



TESIS DOCTORAL

OPTIMIZACIÓN EVOLUTIVA Y
MULTIOBJETIVO DE ESTRATEGIAS DE
GESTIÓN DE MOVILIDAD EN REDES DE
TELEFONÍA MÓVIL

Víctor Berrocal Plaza

Departamento de Tecnología de los Computadores y de las Comunicaciones

2015



TESIS DOCTORAL

OPTIMIZACIÓN EVOLUTIVA Y
MULTIOBJETIVO DE ESTRATEGIAS DE
GESTIÓN DE MOVILIDAD EN REDES DE
TELEFONÍA MÓVIL

Víctor Berrocal Plaza

Departamento de Tecnología de los Computadores y de las Comunicaciones

Conformidad del Director:

Fdo: Dr. Miguel Ángel Vega Rodríguez

2015

Optimización evolutiva y multiobjetivo de estrategias de gestión de movilidad en redes de telefonía móvil

Autor: Víctor Berrocal Plaza

Director: Dr. Miguel Ángel Vega Rodríguez

En la siguiente página web podrá encontrar información y material de investigación relacionado con esta Tesis Doctoral:

<http://arco.unex.es/vicberpla/>

Impreso en Cáceres (España) / *Printed in Cáceres (Spain)*

October 2015

Estas líneas van dedicadas a todos aquellos que me han apoyado en estos años, ya que sin su ayuda no hubiese sido posible este trabajo. En primer lugar, me gustaría dedicar esta Tesis Doctoral a mis padres, por haberme cuidado desde el primer momento en que llegué a este mundo y por enseñarme la más valiosa de las lecciones: esfuerzo y dedicación son los más preciados dones para poder alcanzar aquello que se desea. Sería necesario un capítulo completo para recoger todas las palabras de agradecimiento que tengo hacia ellos, por lo que sólo les daré las gracias por todo. En segundo lugar, agradecer a mis directores de Tesis, el Dr. Miguel Ángel Vega Rodríguez y el Dr. Juan Manuel Sánchez Pérez, el haberme dado la oportunidad de participar en el mundo de la investigación científica y técnica. Este trabajo no hubiese sido posible sin su implicación directa y, por ello, gracias por todas sus enseñanzas, dedicación y por su paciencia. En tercer lugar, he de mencionar la ayuda prestada por mis compañeros de laboratorio. David Lesmes González Álvarez, Jose María Granado Criado, José Manuel Lanza Gutiérrez, Álvaro Rubio Largo y Sergio Santander Jiménez, gracias a todos por vuestros consejos y por esos momentos de ocio. Y por último pero no menos importante, gracias a todos mis amigos por estar a mi lado en los momentos difíciles.

Abstract

Mobile phone communications are one of the most influential technologies in today's society. In fact and according to the report made by the GSM Association in 2013, there will be approximately 3.9 billion of mobile subscribers in 2017, i.e. almost the half of the world population will use mobile communications. This market penetration is even higher in developed countries, being about 79% in Europe. In this kind of networks, the subscribers' mobility management is a fundamental task which allows locating the exact zone in where the users are situated in order to properly redirect the incoming calls to the mobile stations. For it, every mobility management strategy comprises two main procedures: subscribers' location update and paging. The first procedure is used by the mobile stations to notify the network that their location should be updated in the core network databases, and the second one is used by the network to know the exact zone in where the callee's mobile station is located in order to properly redirect the incoming call. It is widely known in the literature the existence of an inherent compromise between these two procedures, and hence, every mobility management strategy can be defined as a multiobjective optimization problem with two objective functions: find the network configurations that (a) minimize the number of location updates and (b) minimize the number of paging messages. Moreover, we can find several mobility management strategies in the literature. Nonetheless, in this PhD Thesis, we study strategies that can be directly implemented in a real network. Concretely, we analyze two location update procedures (based on registration areas and based on reporting cells) and four paging procedures (blanket paging, geometric, based on the cell dwell time, and based on Markov chain models). Due to the fact that these mobility management strategies can be defined as

