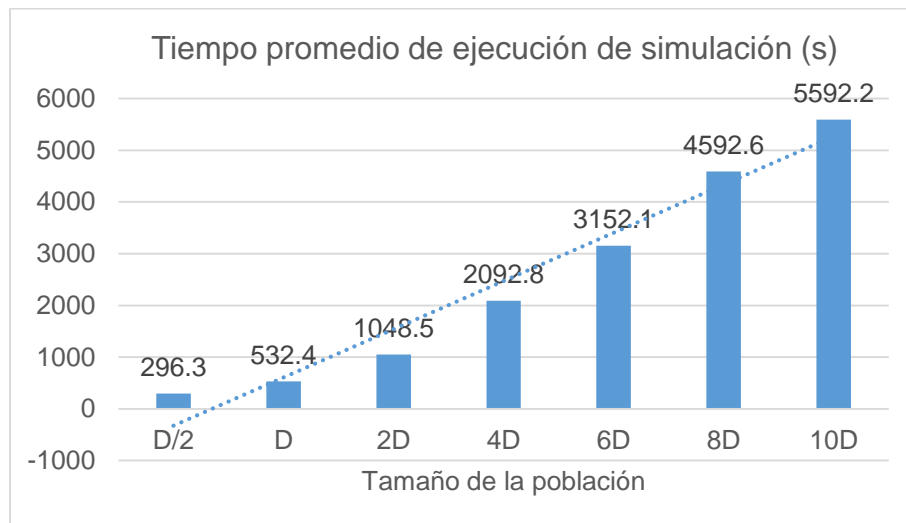


Figura 4.9. Tiempo de ejecución de la simulación vs tamaño de la población. Fuente: por autor.

Como se ha realizado en anteriores escenarios, se evaluó el impacto de la variación del tamaño de población sobre el índice de justicia, los datos recolectados que se sintetizan en la tabla 4.11 develan datos repetibles ya que se obtiene una varianza con un valor máximo de 3.550×10^{-2} , mientras que el coeficiente de variación alcanza el 15%.

En la figura 4.10 se presentan los resultados del desempeño, en cuanto a índice de justicia del sistema para el algoritmo propuesto, con diferentes valores de tamaño de población. Se evidencia que el mejor desempeño se obtiene con tamaño de población de D/2 y el peor desempeño con D, que corresponden a valores de índice de justicia del sistema de 0.983 y 0.753 respectivamente; lo cual significa que el planificador propuesto obtiene valores de índice de justicia entre aceptables y muy adecuados. Sin embargo no se puede deducir una relación directa ni variaciones significativas entre el

incremento del tamaño de población y el índice de justicia, lo cual indica que estas variables no guardan correlación alguna.

Tamaño de Población	Valor Promedio J	Varianza σ^2	Coefficiente de Variación (%)
D/2	0.983	1.250×10^{-4}	1.138
D	0.753	3.550×10^{-2}	15.000
2D	0.968	2.217×10^{-4}	1.538
4D	0.971	5.283×10^{-4}	2.368
6D	0.960	2.813×10^{-4}	1.747
8D	0.915	2.938×10^{-3}	5.926
10D	0.975	7.432×10^{-5}	0.885

Tabla 4.11. Resultados de índice de justicia del sistema variando el tamaño de población.

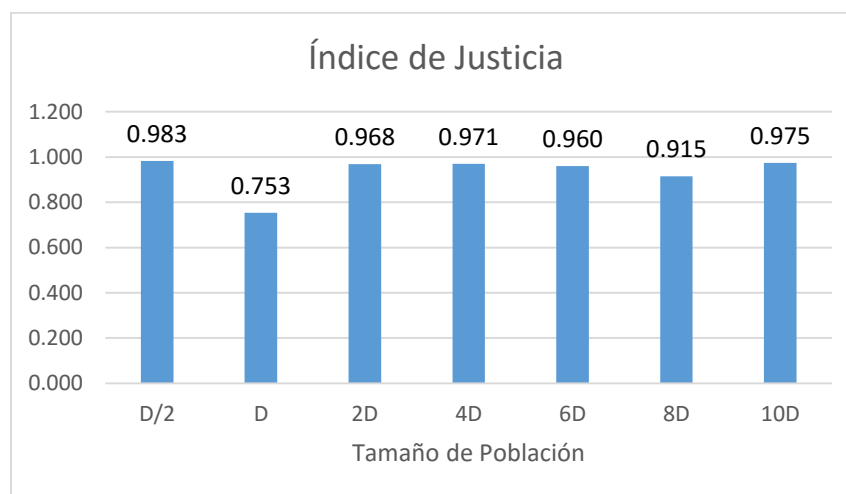


Figura 4.10. Índice de Justicia vs tamaño de población en el escenario 3. Fuente: por autor.

Con respecto al porcentaje de ocupación de RB los datos de la tabla 4.12 muestran que existe un incremento ante el aumento del tamaño de población, con relación a los datos recolectados se observa que la varianza se encuentra entre 0.003 y 0.337, mientras que el coeficiente de variación oscila entre 0.071% 0.728%, por tanto se obtienen datos estadísticamente confiables.

Tamaño de Población	Ocupación de RB (%)	Varianza σ^2	Coefficiente de Variación (%)
D/2	77.929	0.083	3.694×10^{-3}
D	79.735	0.337	7.280×10^{-3}
2D	80.556	0.003	7.124×10^{-4}
4D	81.601	0.005	8.32×10^{-4}
6D	82.316	0.010	1.212×10^{-3}
8D	82.731	0.093	3.682×10^{-3}
10D	82.941	0.012	1.318×10^{-3}

Tabla 4.12. Resultados de porcentaje de ocupación de RB del sistema variando el tamaño de población.

En la figura 4.11 se presentan los resultados del desempeño en cuanto a porcentaje de ocupación de RB, para el algoritmo propuesto ante diferentes valores de tamaño de población, entre el porcentaje de ocupación más bajo que se obtiene con D/2 y el más alto que se obtiene con 10D existe un incremento de apenas el 6.43% que en tiempo de ejecución implica un incremento de aproximadamente 20 veces, entre 4D y 10 D existe apenas un incremento del 1.64% por tanto se propone 4D como un valor adecuado de tamaño de población ya que representa un equilibrio entre la eficiencia en la asignación de recursos, y el tiempo de ejecución del algoritmo.

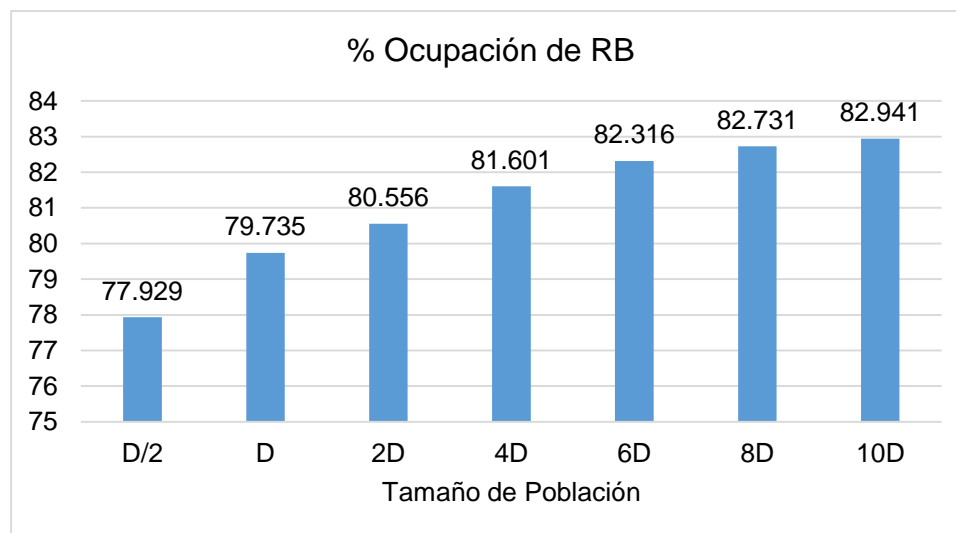


Figura 4.11. Porcentaje de ocupación de RB vs probabilidad de cruce en el escenario 3. Fuente: por autor.

En la tabla 4.13 se presentan los resultados del coeficiente de correlación de Pearson entre los valores de tamaño de población y las métricas de desempeño del sistema, se aprecia una correlación positiva considerable para el *throughput* y una correlación positiva muy fuerte para la ocupación de RB, mientras que para el índice de justicia se obtiene una correlación positiva débil.

De acuerdo a los resultados obtenidos, se puede apreciar que el tamaño de población empleado en el algoritmo genético afecta de forma directamente proporcional al *throughput* y la ocupación de RB, de los valores seleccionados, la mejor configuración fue un tamaño de población de 10D, que implica una alta exploración del espacio de soluciones en cada generación de la ejecución del algoritmo y por tanto un gasto computacional considerable, al analizar las variaciones se observan cambios poco significativos entre 4D y 10D con apenas el 1.56% de aumento en el porcentaje de ocupación de RB, por tanto se emplea 4D como tamaño de población para realizar el análisis comparativo con los algoritmos de planificación de referencia.

Por otra parte el índice de justicia guarda una correlación positiva débil con el tamaño de la población, lo que se ve reflejado en el comportamiento fluctuante que presentó esta variable en las simulaciones del escenario 3.

Métrica de Desempeño	Coeficiente de Pearson (ρ)
<i>Throughput</i>	0.868
Índice de Justicia	0.296
Ocupación de RB	0.909

Tabla 4.13. Coeficientes de correlación de Pearson para métricas de desempeño del sistema para el escenario 3.

4.1.4. Escenario 4 – Variación del número de generaciones.

En el escenario 4 se evalúa el impacto de la variación del número de generaciones sobre el desempeño del sistema, este parámetro determina la cantidad de veces que se repite el algoritmo de planificación en cada TTI, afectando la exploración del espacio de soluciones, por ende incide directamente en la calidad de las soluciones obtenidas. Es importante considerar que si bien el incremento de número de generaciones en un

algoritmo evolutivo posibilita la obtención de mejores soluciones, se requiere un mayor gasto computacional, y por tanto disminuir la efectividad del planificador.

En la tabla 4.14 se presentan los resultados de *throughput* del sistema en el escenario 4, obtenidos en la herramienta de simulación para los valores propuestos de G_{max} , la varianza de los datos recolectados se encuentra entre 0.002 y 0.738, mientras que el coeficiente de variación máximo es de 2.349%, por tanto la validez estadística de los datos recolectados es adecuada. Los valores de *throughput* normalizado se encuentran entre aceptables y muy adecuados, lo cual evidencia que el incremento del número de generaciones índice directamente en el desempeño del sistema.

Número de Generaciones G_{max}	Valor Promedio R (Mbps)	Valor Normalizado R_N	Varianza σ^2	Coeficiente de Variación (%)
20	34.895	0.789	0.008	0.264
40	36.556	0.827	0.738	2.349
60	38.872	0.879	0.076	0.708
80	39.883	0.902	0.185	1.080
100	41.027	0.928	0.141	0.915
120	40.962	0.927	0.133	0.996
140	42.207	0.955	0.002	0.129
160	42.252	0.956	0.668	2.120
180	42.926	0.971	0.399	1.645
200	43.308	0.980	0.080	0.753

Tabla 4.14. Resultados de *throughput* del sistema variando el número de generaciones.

Los resultados de la Tabla 4.14 se presentan en la figura 4.12, donde se aprecia que el aumentar el número de generaciones mejora el desempeño del sistema en lo correspondiente al *throughput*, encontrando una variación entre el peor caso y el mejor caso del 24%, una de las más altas alcanzadas en los escenarios propuestos, sin embargo entre $G_{max} = 100$ y $G_{max} = 200$ el incremento obtenido en *throughput* es cercano al 5% a expensas de un alto gasto computacional que implica aumentar el número de generaciones, por esta razón se considera que $G_{max} = 100$ es un valor adecuado para realizar la comparación con los algoritmos de planificación de referencia.

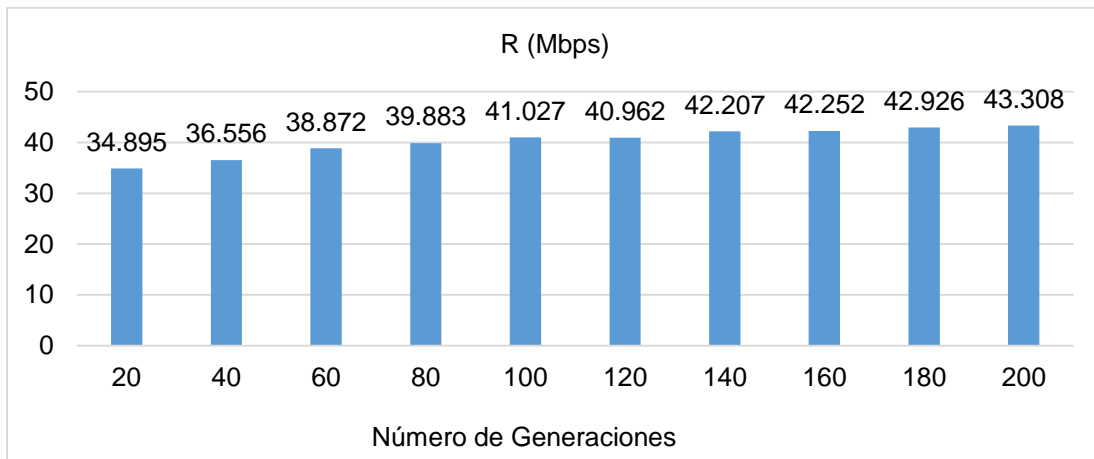


Figura 4.12. *Throughput* del sistema vs número de generaciones en el escenario 4. Fuente: por autor.

De acuerdo a lo propuesto en los escenarios de simulación, se procede a analizar el impacto del número de generaciones sobre la justicia en la asignación de recursos, los resultados de J y las medidas estadísticas empleadas para estimar la repetibilidad, se presentan en la tabla 4.15, obteniendo una varianza máxima de 8.060×10^{-3} , y un coeficiente de variación oscila entre 0.001% y 10.950%, por lo que los valores obtenidos tienen una validez estadística adecuada.

Número de Generaciones G_{max}	Valor Promedio J	Varianza σ^2	Coficiente de Variación (%)
20	0.968	2.217×10^{-4}	1.538
40	0.953	8.957×10^{-4}	3.139
60	0.951	1.708×10^{-3}	4.344
80	0.960	3.199×10^{-4}	1.864
100	0.968	7.011×10^{-4}	2.735
120	0.903	4.447×10^{-3}	8.252
140	0.819	1.292×10^{-3}	0.001
160	0.898	8.060×10^{-3}	10.950
180	0.912	3.300×10^{-3}	7.046
200	0.901	3.569×10^{-3}	7.654

Tabla 4.15. Resultados de *throughput* del sistema variando el número de generaciones.

En la figura 4.13 se presentan de forma gráfica los resultados del desempeño en cuanto a índice de justicia del sistema, para el algoritmo propuesto con diferentes valores de G_{max} de la tabla 4.15. Se evidencia que el algoritmo tiene valores de índice de justicia que fluctúan entre 0.951 y 0.968 para los casos $G_{max} = 20, 40, 60, 80, 100$, y valores que se encuentran entre 0.819 y 0.912 para los casos faltantes, esto guarda coherencia con el principio de Rawl sobre la justicia en la asignación de recursos, ya que es precisamente donde se alcanzan los mejores valores de *throughput*, donde se obtienen los menores valores de índice de justicia.

La tabla 4.16 presenta los resultados de porcentaje de ocupación de RB en el escenario 4 para diferentes valores de número de generaciones; la varianza de los datos recolectados se encuentra entre 3.293×10^{-3} y 3.069, mientras que el coeficiente de variación oscila entre 0.071% y 2.049%, que indica una validez estadística adecuada de los datos obtenidos.

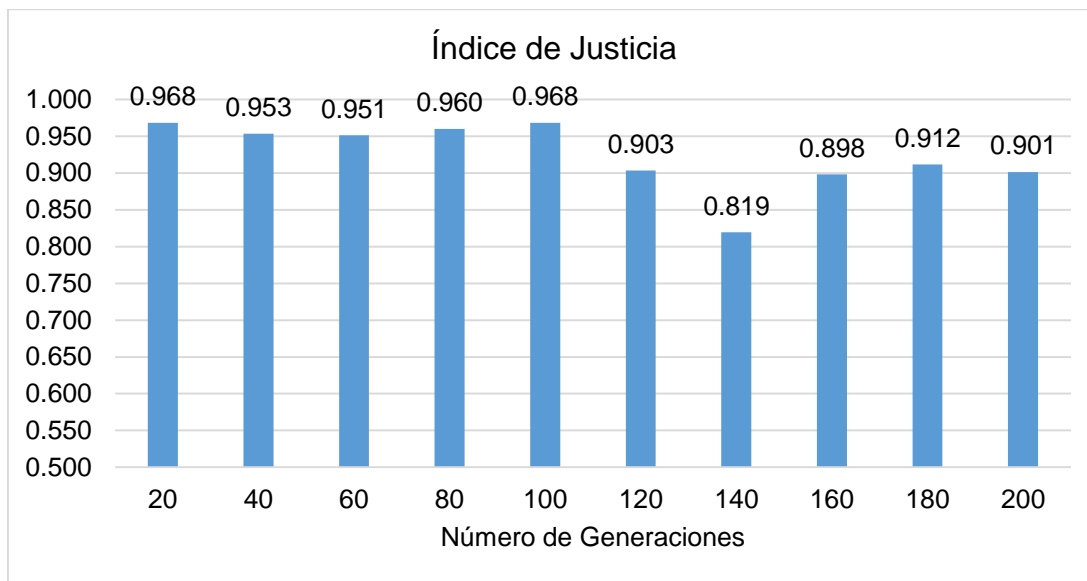


Figura 4.13. Índice de justicia vs número de generaciones en el escenario 4. Fuente: por autor.

Número de Generaciones G_{max}	Ocupación de RB (%)	Varianza σ^2	Coefficiente de Variación (%)
20	80.556	3.293×10^{-3}	0.071
40	85.486	3.069	2.049
60	90.245	5.450×10^{-3}	0.082
80	93.111	4.743×10^{-3}	0.074
100	95.242	7.340×10^{-2}	0.284
120	96.768	2.290×10^{-2}	0.175
140	98.122	8.014×10^{-3}	0.100
160	98.865	2.786×10^{-2}	0.185
180	99.706	2.610×10^{-2}	0.181
200	99.950	2.950×10^{-3}	0.063

Tabla 4.16. Resultados de porcentaje de ocupación de RB del sistema variando el número de generaciones.

En la figura 4.14 se representan los datos de la tabla 4.16, se observa una tendencia creciente para el porcentaje de ocupación conforme aumenta el número de generaciones, teniendo un incremento del 24.07% entre el caso de $G_{max}=20$ y $G_{max}=100$, donde prácticamente se alcanza una asignación completa de recursos, lo que indica el acercamiento a óptimos locales, por parte del algoritmo ante tal cantidad de generaciones. Es importante considerar que el aumentar la cantidad de generaciones implica un mayor tiempo de ejecución del algoritmo, por tanto es necesario determinar un número de generaciones que genere un equilibrio entre la eficiencia y eficacia del algoritmo, para ello se aprecia que entre el caso $G_{max}=100$ y $G_{max}=200$, existe una variación inferior al 5% en el porcentaje de ocupación de RB y por tanto no es significativa.

En la tabla 4.17 se presentan los resultados del coeficiente de correlación de Pearson entre el número de generaciones y las métricas de desempeño del sistema, se aprecian correlaciones positivas muy fuertes para *throughput* y porcentaje de ocupación de RB, mientras que para el índice de justicia se obtiene una correlación negativa media.

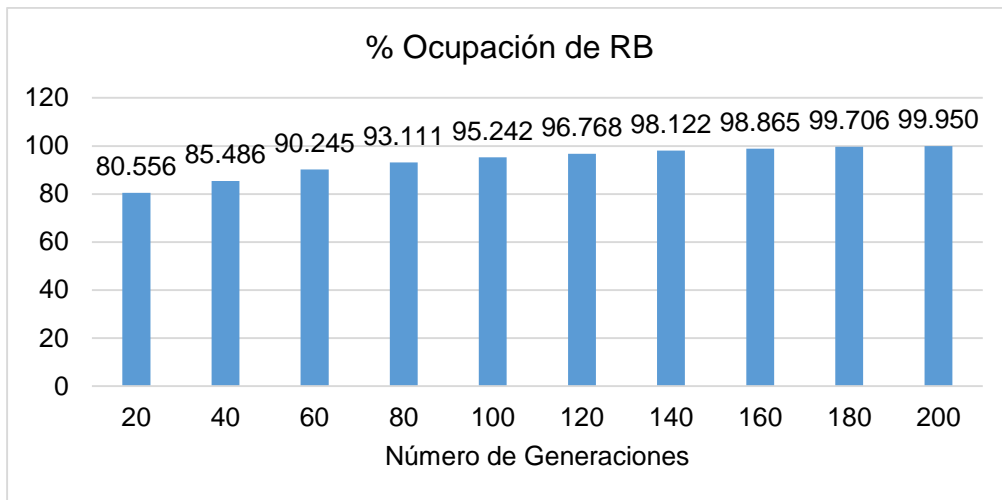


Figura 4.14. Porcentaje de ocupación de RB vs número de generaciones en el escenario 2. Fuente: por autor.

Métrica de Desempeño	Coefficiente de Pearson (ρ)
<i>Throughput</i>	0.950
Índice de Justicia	-0.649
Ocupación de RB	0.936

Tabla 4.17 Coeficientes de correlación de Pearson para métricas de desempeño del sistema.

De acuerdo a los resultados obtenidos, se puede inferir que el número de generaciones empleado en el algoritmo genético afecta en forma directamente proporcional al *throughput* y la ocupación de RB, y no se puede determinar una relación directa con el índice de justicia. La configuración seleccionada para el análisis comparativo fue $G_{max}=100$, que representa un equilibrio entre las tres variables de desempeño consideradas para este estudio.

4.1.5. Escenario 5 – Variación del número de UE.

En el escenario 5 se evalúa el impacto de la variación del número de UE sobre el desempeño del sistema, este parámetro incide sobre la dimensión de la población de individuos que procesa el algoritmo y afecta el desempeño del sistema, ya que al

incrementarse ocasiona que se reduzca la relación de bloques de recursos asignados a cada usuario en el sistema.

Los resultados de *throughput* del sistema en el escenario 5 se presentan en la tabla 4.18 para los valores propuestos de número de UE, la varianza de los datos recolectados oscila entre 8.494×10^{-3} y 3.500×10^{-1} , mientras que el coeficiente de variación máximo es de 1.795%, obteniendo una validez estadística de los datos recolectados es adecuada. Los valores de *throughput* normalizados, de acuerdo a la escala de fiabilidad propuesta, son aceptables y tiende a reducirse con el incremento de UE asociados al ENB.

En la figura 4.2 se presentan los resultados del desempeño en cuanto a *throughput* del sistema para el algoritmo propuesto para diferentes valores de I . Se evidencia que el mejor desempeño se obtiene con $I = 10$ y el peor desempeño con $I = 100$, con valores de *throughput* del sistema de 34.895 Mbps y 32.752 Mbps respectivamente.

Número de UE I	Valor Promedio R (Mbps)	Valor Normalizado R_N	Varianza σ^2	Coefficiente de Variación (%)
10	34.895	0.789	8.494×10^{-3}	0.264
20	33.782	0.764	2.094×10^{-2}	0.428
40	33.039	0.747	5.321×10^{-2}	0.698
60	32.962	0.746	3.500×10^{-1}	1.795
80	33.044	0.747	8.871×10^{-3}	0.285
100	32.752	0.741	3.127×10^{-1}	1.707

Tabla 4.18. Resultados de *throughput* del sistema variando el número de UE.

Calculando los cambios para el *throughput* del sistema ΔR y el *throughput* normalizado ΔR_N entre los casos adyacentes se observa una disminución promedio de 0.429 Mbps y 0.010 respectivamente, como se muestra en la tabla 4.19. Entre el mejor caso y el peor caso existe una reducción total de $R = 2.143$ Mbps y de R_N de 0.048 lo que muestra que el planificador responde de forma muy adecuada ante el incremento de usuarios manteniendo estable el *throughput* del sistema.

Número de UE I	Valor Promedio R (Mbps)	Valor Normalizado R_N	ΔR (Mbps)	ΔR_N
10	34.895	0.789		
20	33.782	0.764	-1.113	-0.025
40	33.039	0.747	-0.743	-0.017
60	32.962	0.746	-0.077	-0.002
80	33.044	0.747	0.082	0.002
100	32.752	0.741	-0.292	-0.007
Promedio			-0.429	-0.010
Diferencia entre $I = 10$ e $I = 100$			-2.143	-0.048

Tabla 4.19. Resultados de cambios de *throughput* del sistema y *throughput* normalizado variando el número de UE.

En la figura 4.15 se muestran los resultados del desempeño en cuanto a *throughput* del sistema para el algoritmo propuesto para diferentes valores de I . Tal como se observó en las tablas 4.18 y 4.19, se evidencia que el mejor desempeño se obtiene con $I = 10$ y el peor desempeño con $I = 100$ con valores de *throughput* del sistema de 34.895 Mbps y 32.752 Mbps respectivamente, así mismo se observa una relación inversa entre número de UE y *throughput* del sistema.

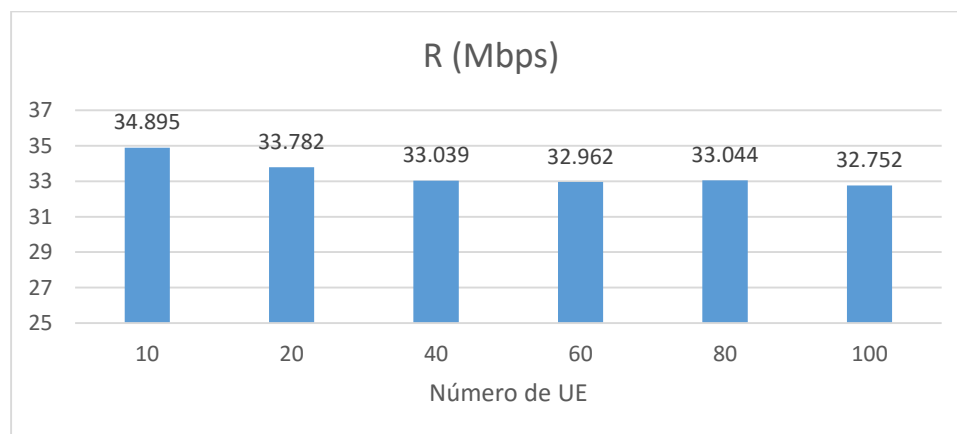


Figura 4.15. *Throughput* del sistema vs número de UE en el escenario 5. Fuente: por autor.