NP-complete multiobjective optimization problems, we propose our adaptation of three well-known multiobjective metaheuristics: Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGAII), Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2 (SPEA2), and MultiObjective Artificial Bee Colony algorithm (MO-ABC). The research conducted in this PhD Thesis is a significant improvement over the state-of-the-art for several reasons. Firstly, we propose the use of multiobjective optimization techniques to optimize the registration areas planning problem and the reporting cells planning problem. With a multiobjective approach, we analyze the behavior of each mobility management strategy considering the whole objective space, and also we avoid the drawbacks associated with the linear aggregation of the objective functions, method used in the state-of-the-art to tackle each problem with single-objective optimization techniques. Furthermore, we analyze in a multiobjective way the behavior of different paging procedures for each location update strategy. Several conclusions can be drawn from the experimental results. Firstly, we show that the proposed metaheuristics are very competitive because they surpass the single-objective optimization techniques developed by other authors and, at the same time, they obtain very good sets of non-dominated solutions. Secondly, we notice that each mobility management strategy has its own non-dominated region in the objective space. In this way, the network operator could select the non-dominated solution (i.e. the network configuration and the specific paging procedure) that best meets its requirements. Finally, we show that the total signaling traffic can be reduced by about 69.35% if we use evolutionary optimization techniques and efficient paging procedures jointly.

Resumen

La telefonía móvil es una de las tecnologías con mayor influencia en la sociedad actual. De hecho y de acuerdo al estudio de mercado de 2013 realizado por la Asociación GSM, en 2017 habrán 3.900 millones de abonados móviles, i.e. aproximadamente la mitad de la población mundial utilizará servicios de comunicaciones móviles. Este grado de penetración es aún mayor en los países desarrollados, llegando a ser del 79 % en Europa. En este tipo de redes, la gestión de la movilidad de los abonados es una tarea fundamental que permite localizar la zona exacta en la que se encuentran los usuarios y entregar correctamente las llamadas entrantes a las estaciones móviles. Para ello, toda estrategia de gestión de movilidad consta de dos procedimientos principales: actualización de la localización de las estaciones móviles y paginación. El primer procedimiento es utilizado por las estaciones móviles para indicar a la red que su localización debe ser actualizada en las bases de datos del núcleo de la red, y el segundo procedimiento es utilizado por la red para determinar la zona exacta en la que se encuentran las estaciones móviles destinatarias de llamada y poder entregar correctamente las llamadas entrantes. Es bien conocido en la literatura la existencia de un compromiso inherente entre estos dos procedimientos y, por tanto, toda estrategia de gestión de movilidad puede ser descrita como un problema de optimización multiobjetivo con dos funciones objetivo: encontrar las configuraciones de red que (a) minimizan el número de actualizaciones de localización y (b) minimizan el número de mensajes de paginación. Además, en la literatura se pueden encontrar varias estrategias de gestión de movilidad. No obstante, en esta Tesis Doctoral se estudian estrategias que pueden ser implementadas directamente en las redes actuales. Concretamente, se analizan dos procedimientos de actualización de localización (basado en áreas de registro y basado en celdas de reporte) y cuatro procedimientos de paginación (simultánea, geométrica, basada en tiempo

de permanencia y basada en modelos de cadenas de Markov). Debido al hecho de que estas estrategias definen problemas de optimización multiobjetivo NP-Complejos, se propone la adaptación de tres metaheurísticas multiobjetivo bien conocidas en la literatura: Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGAI), Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2 (SPEA2) y MultiObjective Artificial Bee Colony algorithm (MO-ABC). La investigación realizada en esta Tesis Doctoral supone un avance significativo con respecto al estado del arte por varios motivos. En primer lugar, se proponen técnicas de optimización multiobjetivo para optimizar el problema de planificación de áreas de registro y el problema de planificación de celdas de reporte. Con una aproximación multiobjetivo se analiza el comportamiento de cada estrategia de gestión de movilidad en todo el espacio objetivo y, también, se evitan los inconvenientes asociados con la combinación lineal de las funciones objetivo, método utilizado en los trabajos previos para poder tratar cada problema con técnicas de optimización de un único objetivo. Además, se analiza de forma multiobjetivo el comportamiento de distintos procedimientos de paginación en cada una de las estrategias de actualización de localización. Varias conclusiones pueden ser extraídas de los resultados experimentales. En primer lugar, se demuestra que las metaheurísticas propuestas son muy competitivas ya que superan a los métodos de optimización de un único objetivo desarrollados por otros autores y, al mismo tiempo, obtienen muy buenos conjuntos de soluciones no dominadas. En segundo lugar, se aprecia que cada estrategia de gestión de movilidad tiene su propia región no dominada en el espacio objetivo. De esta forma, el operador de red podría seleccionar la solución no dominada (i.e. la configuración de red y el procedimiento de paginación específico) que mejor se ajuste a sus requerimientos. Por último, se observa que el tráfico total de señalización se puede reducir en aproximadamente un 69,35 % si se utilizan conjuntamente técnicas de optimización evolutiva y procedimientos eficientes de paginación.