Los resultados de índice de justicia en el escenario 5 presentados en la tabla 4.20 tienen una varianza con un valor máximo de 1.431×10^{-3} , mientras que el coeficiente de

variación se ubica entre 1.538 % y 4.018%, lo que demuestra la repetibilidad los datos obtenidos

Número de UE <i>I</i>	Valor Promedio <i>J</i>	Varianza σ^2	Coefficiente de Variación (%)
10	0.968	2.217 x10-4	1.538
20	0.941	1.431 x10-3	4.018
40	0.857	5.149 x10-4	2.647
60	0.823	5.709 x10-4	2.903
80	0.750	5.005 x10-4	2.984
100	0.723	4.599 x10-4	2.966

Tabla 4.20. Resultados de *throughput* del sistema variando el número de UE.

La representación gráfica de los datos de la tabla 4.20 que se observa en la figura 4.16, devela el comportamiento del índice de justicia ante la variación del número de UE. Cuando se incrementa el número de UE el índice de justicia disminuye pasando de valores muy adecuados a aceptables dentro de la escala de fiabilidad propuesta en la metodología del estudio, en total existe una disminución del 25% entre el mejor y el peor caso (UE = 10 y UE= 100), así mismo el tiempo de ejecución del algoritmo de planificación se incrementa exponencialmente ante el aumento de estaciones.

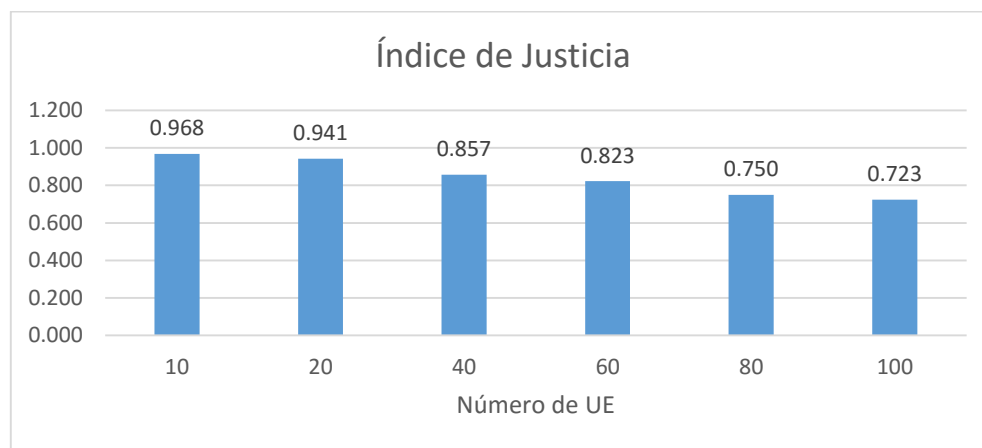


Figura 4.16. Índice de justicia vs número de UE en el escenario 5. Fuente: por autor.

La tabla 4.21 presenta los resultados de porcentaje de ocupación de RB en el escenario 5 para diferentes valores de número de UE; la varianza de los datos

recolectados se encuentra entre 3.293×10^{-3} y 1.388, mientras que el coeficiente de variación oscila entre 0.071% y 1.487%, que indica que los datos obtenidos tienen una validez estadística adecuada.

Número de UE I	Ocupación de RB (%)	Varianza σ^2	Coeficiente de Variación (%)
10	80.556	3.293×10^{-3}	0.071
20	79.057	6.690×10^{-2}	0.327
40	78.022	7.984×10^{-2}	0.362
60	78.241	3.084×10^{-1}	0.710
80	78.028	1.464×10^{-1}	0.490
100	77.793	1.338	1.487

Tabla 4.21. Resultados de porcentaje de ocupación de RB del sistema variando el número de generaciones.

Los resultados de la tabla 4.21 se sintetizan en la figura 4.17 develando el comportamiento del porcentaje de ocupación de RB ante el incremento del número de UE, el cual es inversamente proporcional. Se evidencia que el mejor desempeño se obtiene con $I = 10$ y el peor desempeño con $I = 100$, con valores de porcentaje de ocupación de RB de 80.556% y 77.793% respectivamente, lo que indica que los datos obtenidos por el planificador de paquetes basado en algoritmos genéticos, de acuerdo a la escala de fiabilidad propuesta en la metodología de análisis de los datos pasa de valores adecuados a valores aceptables ante el incremento de usuarios.

Los resultados de la aplicación del coeficiente de Pearson las métricas del sistema presentados en la tabla 4.22, permiten apreciar correlaciones negativas considerables para throughput y porcentaje de ocupación de RB, pero para el índice de justicia una correlación negativa fuerte. De acuerdo a los resultados obtenidos, se puede apreciar que el número de UE asociados al ENB afecta inversamente al *throughput* del sistema, el porcentaje de ocupación de RB y el índice de justicia, esto implica que el incremento de usuarios degrada las métricas del sistema, pese a esta situación el planificador propuesto alcanza un desempeño aceptable.

4.2. Comparación del desempeño los planificadores MR, FP, RR, AG y AG-DE.127

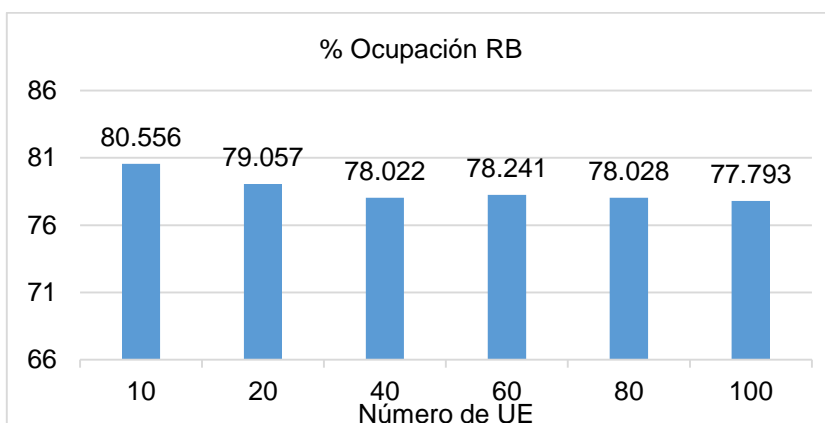


Figura 4.17. Porcentaje de ocupación de RB vs número de UE en el escenario 5.
Fuente: por autor.

Métrica de Desempeño	Coefficiente de Pearson (ρ)
Throughput	-0.820
Índice de Justicia	-0.990
Ocupación de RB	-0.808

Tabla 4.22. Coeficientes de correlación de Pearson para métricas de desempeño del sistema en el escenario 5.

Teniendo en cuenta que la variable que presentó mayor correlación negativa fue el índice de justicia, y analizando los datos de la tabla 4.20 se encuentra que la mayor disminución de J ocurre ente $UE = 20$ y $UE = 40$, por tanto se empleará este último valor para el análisis comparativo de la sección 4.2.

4.2. Comparación del desempeño los planificadores MR, FP, RR, AG y AG-DE.

En esta sección se compara el desempeño del planificador basado en Algoritmos Genéticos de Evolución Diferencial (AG-DE), propuesto en la tesis de maestría, con los planificadores de referencia aplicables al enlace de bajada de LTE:

- Tasa Máxima (MR)
- Proporcionalidad Justa (PF).
- Round Robin (RR).
- Basado en Algoritmos Genéticos (AG).

El planificador AG considera mutación sencilla controlada por tasa, recombinación doble punto y selección por *ranking*⁷, que son las técnicas convencionales empleadas por las fases del algoritmo, por su parte el planificador AG-DE, propuesto en la tesis de maestría emplea mutación diferencial, recombinación de doble punto y selección por torneo con retención del mejor individuo.

Para el análisis comparativo se consideran los parámetros comunes de simulación de la tabla 4.23, para los planificadores AG y AG-DE se considera la configuración de la tabla 4.24, que representan los valores adecuados producto de los análisis realizados en cada escenario en la sección 4.1. El análisis comparativo que se llevó a cabo empleó como métricas comunes para la evaluación *throughput*, índice de justicia, y porcentaje de ocupación de RB.

Característica	Valor
Topología	1 sitio / 3 sectores
Tamaño de espacio de trabajo	1.2Km x 1.2 Km
Frecuencia de operación f	2.140 Ghz
Ancho de banda / Bloques de Recursos K	10 Mhz / 50 RB
Modo de transmisión	SISO
Potencia de Trasmisión ENB P_{tx}	40 dBm
Ganancia máxima de la antena ENB G_{tx}	15 dBi
Modelo de pérdida de trayecto	TS 36.942 entorno urbano.
Modelo de Canal	ExtPedB
Tiempo de Simulación (Repeticiones)	1000 TTI
Número de Terminales	40UE/ Sector

Tabla 4.23. Configuración del escenario y parámetros de simulación para la comparación de algoritmos PF, RR, AG y AG-DE.

⁷ Planificador desarrollado en la estancia de investigación en el grupo GIDATI de la Universidad Pontificia Bolivariana (ver Apéndice A).

4.2. Comparación del desempeño los planificadores MR, FP, RR, AG y AG-DE.129

Parámetro	Valor
Tamaño de población	4D
Probabilidad de cruce (p_r)	0.9
Número de Generaciones G_{max}	100
Parámetros GPF (sólo AG-DE)	$\varepsilon = 1, \varphi = 2.$
Probabilidad de mutación (p_r) (sólo AG)	0.1

Tabla 4.24. Parámetros del planificador del enlace de bajada de LTE considerados en la comparación con los planificadores RR y PF.

4.2.1. Análisis comparativo de *throughput*.

La tabla 4.25 presenta los resultados de la evaluación del *throughput* del sistema de los planificadores de referencia, se aprecia que MR, PF y RR obtienen valores de *throughput* normalizado R_N cercanos a la unidad, por su parte los algoritmos evolutivos alcanzan alrededor de un 90% de R_N , los coeficientes de variación y varianza develan resultados repetibles y estadísticamente confiables.

Planificador	Valor Promedio R (Mbps)	Valor Normalizado R_N	Varianza σ^2	Coficiente de Variación (%)
MR	43.546	1.000	0.214	0.111
RR	43.458	0.994	1.189×10^{-2}	0.251
PF	43.273	0.998	0.314	1.295
AG	39.43	0.905	0.246	1.258
AG-DE	39.13	0.899	0.101	0.008

Tabla 4.25. *Throughput* del sistema para los planificadores MR, PF, RR, AG y AG-DE.

La figura 4.18 muestra que los algoritmos evolutivos AG y AG-DE con la configuración seleccionada presentan desempeño similar pero en todo caso inferior al que obtienen los planificadores basados en MR, PF y RR, los resultados muestran coherencia con el comportamiento habitual de los planificadores de referencia ya que el mejor comportamiento en *throughput* lo presentó el planificador MR con 43.546 Mbps, seguido por PF con 43.273 Mbps y RR con 43.273 Mbps, sin embargo hay que considerar que para la comparación se tomaron en cuenta parámetros adecuados, que

propenden por un menor gasto computacional y no los que obtenían los mayores valores en las métricas como se observó en la sección 4.1.

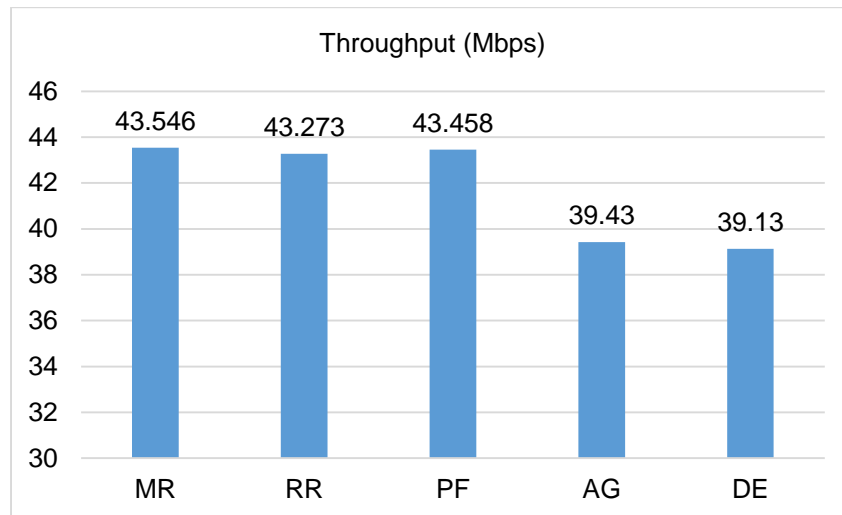


Figura 4.18. *Throughput* del sistema para los planificadores MR, PF, RR, AG y AG-DE. Fuente: por autor.

4.2.2. Análisis comparativo del índice de justicia.

El planificador propuesto alcanzó un desempeño aceptable en lo correspondiente al índice de justicia, obteniendo valores similares a los obtenidos por MR y AG, el mejor desempeño lo logró el algoritmo RR con $J = 0.997$, los resultados, que de acuerdo a los valores de varianza y coeficiente de variación son confiables, se presentan en la tabla 4.26 y la figura 4.19.

Planificador	Valor Promedio J	Varianza σ^2	Coficiente de Variación (%)
MR	0.899	3.501×10^{-4}	2.081
RR	0.997	9.468×10^{-4}	3.328
PF	0.937	2.248×10^{-3}	5.074
AG	0.888	3.330×10^{-4}	2.518
AG-DE	0.889	4.720×10^{-4}	2.444

Tabla 4.26. Resultados de índice de justicia para los planificadores MR, RR, PF, AG y AG-DE.

4.2. Comparación del desempeño los planificadores MR, FP, RR, AG y AG-DE.131

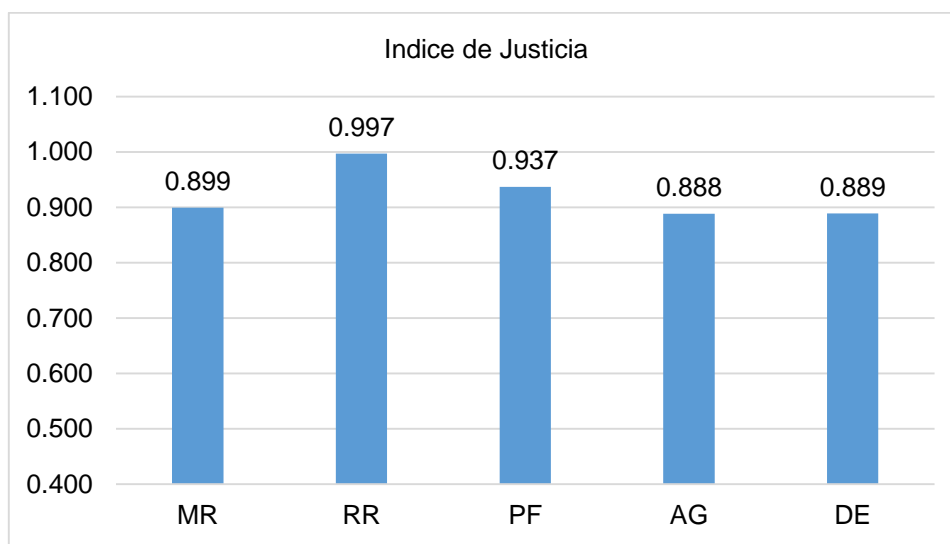


Figura 4.19. Índice de justicia de los planificadores MR, RR, PF, AG y AG - DE. Fuente: por autor.

4.2.3 Análisis comparativo del porcentaje de ocupación de RB.

Los resultados del porcentaje de ocupación de RB, presentados en la tabla 4.27 y la figura 4.20 muestran que el planificador propuesto obtiene el menor valor, por debajo de AG en apenas un 0.468%, en tanto que es un 10.268% menor que MR y PF, los cuales lograron una ocupación completa de los recursos, por tanto se aprecia que con la configuración propuesta la exploración realizada sobre el espacio de soluciones no es suficiente para lograr el 100% de los RB.

Planificador	Ocupación de RB (%)	Varianza σ^2	Coefficiente de Variación (%)
MR	100.000	0.000	0.000
PF	100.000	0.000	0.000
RR	99.995	2.778×10^{-5}	0.005
AG	90.200	2.492×10^{-4}	0.018
AG-DE	89.732	5.801×10^{-4}	0.027

Tabla 4.27. Resultados de porcentaje de ocupación de RB para los planificadores PF, RR y AG.

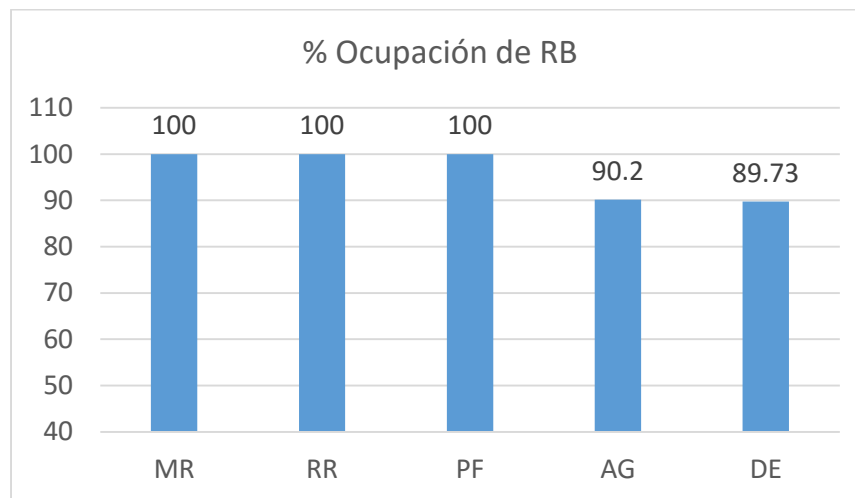


Figura 4.20. Porcentaje de ocupación de RB para los planificadores basados en PF, RR y AG. Fuente: por autor.

4.2.4. Comportamiento de la función objetivo y el tiempo de ejecución de generación.

Para esta sección se consideran los planificadores AG y AG-DE, en los cuales es posible evaluar el comportamiento de las métricas de eficiencia y efectividad a nivel del algoritmo de asignación de recursos, que complementan el análisis de métricas a nivel de sistema realizado anteriormente, los resultados presentados a continuación son el promedio de 100 repeticiones de la ejecución de los algoritmos que tienen como condición de parada 100 generaciones.

En la figura 4.21 se muestra el comportamiento de la *fitness* para las primeras 100 generaciones de ejecución de los algoritmos AG y AG-DE. Se aprecia que el algoritmo AG en los intervalos generacionales 1 a 15, 23 a 83 y de 96 a 100, presenta mejor desempeño que AG-DE, lo cual justifica los 0.3Mbps de *throughput* del sistema y el 0.47% en porcentaje de ocupación de RB que supera el planificador basado en AG al basado en AG-DE.

4.2. Comparación del desempeño los planificadores MR, FP, RR, AG y AG-DE.133

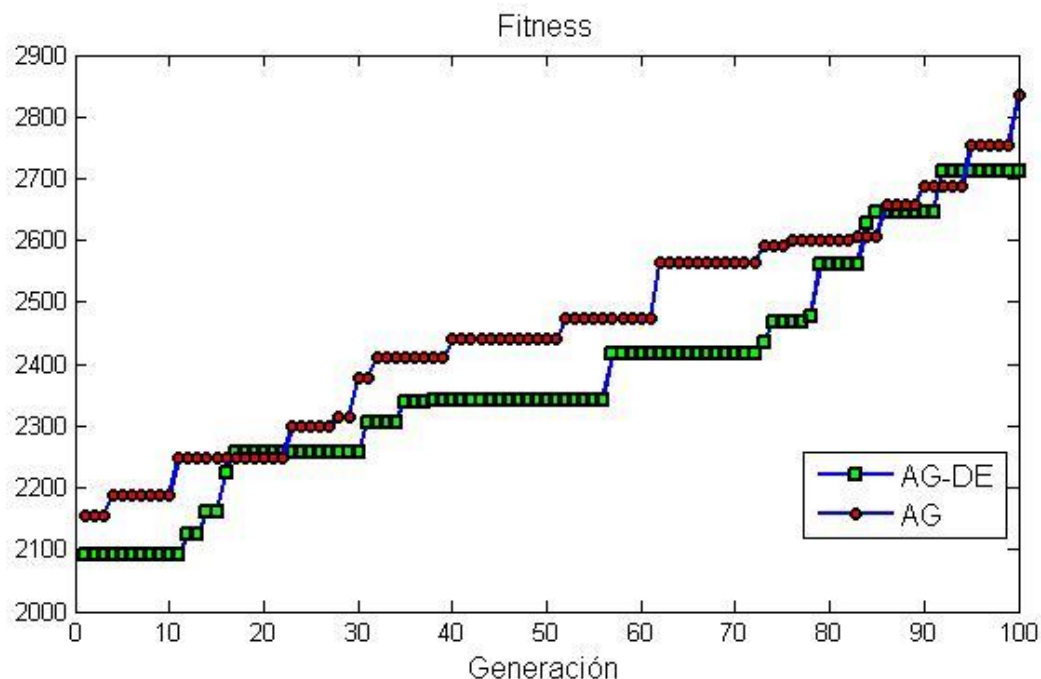


Figura 4.21. Comportamiento de la *fitness* para los algoritmos AG y AG-DE. Fuente: por autor.

Una vez realizada la evaluación de la *fitness* para los algoritmos AG y AG-DE, se procede a realizar la evaluación del tiempo de ejecución de generación, para obtener información sobre la efectividad de un algoritmo evolutivo, esto es relevante para el procedimiento de planificación de paquetes, ya que se realiza en tiempo real. Para realizar la comparación se normaliza el tiempo de ejecución con respecto a los tiempos obtenidos con AG. Cabe resaltar que esta evaluación se realiza únicamente entre algoritmos evolutivos ya que en MR, PF y RR no aplica el concepto de tiempo de ejecución de generación.

En la figura 4.22 se presentan los resultados de la evaluación del tiempo de ejecución de generación para los algoritmos AG y AG-DE, así como el valor medio de los datos obtenidos por AG-DE. El tiempo normalizado promedio de ejecución de generación del algoritmo propuesto es menor que el alcanzado por AG en un 32.38% lo cual se constituye en una reducción considerable del gasto computacional del planificador y la característica más relevante del planificador propuesto.

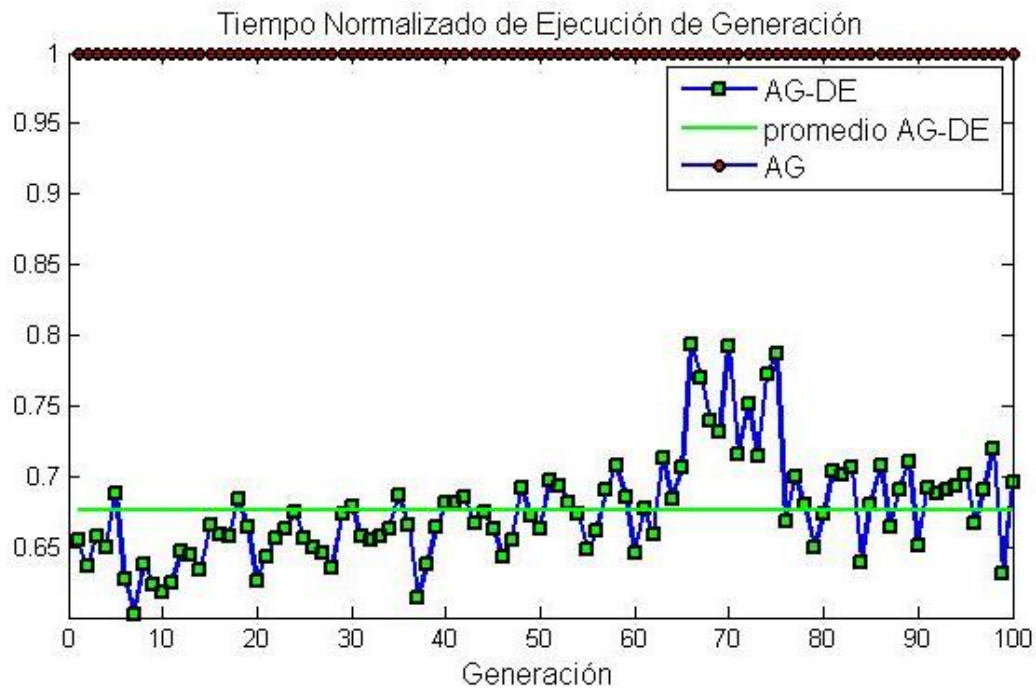


Figura 4.22. Comportamiento del tiempo normalizado de ejecución de generación para los algoritmos de planificación AG y AG-DE. Fuente: por autor.

Capítulo 5

Conclusiones y Recomendaciones

5.1. Conclusiones.

Se empleó un planificador de paquetes en el enlace de bajada de LTE basado en algoritmo genético con mutación diferencial y selección por torneo con retención del mejor individuo, para determinar perfiles adecuados de asignación de recursos como una alternativa a los algoritmos existentes, la evaluación del desempeño del planificador con los parámetros propuestos mostró resultados repetibles y equiparables a los obtenidos por planificadores basados en MR, PF, RR y AG en lo correspondiente al índice de justicia, superando el 88%. Para *throughput* y porcentaje de ocupación de RB se requieren incrementar considerablemente el número de generaciones y el tamaño de población para alcanzar desempeños equiparables a los algoritmos de referencia, lo que conlleva un gasto computacional mayor en el planificador propuesto, representado en el tiempo de ejecución del algoritmo.

La metodología empleada en la tesis de maestría permitió evidenciar el impacto de la variación de parámetros propios del algoritmo, tales como el número de generaciones, tamaño de población, la tasa de recombinación y los parámetros GPF de la función objetivo, sobre el desempeño del sistema. Al evaluar el comportamiento del planificador propuesto ante el incremento de UE asociados al ENB se demostró que responde de forma apropiada manteniendo valores adecuados el *throughput* del sistema y el porcentaje de ocupación de RB, presentando una degradación de 6.14% y 3.4% respectivamente entre los escenarios de 10UE y 100UE.

El planificador propuesto requiere una alta exploración del espacio de soluciones, reflejada en una alta tasa de recombinación (0.9) y un elevado número de generaciones del algoritmo ($G_{max}=100$) que en conjunto permiten obtener los mejores valores posibles de desempeño en cuanto a *throughput* y porcentaje de ocupación de RB.

Los resultados del escenario de comparación de los planificadores considerados en el estudio develan que el mejor comportamiento para *throughput* del sistema lo obtuvo MR, para el índice de justicia RR y para el porcentaje de ocupación de RB MR, RR y PF obtuvieron los mejores desempeños. Los planificadores AG y AG-DE con la configuración seleccionada de tamaño de población y generaciones obtuvieron un desempeño cercano al 90% del alcanzado por MR, RR y PF, lo que abre la posibilidad de la aplicación de técnicas metaheurísticas cuando se plantean problemas con restricciones de capacidad o de justicia en los cuales los algoritmos clásicos de planificación son ineficientes.

La restricción de capacidad implica garantizar un *throughput* mínimo a los usuarios y la no asignación de bloques a usuarios cuyo CQI sea cero, en tanto que un problema de restricción de justicia implica el cumplimiento de un índice de Jain mínimo en el sistema para garantizar la equidad en la asignación de recursos.

Al realizar la comparación de métricas a nivel de algoritmo de planificación, el AG-DE demostró tener una respuesta de *fitness* equiparable a la del AG convencional con la ventaja de que AG-DE empleó un menor tiempo de ejecución de generación presentando una reducción del 32.38%, esto se debe a la incorporación de la mutación diferencial que requiere un menor uso de recursos computacionales, aspecto clave para la efectividad del procedimiento de planificación de paquetes que se desarrolla en tiempo real.

La metodología de simulación llevada a cabo en el estudio fue adecuada, ya que se obtuvieron resultados válidos estadísticamente, debido a que el coeficiente de variación en todos los escenarios se mantuvo por debajo del valor máximo admitido considerado del 15%.

5.2. Recomendaciones.

El trabajo realizado consideró usuarios con posiciones fijas y una configuración *full-buffer* en el generador de tráfico, trabajos futuros deben tener en cuenta la movilidad de los usuarios, otros modelos de tráfico e involucrar esquemas de QoS.

El trabajo desarrollado se enfocó principalmente en la comparación de los planificadores con base en métricas de desempeño a nivel de sistema como el *throughput*, índice de justicia y porcentaje de ocupación de RB, sin embargo trabajos futuros podrían considerar la optimización del tiempo total de ejecución del planificador propuesto y la comparación con los algoritmos de referencia MR, RR, y PF, ya que el procedimiento debe desarrollarse prácticamente en tiempo real.

Para trabajos futuros se sugiere explorar otras técnicas metaheurísticas de optimización que permitan comparar los resultados de desempeño de éstos con los obtenidos por el planificador de paquetes propuesto en la tesis de maestría, con miras a reducir el gasto computacional.

Para el estudio se delimitó la planificación de paquetes para un escenario unicelular y modo de transmisión SISO, es pertinente que trabajos futuros analicen el impacto del traspaso de usuarios entre celdas y el uso de sistemas MIMO, sobre el desempeño del sistema.

Apéndice A

Evaluación de alternativas para el algoritmo evolutivo de planificación de paquetes.

A continuación se presentan los resultados obtenidos de la estancia de investigación en el Grupo GIDATI tuvo como objetivo la revisión y mejora del modelo del problema de planificación de recursos en LTE, así como el análisis y experimentación de alternativas para las fases de mutación, cruzamiento y selección del algoritmo evolutivo desarrollado en la tesis de maestría. Se analizará la eficiencia y eficacia de la implementación de las alternativas a través del seguimiento de la función objetivo y el tiempo de ejecución del algoritmo.

A1. Alternativas para la mejora del desempeño.

A.1.1. Alternativa para la codificación del cromosoma.

El problema que existe con la configuración del cromosoma de la ecuación 3.2 radica en que en los procesos de mutación y cruzamiento, pueden generarse cromosomas no factibles ya que es posible que un RB sea asignado a más de un usuario, por tanto es deseable contar con un cromosoma que siempre sea factible de esta forma se evitarían en el código métodos para garantizar la factibilidad y esto redundaría en un menor tiempo de ejecución del código, por tanto se propone cambiar el cromosoma al que se aprecia en la ecuación A1a y A2b.

$$X = \{x_1, x_2, \dots, x_k\} \quad (A1a)$$

$$x_k \in \{1, 2, \dots, I\} \forall k \in K \quad (A2b)$$

De esta manera se cambia el vector X a un vector que admite números enteros, donde cada posición indica el bloque de recursos y el valor contenido en dicha posición el usuario que ha sido asignado, de esta forma se disminuye el tamaño del vector que inicialmente era de longitud $K * I$ a un vector de tamaño K lo cual redundaba en una reducción de la demanda computacional para el algoritmo, y que los cromosomas siempre sean factibles ya que un solo usuario se asigna a cada RB.

A.1.2. Alternativa para la fase de mutación.

El algoritmo evolutivo propuesto en la tesis de maestría cuenta con una fase de mutación que implementa el método de mutación diferencial, por tanto el vector mutado para el cromosoma padre n se obtiene combinándolo con dos vectores mutuamente excluyentes X_b y X_c , realizando la operación de la ecuación A3.

$$X_n^M = X_n - F (X_b - X_c) \quad (A3)$$

Donde:

F es un parámetro que controla la tasa de mutación.

Debido a que la codificación inicial del problema es de un cromosoma de datos binarios, la ecuación 3 se modifica por la ecuación 4 [A4] por tanto todos los vectores padres se mutan.

$$X_n^M = X_n \text{ OR } (X_b \text{ XOR } X_c) \quad (A4)$$

La propuesta del desarrolla en la estancia de investigación, consiste en emplear una tasa de mutación de tal forma que no se mute toda la población, en cada generación ya que esto puede entorpecer la búsqueda de óptimos locales y aumentar el gasto computacional del algoritmo. Al emplear el parámetro de tasa de mutación permite se

facilita el proceso de sintonización del algoritmo. Debido a que existe un cambio en la codificación del cromosoma, cuando se requiere mutar un gen del cromosoma, este se cambiará por un número entero en el intervalo $\{1, I\}$.

A.1.3. Alternativa para la fase de cruzamiento.

El algoritmo propuesto emplea un cruzamiento de doble punto en el cual un cromosoma padre intercambia material genético con un cromosoma hijo (obtenido de la mutación) entre dos puntos L_i y L_s , aumentando la probabilidad de cruzamiento para los genes de en medio y disminuyendo para los extremos, por lo tanto se limita la diversidad en la búsqueda en el espacio de soluciones. En la propuesta inicial la población obtenida después del cruzamiento mantiene el mismo tamaño de la población inicial N .

La alternativa propuesta en la pasantía de Investigación se basa en la obtención de una población de hijos de un tamaño de la mitad de la población, producto de la recombinación de genes individuales entre individuos de la población mutada de acuerdo a una tasa de recombinación que puede ser sintonizada en el algoritmo, en este caso no existen secciones del cromosoma que se cruzan y por tanto los genes de los extremos tienen la misma probabilidad de ser recombinados que los del medio. En la figura a1, se presenta un ejemplo de la recombinación de doble punto y la alternativa propuesta en la pasantía de investigación en la figura A2 (recombinación multipunto).

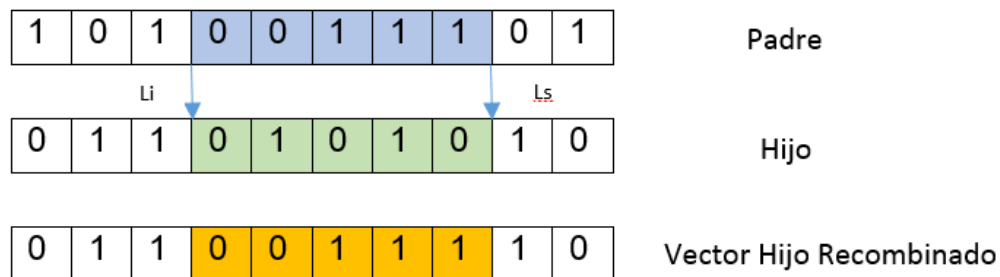


Figura A.1. Recombinación doble punto con codificación original del cromosoma.
Fuente: por autor.

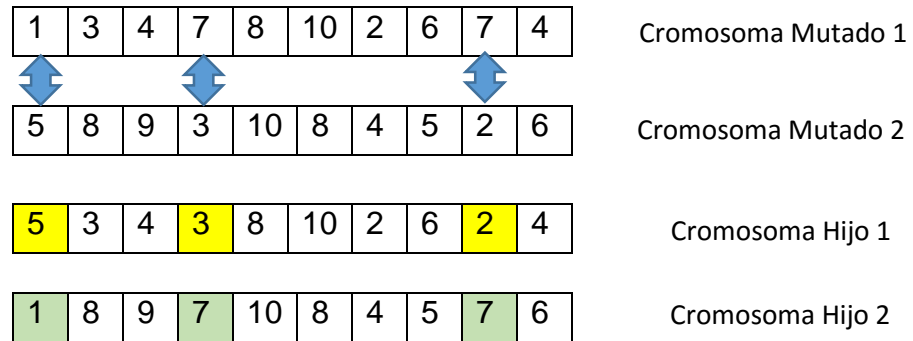


Figura A.2. Recombinación multipunto regulada por tasa. Fuente: por autor.

Aplicando este proceso se obtiene una población de hijos que se concatena con la población de cromosomas mutados y pasará al proceso de selección.

A.1.4. Alternativa para el proceso de selección.

El proceso de selección del algoritmo original se lleva a cabo a partir de la comparación de la función objetivo del cromosoma padre y el cromosoma hijo, el cual es un criterio objetivo para la supervivencia de las mejores individuos, pero limita la exploración del espacio de soluciones ya que algunos cromosomas que en la población de hijos que no tengan valores altos de *fitness*, si mutan y se recombinan podrían llegar a obtener otros óptimos locales y con el proceso actual se están descartando.

En la propuesta desarrollada en la pasantía de investigación se desarrolló una función de *ranking* para las soluciones de tal forma que normalizan en un valor entre 0 y 1, de acuerdo a la ecuación 5.

$$Fn_i = \frac{F_{max} - F_i}{F_{max}} \quad (5)$$

Donde:

Fn_i : es el valor normalizado de función objetivo para el individuo i .

F_{max} : es el valor máximo de función objetivo obtenido en la población.

F_i : es el valor de función objetivo para el individuo i .

De esta forma quienes tengan F_i cercanas a F_{max} tendrán Fn_i cercanos a cero y F_i mucho menores de F_{max} tendrán valor cercanos a 1. Se emplea un número aleatorio ρ_s de tal forma que si ρ_s es menor que Fn_i el individuo i sobrevive a la siguiente generación, el proceso se realiza hasta conseguir una población de tamaño N-1.

El individuo faltante en la población es aquel que obtenga el mayor valor de función de objetivo de esta forma se garantiza que el valor de *fitness* no disminuya en la próxima generación, reforzando el aprendizaje del algoritmo.

A2. Análisis de desempeño.

A.2.1. Escenario de Simulación:

Se realizaron pruebas al Algoritmo Genético basado en evolución diferencial (AG-DE) propuesto en la tesis de maestría y el algoritmo con la implementación de las propuestas de codificación del cromosoma, mutación, recombinación y selección (AG-V2) considerando los parámetros de simulación de la tabla 2.

A.2.2 Respuesta de la función objetivo del planificador AG-V2 ante variaciones de tasa de mutación y recombinación.

En la figura A.3 se aprecia la respuesta de la función objetivo del algoritmo para diferentes valores de tasa de recombinación, se puede apreciar en todos los casos que al incrementarse el número de generaciones la función objetivo crece, quedándose estática en ciertos intervalos, esto se debe a la supervivencia del mejor individuo que hace que la respuesta de la función objetivo cambie solo cuando se ha encontrado una mejor solución. Se logra apreciar que el mejor resultado se obtiene con una tasa de recombinación de 0.1 para las primeras 100 generaciones analizadas.

Parámetro	Valor
Ancho de banda	10 Mhz
Bloques de Recursos K	50
Estaciones UE	10
Algoritmo de Planificación	<ul style="list-style-type: none"> • Algoritmo Genético basado en evolución diferencial (AG-DE) • Algoritmo Genético con mutación y recombinación multipunto y selección por ranking (AG-V2)
Tamaño de Población	500 cromosomas
Número de Generaciones	100 generaciones
Tasa de Recombinación ρ_c	0.1, 0.3, 0.5, 0.7, 0.9
Tasa de Mutación ρ_m	0.1, 0.3, 0.5, 0.7, 0.9
Repeticiones	100

Tabla A.1. Escenario de simulación para pruebas.

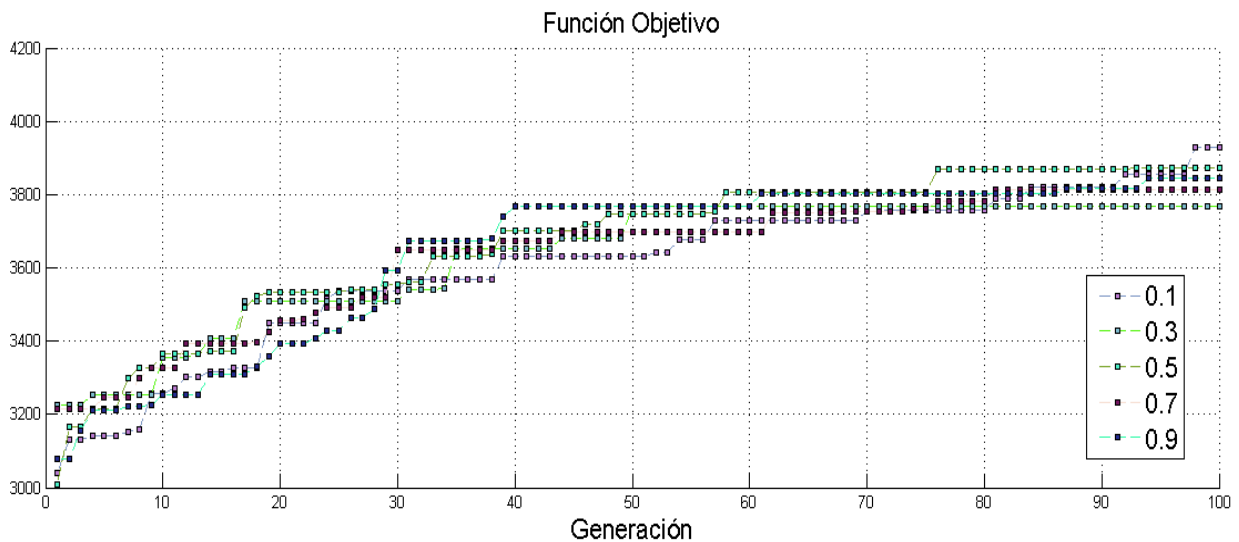


Figura A.3. Respuesta de la función objetivo para diferentes valores de tasa de recombinación. Fuente: por autor.

En la figura A.4 se presenta la respuesta de la función objetivo ante el cambio de la tasa de mutación, se aprecia que el mejor resultado se tiene con una tasa de mutación de 0.1.

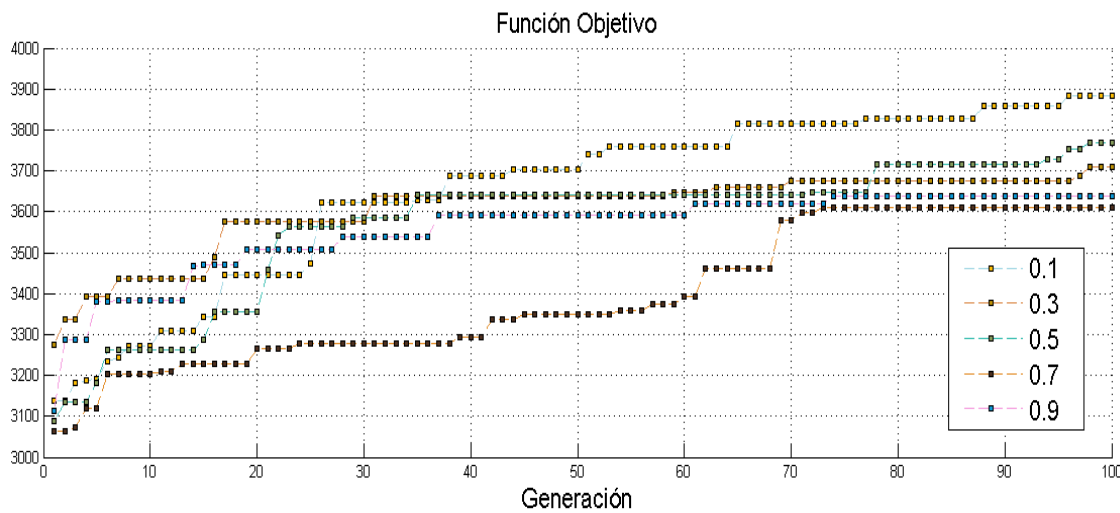


Figura A.4. Respuesta de la función objetivo para diferentes valores de tasa de mutación. Fuente: por autor.

A.2.3. Comparación AG-DE y AG-V2

Para la comparación entre los dos algoritmos se consideran $\rho_c = 0.8$ y $\rho_m = 0.1$ para AG-DE y para AG-V2 $\rho_c = 0.1$ y $\rho_m = 0.1$, ya que con estos parámetros se obtuvieron los mejores resultados en cada caso. El resto de parámetros corresponden a los de la tabla A.1.

En la figura A.5 se presentan las respuestas para la función objetivo de los algoritmos AG-DE y AG-V2, se aprecia que el AG-DE maximiza la función objetivo de una forma más efectiva que el AG-V2, lo muestra el potencial de la estrategia de mutación diferencial para solución de problemas de asignación de recursos.

En la figura A.6 se muestra la comparativa de los tiempos de ejecución de los dos algoritmos estudiados, los cuales se corrieron 100 veces, en promedio a AG-V2 le toma 3.8 veces menor el tiempo que AG-DE, lo que demuestra una mejora en el tiempo de convergencia debido al empleo de una codificación de cromosoma basada en números enteros.

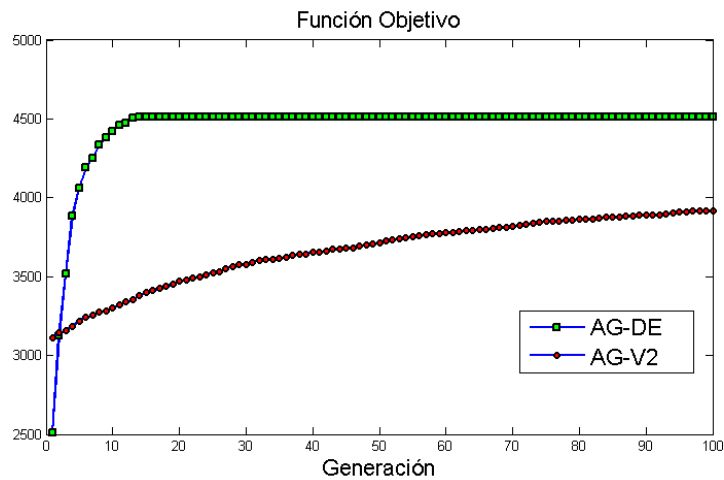


Figura A.5. Respuesta a la función objetivo para AG-DE y AG-V2. Fuente: por autor.

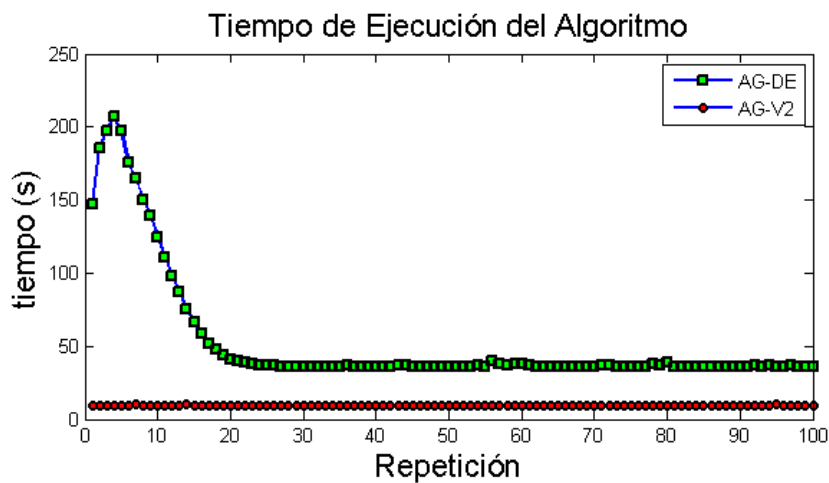


Figura A.6. Tiempo de Ejecución de los algoritmos AG-DE y AG-V2. Fuente: por autor.

Los resultados presentados en este apéndice muestran que la mejora más significativa en el desempeño del algoritmo evolutivo propuesto se presenta en el tiempo de ejecución del algoritmo esto se debe a que la codificación del cromosoma ocupa menos recursos computacionales, sin embargo los valores de la función objetivo de AG-V2 son inferiores a los alcanzados por AG-DE.

Apéndice B

Configuración de LTE Downlink System Level Simulator – Vienna University of Technology.

A continuación se presenta una guía para la instalación y configuración básica de la herramienta *LTE Downlink System Level Simulator - Vienna University of Technology*, y la incorporación del planificador propuesto en la tesis de maestría.

B1. Configuración básica del simulador.

LTE Downlink System Level Simulator - Vienna University of Technology es una herramienta de código abierto para fines académicos, la cual permite evaluar el desempeño global para diversas variables y escenarios de una red que consiste en uno o más ENB que cubren un área específica, en las que existen una cantidad de usuarios localizados alrededor de éstas [97]. La herramienta se soporta en versiones de Matlab® superiores a la R2009a y requiere tener instalado el paquete *statistics toolbox*. Se ha creado el sitio web <https://sites.google.com/site/ltesimulations/> el cual contiene los enlaces de interés y un repositorio los scripts modificados y los algoritmos desarrollados como aportes de la tesis de maestría.

Para obtener la versión más reciente del simulador es preciso dirigirse al sitio web del Instituto de Telecomunicaciones de la Universidad de Vienna y descargar el acuerdo de licencia el cual debe ser firmado por un representante de la institución que empleará la herramienta y remitido al correo electrónico mrupp@nt.tuwien.ac.at. Por correo electrónico se recibe la herramienta en carpeta comprimida que debe añadirse al *path*

de Matlab para que sus funciones puedan ser utilizables. En la figura B.1 se muestran los directorios que forman parte de la herramienta *LTE System Level Simulator*.

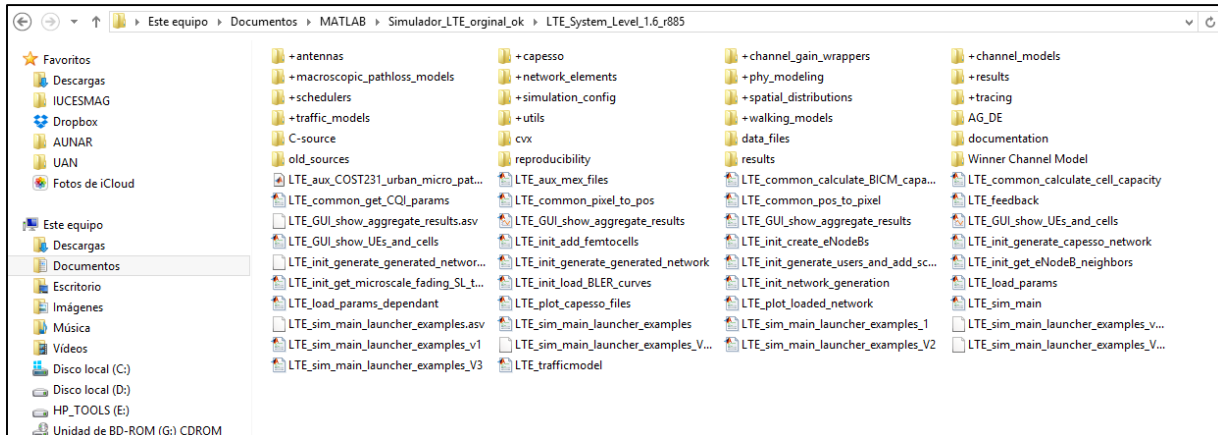


Figura B.1. Listado de directorios y archivos que forman parte de *LTE System Level Simulator*. Fuente: por autor.

El archivo principal del simulador es `LTE_sim_main.mat` el cual evoca de manera genérica todos los procedimientos de la simulación, sin embargo para poder realizar modificaciones de parámetros necesarios para la evaluación de los escenarios propuestos, se empleó el script `LTE_sim_main_launcher_examples_V3.mat`, basado en el script `LTE_sim_main_launcher_examples.mat` que viene incluido en la herramienta. En la tabla B.1 se muestran los parámetros que es posible configurar para llevar a cabo las simulaciones de los escenarios propuestos en la metodología del estudio.

B2. Incorporación del planificador propuesto.

El planificador propuesto se implementó a partir de las funciones desarrolladas por el autor que se describen en la tabla B.2. Para la incorporación del planificador, en primera instancia, se modificó el archivo `+schedulers\schedulerFactory.m` incluyendo la referencia 'AG' en el método de verificación dado por la función `check_whether_scheduler_is_defined` dentro de los posibles planificadores que soporta la herramienta tal como se muestra en la figura B.2, posteriormente se incluye

la referencia 'AG' en el método constructor del planificador *create_scheduler*, como se presenta en la figura B.3.

Parámetro	Descripción	Valores empleados
LTE_config.nTX	Número de antenas de transmisión	1,2,3,4
LTE_config.nRX	Número de antenas de recepción	1,2,3,4
LTE_config.scheduler	Planificador empleado en la simulación	'AG' Algoritmo Evolutivo 'RR' Round Robin 'prop fair Sun' Proporcional Justo. 'best cqi' Tasa Máxima
LTE_config.UE_per_NodeB	Número de terminales por cada nodo B.	10, 20, 40, 60, 80, 100

Tabla B.1. Parámetros aplicables para la evaluación de los escenarios empleando el lanzador de *LTE System Level Simulator*.

Script	Ubicación	Descripción
AG.m	+schedulers\	Función que invoca al algoritmo de planificación propuesto
DE_main.m	\AG_DE	Función principal del planificador de paquetes que invoca los procesos del algoritmo evolutivo.
GenerarSolucion.m	\AG_DE	Obtiene la población inicial de individuos.
MutacionAG.m	\AG_DE	Ejecuta el proceso de mutación diferencial sobre los individuos.
Cruce.m	\AG_DE	Recombina el material genético de los individuos.
Fitness.m	\AG_DE	Calcula la función objetivo de cada uno de los individuos.

Tabla B.2. Scripts desarrollados para la simulación del planificador propuesto en la herramienta *LTE System Level Simulator*.

```

function chek_whether_scheduler_is_defined(scheduler_type_string)
    % Checks whether the name of this scheduler exists
    switch scheduler_type_string
        case 'round robin'
            % Correct
        case 'best cqi'
            % Correct
        case 'proportional fair'
            error('%s' scheduler not supported anymore. Please u
        case 'max min'
            % Correct
        case 'max TP'
            % Correct
        case 'resource fair'
            % Correct
        case 'prop fair Sun'
            % Correct
        case 'constrained'
            % Correct
        case 'alpha fair'
            % Correct
        case 'FFR'
            % Correct
        case 'AG' %%%% Se introduce el Algoritmo Genético.
            % Correct
    end
end

```

Figura B.2. Inclusión de la referencia del planificador propuesto en la clase schedulerFactory. Fuente: por autor.

```

function new_scheduler = create_scheduler(scheduler_type_string,scheduler_params,eNodeB)
    % Return a new scheduler
    switch scheduler_type_string
        case 'round robin'
            new_scheduler = schedulers.roundRobinScheduler(scheduler_params,eNodeB);
        case 'best cqi'
            new_scheduler = schedulers.bestCqiScheduler(scheduler_params,eNodeB);
        case 'prop fair Sun'
            new_scheduler = schedulers.propFairSunScheduler(scheduler_params,eNodeB);
        case 'AG'
            new_scheduler = schedulers.AG(scheduler_params,eNodeB);
    end
end

```

Figura B.3. Inclusión de la referencia del planificador propuesto en la clase create_scheduler. Fuente: por autor.

Las funciones DE_main.m, GenerarSolucion.m, MutacionAG.m Cruce.m y Fitness.m se encuentran contenidas en la carpeta \AG_DE la cual debe insertarse en el directorio principal del simulador y añadirse al *path* de Matlab para que sean visibles.

Para la modificación de parámetros propios del algoritmo evolutivo tales como: número de generaciones, tamaño de población y probabilidad de cruce se modifican las variables G_{max} , N (expresado en múltiplos del número de genes) y pr . En la figura B.4 se muestra la función DE_main.m en el cual el número de generaciones es 100, el tamaño de población es igual al número de genes y un probabilidad de recombinación de 0.8.

```
function [sol] = DE_main(K,I,coef)
%% Problema de Planificación de Paquetes en LTE usando DE

%% Parámetros
Gmax = 10; %número de generaciones
ng = K*I; %número de genes
N = ng; %Tamaño de la población
pr = 0.8; %Probabilidad de cruce
P = zeros(N,ng);
Pu = zeros(N,ng);
fit1 = zeros(1,N);

coef = coef(:);
```

Figura B.4. Ejemplo de configuración de parámetros de la función DE_main.m. Fuente: por autor.

Llevando a cabo los pasos descritos anteriormente el planificador propuesto aprovecha las funciones para la ubicación de usuarios, la generación de los valores de pérdida de propagación y desvanecimiento sobre el escenario de prueba y el cálculo de métricas de desempeño, facilitando la recolección de datos y la comparación con los algoritmos de referencia. Para ejecutar una determinada prueba bastará con ejecutar el *script* LTE_sim_main_launcher_examples_V3.m que se provee por el autor en el repositorio.

Apéndice C

Publicación de resultados

Con el propósito de divulgar los resultados de la tesis de maestría y aportar a la producción del Grupo de Nuevas Tecnologías en Telecomunicaciones (GNTT), se realizó en conjunto con la Magister Claudia Hernández, un artículo para la revista *Ingeniare* de la Universidad Libre de Barranquilla. En la tabla C1 se muestran datos relevantes con respecto a la publicación.

Título del Artículo:	Evaluación del desempeño de un planificador de paquetes en el enlace de bajada de LTE empleando un algoritmo evolutivo
Autores:	Christian Fernando Vega Caicedo Claudia Milena Hernández Bonilla
Nombre de la revista:	<i>Ingeniare</i> – Revista de la Facultad de Ingeniería de la Universidad Libre Seccional Barranquilla
ISSN	Impreso: 1909-2458, Electrónico: 2390-0504
Indexación	Cengage Learning Dialnet Ebsco Publindex (Categoría: C) Latindex
Fecha de envío:	25 de Noviembre de 2015
Fecha de aceptación:	21 de Diciembre de 2015
Volumen	19
Páginas	33-57
URL	http://www.unilibrebaq.edu.co/ojsinvestigacion/index.php/ingeniare/article/view/699

Tabla C1. Datos relevantes de la publicación de resultados.

Referencias

- [1] Idate, *DigiWorld Yearbook 2016*, 16th ed. Montpellier, 2016.
- [2] 3Gpp Tr 25913, "Requirements for Evolved UTRA (E-UTRA) and Evolved UTRAN (E-UTRAN)," *3Gpp Tr 25913*, vol. 0, no. Release 8, p. 18, 2009.
- [3] H. Holma and A. Toskala, *LTE for UMTS: Evolution to LTE-Advanced: Second Edition*. 2011.
- [4] B. Liu, H. Tian, and L. Xu, "An efficient downlink packet scheduling algorithm for real time traffics in LTE systems," in *2013 IEEE 10th Consumer Communications and Networking Conference (CCNC)*, 2013, pp. 364–369.
- [5] H. A. M. Ramli, R. Basukala, K. Sandrasegaran, and R. Patachaianand, "Performance of well known packet scheduling algorithms in the downlink 3GPP LTE system," in *Proceedings - MICC 2009: 2009 IEEE 9th Malaysia International Conference on Communications with a Special Workshop on Digital TV Contents*, 2009, pp. 815–820.
- [6] X. Wang and S. Konishi, "Optimization formulation of packet scheduling problem in LTE uplink," in *IEEE Vehicular Technology Conference*, 2010.
- [7] R. A. Gallego, A. Escobar, and E. Toro, *Técnicas Metaheurísticas de Optimización*, Segunda Ed. Taller de Publicaciones Universidad Tecnológica de Pereira, 2008.
- [8] Urmila Diwekar, *Introduction to Applied Optimization*, vol. 25. 2009.
- [9] S. Luke, *Essentials of metaheuristics*. Lulu Com, 2013.
- [10] C. E. C. Vieira, P. R. L. Gondim, C. A. Rodrigues, and J. L. Bordim, "A new technique to the channel assignment problem in mobile communication networks," in *2008 IEEE 19th International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications*, 2008, pp. 1–5.

- [11] C. Y. Lee, "Cell planning with capacity expansion in mobile communications: a tabu search approach," *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 49, no. 5, pp. 1678–1691, 2000.
- [12] M. G. M. Gao, J. T. J. Tian, and Y. S. Y. Sun, "Research of wireless fading channel modeling based on improved simulated annealing neural network," *2009 Int. Conf. Mechatronics Autom.*, pp. 2707–2711, 2009.
- [13] M. Dorigo and T. Stützle, "the Ant Colony Optimization Metaheuristic : Algorithms , Applications , and Advances," *Advances*, no. IRIDIA/2000-32, pp. 1–42, 2000.
- [14] G. Singh, S. Das, S. V Gosavi, and S. Pujar, "Ant Colony Algorithms for Steiner Trees: An Application to Routing in," *Recent Dev. Biol. inspired Comput.*, p. 181, 2005.
- [15] D. Darquennes, "Implementation and Applications of Ant Colony Algorithms," *Fac. Univ. Notre-Dame la Paix, Namur Inst. d'informatique*, vol. 40, 2005.
- [16] X. Yuan and L. Quanfeng, "Bicriteria parallel machines scheduling problem with fuzzy due dates based on NSGA-II," in *Intelligent Computing and Intelligent Systems (ICIS), 2010 IEEE International Conference on*, 2010, vol. 3, pp. 520–524.
- [17] S. S. Rao and S. S. Rao, *Engineering optimization: theory and practice*. John Wiley & Sons, 2009.
- [18] "On-line genetic optimization of unstructured controllers for electric drives," in *Industrial Electronics, 2002. ISIE 2002. Proceedings of the 2002 IEEE International Symposium on*, 2002, vol. 1, pp. 347–352 vol.1.
- [19] H. M. Hasanien and S. M. Muyeen, "Design Optimization of Controller Parameters Used in Variable Speed Wind Energy Conversion System by Genetic Algorithms," *IEEE Trans. Sustain. Energy*, vol. 3, no. 2, pp. 200–208, 2012.
- [20] F. Capozzi, G. Piro, L. A. Grieco, G. Boggia, and P. Camarda, "Downlink packet scheduling in LTE cellular networks: Key design issues and a survey," *IEEE Commun. Surv. Tutorials*, vol. 15, no. 2, pp. 678–700, 2013.
- [21] F. D. Calabrese, C. Rosa, K. I. Pedersen, and P. E. Mogensen, "Performance of proportional fair frequency and time domain scheduling in LTE uplink," in *2009 European Wireless Conference, EW 2009*, 2009, pp. 271–275.

- [22] Z. Zhaohua, "Performance of the Frequency Domain Packet Scheduling for LTE downlink," in *Future Computer and Communication (ICFCC), 2010 2nd International Conference on*, 2010, vol. 1, pp. V1-635-V1-638.
- [23] B. P. S. Sahoo, D. Puthal, S. Swain, and S. Mishra, "A comparative analysis of packet scheduling schemes for multimedia services in LTE networks," *Proc. - 1st Int. Conf. Comput. Intell. Networks, CINE 2015*, pp. 110–115, 2015.
- [24] T. Nur *et al.*, "Performance Analysis of Downlink Scheduling Algorithms in the Rural and Urban (nvironments in LTE," pp. 70–75, 2015.
- [25] A. Marincic and D. Simunic, "Performance evaluation of different scheduling algorithms in LTE systems," in *2016 39th International Convention on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics (MIPRO)*, 2016, pp. 595–600.
- [26] J. G. Torres and R. Bustamante, "Analysis of the effects of CQI Feedback for LTE Networks on ns-3," *IEEE Lat. Am. Trans.*, vol. 13, no. 11, pp. 3538–3543, Nov. 2015.
- [27] S. C. Nguyen, K. Sandrasegaran, and F. M. J. Madani, "Modeling and simulation of packet scheduling in the downlink LTE-advanced," in *17th Asia-Pacific Conference on Communications, APCC 2011*, 2011, pp. 53–57.
- [28] S. J. Wu and L. Chu, "A novel packet scheduling scheme for downlink LTE system," in *Proceedings - 7th International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing, IHHMSP 2011*, 2011, pp. 25–28.
- [29] J. T. Stephen Avocanh, M. Abdennebi, and J. Ben-Othman, "A new two-level scheduling algorithm for the downlink of LTE networks," in *2013 IEEE Globecom Workshops (GC Wkshps)*, 2013, pp. 4519–4523.
- [30] K. Mnif, A. Masmoudi, and L. Kamoun, "Adaptive efficient downlink packet scheduling algorithm in LTE-advanced system," in *Networks, Computers and Communications, The 2014 International Symposium on*, 2014, pp. 1–5.
- [31] M. Wernersson, S. Wänstedt, and P. Synnergren, "Effects of QOS scheduling strategies on performance of mixed services over LTE," in *IEEE International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications, PIMRC*, 2007.

- [32] Y. Li, X. Chen, W. Zhao, and B. Cao, "Packet scheduling with QoS support in LTE downlink MIMO system," in *2012 1st IEEE International Conference on Communications in China, ICC 2012*, 2012, pp. 97–102.
- [33] X. Cheng and P. Mohapatra, "Quality-optimized downlink scheduling for video streaming applications in LTE networks," *GLOBECOM - IEEE Glob. Telecommun. Conf.*, pp. 1914–1919, 2012.
- [34] W. K. Lai, C. W. Hsu, T. H. Kuo, and M. T. Lin, "A LTE downlink scheduling mechanism with the prediction of packet delay," *Int. Conf. Ubiquitous Futur. Networks, ICUFN*, vol. 2015–August, pp. 257–262, 2015.
- [35] O. Grondalen, A. Zanella, K. Mahmood, M. Carpin, J. Rasool, and O. Osterbo, "Scheduling Policies in Time and Frequency Domains for LTE Downlink Channel: a Performance Comparison," *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 9545, no. c, pp. 1–1, 2016.
- [36] A. Pachon, A. Navarro, and U. Garcia, "Global Resource Scheduler in a Mobile Communications System Featuring Heterogeneous Architecture," *IEEE Lat. Am. Trans.*, vol. 13, no. 11, pp. 3544–3549, Nov. 2015.
- [37] R. Srivathsan, S. Siddharth, M. Raghavan, R. Gunasekaran, and V. Rhymend Uthariaraj, "Enhanced genetic algorithm for solving broadcast scheduling problem in TDMA based wireless networks," *2010 2nd Int. Conf. Commun. Syst. NETWORKS, COMSNETS 2010*, no. say M, 2010.
- [38] Y. Zu, D. Yin, W. Li, and Y. Jia, "Radio Resource Management Based on Optimized Ant Colony Algorithm in LTE Networks," in *Wireless Communications, Networking and Mobile Computing (WiCOM), 2012 8th International Conference on*, 2012, pp. 1–4.
- [39] A. Shahid, S. Aslam, H. S. Kim, and K. G. Lee, "Genetic algorithm based self-organized resource allocation in LTE-Advanced network," in *2014 Sixth International Conference on Ubiquitous and Future Networks (ICUFN)*, 2014, pp. 133–137.
- [40] H. W. Tseng, W. C. Lee, C. R. Sheu, Y. H. Lee, and Y. G. Jan, "Applying genetic algorithms to the data traffic scheduling and performance analysis of a long-term evolution system," in *Intelligent Signal Processing and Communications Systems (ISPACS), 2012 International Symposium on*, 2012, pp. 183–188.

- [41] S. H. da Mata and P. R. Guardieiro, "A Genetic Algorithm based approach for resource allocation in LTE uplink," in *Telecommunications Symposium (ITS), 2014 International*, 2014, pp. 1–5.
- [42] A. Chiumento, C. Blanch, C. Desset, S. Polling, L. Van der Perre, and R. Lauwereins, "Multi-objective genetic algorithm downlink resource allocation in LTE: Exploiting the cell-edge vs. Cell-center trade-off," in *2014 IEEE 21st Symposium on Communications and Vehicular Technology in the Benelux (SCVT)*, 2014, pp. 116–120.
- [43] O. F. Gemici, I. Hokelek, and H. A. Cirpan, "GA based multi-objective LTE scheduler," in *Cognitive Cellular Systems (CCS), 2014 1st International Workshop on*, 2014, pp. 1–5.
- [44] S. Das and P. N. Suganthan, "Differential Evolution: A Survey of the State-of-the-Art," *IEEE Trans. Evol. Comput.*, vol. 15, no. 1, pp. 4–31, Feb. 2011.
- [45] P. Krömer, J. Platoš, and V. Snášel, "A brief survey of differential evolution on Graphic Processing Units," in *Proceedings of the 2013 IEEE Symposium on Differential Evolution, SDE 2013 - 2013 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence, SSCI 2013*, 2013, pp. 157–164.
- [46] M. X. M. Xue, K. Sandrasegaran, H. a. M. Ramli, and C.-C. L. C.-C. Lin, "Performance Analysis of Two Packet Scheduling Algorithms in Downlink 3GPP LTE System," *Adv. Inf. Netw. Appl. Work. (WAINA), 2010 IEEE 24th Int. Conf.*, pp. 915–919, 2010.
- [47] 3GPP, "Technical Specification Group Radio Access Networks; Radio Frequency (RF) system scenarios," *ETSI TS 25 942*, vol. 9.00, 2009.
- [48] G. Piro, L. A. Grieco, G. Boggia, F. Capozzi, and P. Camarda, "Simulating LTE Cellular Systems: An Open-Source Framework," *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 60, no. 2, pp. 498–513, Feb. 2011.
- [49] 3GPP, "Group Radio Access Network - Evolved Universal Terrestrial Radio Access (E-UTRA) Radio Frequency (RF) system scenarios," *TS 36.942*, 2011.
- [50] T. S. ETSI, "LTE, Evolved Universal Terrestrial Radio Access (E-UTRA), Multiplexing and channel coding (FDD)," *TS 136.212*, vol. 6, 2009.
- [51] Y. Lee, W. Lee, and Y. Jan, "Applying Genetic Algorithms to the Data Traffic Term

- Evolution System,” no. Ispacs, pp. 183–188, 2012.
- [52] Ö. F. Gemici, I. Hokelek, and H. A. Cirpan, “GA based multi-objective LTE scheduler,” *2014 1st Int. Work. Cogn. Cell. Syst. CCS 2014*, 2014.
- [53] I. Ahmed, S. Sadeque, and S. Pervin, “Margin adaptive resource allocation for multiuser OFDM systems by modified Particle Swarm Optimization and Differential Evolution,” in *CONIELECOMP 2011, 21st International Conference on Electrical Communications and Computers*, 2011, pp. 227–231.
- [54] S.-Y. Han, X.-Y. Wan, L. Wang, J. Zhou, and X.-F. Zhong, “Comparison between genetic algorithm and differential evolution algorithm applied to one dimensional bin-packing problem,” in *2016 3rd International Conference on Informative and Cybernetics for Computational Social Systems (ICCSS)*, 2016, pp. 52–55.
- [55] D. Rueda, “Calidad de servicio en redes LTE advanced,” *Colomb. InteractIC*, pp. 5–10, 2011.
- [56] J. Martinez and J. Covalada, “Análisis del desempeño a nivel físico de una enlace de subida LTE,” Universidad del Cauca, 2012.
- [57] J. Conde and J. Villamuez, “Análisis del desempeño a nivel de sistema de la tecnología LTE mediante la herramienta de Simulación LTE-AMoRE®,” 2013.
- [58] P. Diaz and P. Urbano, “Análisis de Capacidad y Cobertura de una Red Móvil LTE para la ciudad de Popayán,” Universidad del Cauca, 2012.
- [59] V. Miramá, “Control de Potencia Basado en Teoría de Juegos en Comunicaciones Inalámbricas,” Universidad del Cauca, 2012.
- [60] R. Agusti Comes, F. Bernardo Alvarez, F. Casadevall Palacio, R. A. Ferrus Ferre, J. Perez Romero, and J. O. Sallent Roig, “LTE: Nuevas tendencias en comunicaciones móviles.” Fundación Vodafone España, 2010.
- [61] M. Jamal, B. Horia, K. Maria, and I. Alexandru, “Study of multiple access schemes in 3GPP LTE OFDMA vs. SC-FDMA,” *2011 Int. Conf. Appl. Electron.*, pp. 1–4, 2011.
- [62] 3GPP, “Evolved Universal Terrestrial Radio Access (E-UTRA); Physical channels and modulation,” *ETSI TS 136 211*, vol. 10.0.0, pp. 1–184, 2011.

- [63] V. Orobio and H. Hurtado, "Análisis de la Planificación de Paquetes en el enlace descendente sobre el desempeño de una red LTE," Universidad del Cauca, 2015.
- [64] E. Dahlman, S. Parkvall, J. Skold, and P. Beming, *3G evolution: HSPA and LTE for mobile broadband*. Academic press, 2010.
- [65] P. Kela, J. Puttonen, N. Kolehmainen, T. Ristaniemi, T. Henttonen, and M. Moio, "Dynamic packet scheduling performance in UTRA Long Term Evolution downlink," in *Wireless Pervasive Computing, 2008. ISWPC 2008. 3rd International Symposium on*, 2008, pp. 308–313.
- [66] J. Ratan, A. Holla, R. Sadakale, and A. Jeyakumar, "Performance of LTE downlink scheduling algorithm with load," in *Electronics Computer Technology (ICECT), 2011 3rd International Conference on*, 2011, vol. 4, pp. 278–281.
- [67] J. H. Holland, *Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence*. U Michigan Press, 1975.
- [68] C. Darwin, "On the origins of species by means of natural selection," *London: Murray*, vol. 247, 1859.
- [69] K. M. Passino, *Biomimicry for optimization, control, and automation*. 2005.
- [70] P. A. Diaz-Gomez and D. F. Hougen, "Initial Population for Genetic Algorithms: A Metric Approach.," in *GEM*, 2007, pp. 43–49.
- [71] R. Storn, "On the usage of differential evolution for function optimization," pp. 519–523, 1996.
- [72] R. Storn and K. Price, *Differential evolution-a simple and efficient adaptive scheme for global optimization over continuous spaces*, vol. 3. ICSI Berkeley, 1995.
- [73] J. Barco, A. Guerra, L. Muñoz, and N. Quijano, "Optimal Routing and Scheduling of Charge for Electric Vehicles: Case Study," *CoRR*, vol. abs/1310.0, pp. 1–21, 2013.
- [74] O. Ülgen, J. J. Black, B. Johnsonbaugh, and R. Klunge, "Simulation methodology: A practitioner's perspective," *Dearborn, MI Univ. Michigan*, 2006.

- [75] C. Wengerter, J. Ohlhorst, and A. G. E. Von Elbwart, "Fairness and throughput analysis for generalized proportional fair frequency scheduling in OFDMA," *2005 IEEE 61st Veh. Technol. Conf.*, vol. 3, no. 2, pp. 0–4, 2005.
- [76] T. B. Sorensen, P. E. Mogensen, and F. Frederiksen, "Extension of the ITU channel models for wideband (OFDM) systems," in *VTC-2005-Fall. 2005 IEEE 62nd Vehicular Technology Conference, 2005.*, 2005, vol. 1, pp. 392–396.
- [77] I. I. M. Telecommunications-advanced, S. T. Report, and T. Report, "Report ITU-R M . 2135 Guidelines for evaluation of radio interface technologies for IMT-Advanced," *Framework*, p. 25, 2009.
- [78] ITU-R, "Pautas de Evaluación de las Tecnologías de Transmisión Radioeléctrica para las IMT – 2000," *M. 1225*, 1997.
- [79] R. Jain, "Channel models: a tutorial," in *WiMAX forum AATG*, 2007, pp. 1–6.
- [80] D. Giancristofaro, "Correlation model for shadow fading in mobile radio channels," *Electron. Lett.*, vol. 32, no. 11, pp. 958–959, 1996.
- [81] H. Claussen, "Efficient modelling of channel maps with correlated shadow fading in mobile radio systems," *2005 IEEE 16th Int. Symp. Pers. Indoor Mob. Radio Commun.*, vol. 1, no. x, pp. 512–516, 2005.
- [82] J. C. Ikuno, M. Wrulich, and M. Rupp, "System Level Simulation of LTE Networks," in *Vehicular Technology Conference (VTC 2010-Spring), 2010 IEEE 71st*, 2010, pp. 1–5.
- [83] 3GPP, "Further Advancements for E-UTRA Physical Layer Aspects," *TR 36.814*, 2010.
- [84] R. Jain, D.-M. Chiu, and W. R. Hawe, *A quantitative measure of fairness and discrimination for resource allocation in shared computer system*, vol. 38. Eastern Research Laboratory, Digital Equipment Corporation Hudson, MA, 1984.
- [85] M. D. Byrne, "How many times should a stochastic model be run? An approach based on confidence intervals," in *Proceedings of the 12th International conference on cognitive modeling, Ottawa*, 2013.
- [86] R. Mallipeddi and P. Suganthan, "Empirical study on the effect of population size on differential evolution algorithm," *2008 IEEE Congr. Evol. Comput. (CEC 2008)*,

pp. 4–11, 2008.

- [87] C. Brown, *Applied multivariate statistics in geohydrology and related sciences*. Springer Science & Business Media, 2012.
- [88] R. E. Walpole, R. H. Myers, S. L. Myers, and K. Ye, *Probabilidad y estadística para ingeniería y ciencias*, no. TA430. P76 2012. Pearson Educación, 2007.
- [89] O. Castejón Sandoval, “Diseño y análisis de experimentos con Statistix.” Fondo Editorial Biblioteca Universidad Rafael Urdaneta, Maracaibo, Venezuela, 2011.
- [90] T. R. Knapp, “Treating ordinal scales as interval scales: an attempt to resolve the controversy.,” *Nurs. Res.*, vol. 39, no. 2, pp. 121–123, 1990.
- [91] A. Viridis, G. Stea, and G. Nardini, “SimuLTE - A modular system-level simulator for LTE/LTE-A networks based on OMNeT++,” in *Simulation and Modeling Methodologies, Technologies and Applications (SIMULTECH), 2014 International Conference on*, 2014, pp. 59–70.
- [92] M. M. Hamed, S. Shukry, M. S. El-Mahallawy, and S. H. El-Ramly, “Modified earliest deadline first scheduling with channel quality indicator for downlink real-time traffic in LTE networks,” in *e-Technologies and Networks for Development (ICeND), 2014 Third International Conference on*, 2014, pp. 8–12.
- [93] T. Lan, D. Kao, M. Chiang, and A. Sabharwal, “An Axiomatic Theory of Fairness in Network Resource Allocation,” in *INFOCOM, 2010 Proceedings IEEE*, 2010, pp. 1–9.
- [94] I. S. Comsa, M. Aydin, S. Zhang, P. Kuonen, and J.-F. Wagen, “Multi objective resource scheduling in LTE networks using reinforcement learning,” *Int. J. Distrib. Syst. Technol.*, vol. 3, no. 2, pp. 39–57, 2012.
- [95] A. Raniwala, P. De, S. Sharma, R. Krishnan, and T. c. Chiueh, “End-to-End Flow Fairness Over IEEE 802.11-Based Wireless Mesh Networks,” in *IEEE INFOCOM 2007 - 26th IEEE International Conference on Computer Communications*, 2007, pp. 2361–2365.
- [96] S. Schwarz, C. Mehlhauer, and M. Rupp, “Low complexity approximate maximum throughput scheduling for LTE,” in *2010 Conference Record of the Forty Fourth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, 2010, pp. 1563–1569.

-
- [97] M. Rupp, S. Schwarz, and M. Taranetz, *The Vienna LTE-Advanced Simulators: Up and Downlink, Link and System Level Simulation*, 1st ed. Springer Singapore, 2016.
- [98] K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal, and T. Meyarivan, "A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II," *IEEE Trans. Evol. Comput.*, vol. 6, no. 2, pp. 182–197, 2002.