Agradecimientos

Esta Tesis Doctoral ha estado subvencionada por el Ministerio de Educación, Cultura y Deporte del Gobierno de España bajo la beca de Formación del Profesorado Universitario FPU-AP2010-5841. También es importante destacar el apoyo económico proporcionado por el Ministerio de Economía y Competitividad del Gobierno de España y por el Fondo Europeo de Desarrollo Regional bajo los proyectos de investigación TIN2008-06491-C04-04 (Proyecto M*) y TIN2012-30685 (Proyecto BIO). Por último, agradecer al Grupo de Arquitectura de Computadores y Diseño Lógico (Grupo ARCO) de la Universidad de Extremadura la provisión de toda la documentación y equipamiento (tanto software como hardware) necesario para la realización de esta Tesis Doctoral.

Índice general

Lista de Figuras	xiii
Lista de Tablas	xvii
1 Introducción	1
1.1 Motivación e interés de la investigación	4
1.2 Objetivos y fases	5
1.3 Organización del documento de Tesis Doctoral	6
2 Estado del arte	7
2.1 Contribuciones al estado del arte	10
3 Gestión de movilidad	13
3.1 Introducción	13
3.1.1 Organización del capítulo	16
3.2 Estrategias de actualización de localización	17
3.2.1 Actualización de localización basada en áreas de registro	19
3.2.2 Actualización de localización basada en celdas de reporte	21
3.2.3 Actualización de localización periódica	23
3.2.4 Actualización de localización basada en distancia	24
3.2.5 Actualización de localización basada en movimiento	25
3.3 Estrategias de paginación	25
3.3.1 Paginación simultánea	27
3.3.2 Paginación secuencial	27
3.3.2.1 Paginación geométrica	29
3.3.2.2 Paginación basada en tiempo de permanencia	30

ÍNDICE GENERAL

3.3.2.3	Paginación basada en modelos probabilísticos	31
3.3.2.4	Paginación inteligente	33
4	Optimización multiobjetivo	35
4.1	Introducción	35
4.1.1	Organización del capítulo	37
4.2	Tipos de problemas de optimización	38
4.3	Métodos de optimización	39
4.3.1	Métodos exactos	39
4.3.2	Métodos aproximados	40
4.3.2.1	Metaheurísticas	40
4.4	Optimización evolutiva y bioinspirada	41
4.5	Indicadores de calidad	43
4.5.1	Hipervolumen	44
4.5.2	Cobertura de conjunto	44
4.5.3	Indicador ϵ	45
4.6	Algoritmos propuestos	45
4.6.1	Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II	45
4.6.1.1	Inicialización de la población	47
4.6.1.2	Operación de cruce	49
4.6.1.3	Operación de mutación	49
4.6.1.4	Función de transformación para el Problema de Planifi- cación de Áreas de Registro	51
4.6.2	Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2	52
4.6.3	Multiobjective Artificial Bee Colony	54
4.6.3.1	Selección probabilística	57
4.6.3.2	Generación de abejas exploradoras	58
5	Resolución del Problema de Planificación de Áreas de Registro	61
5.1	Introducción	61
5.1.1	Organización del capítulo	63
5.2	Conjunto de instancias	63
5.2.1	Conjunto de redes móviles LAX	63
5.2.2	Red móvil SUMATRA	65

5.2.3	Conjunto de redes móviles de cuatro capitales mundiales	66
5.3	Metodología experimental y especificaciones del hardware y software utilizado	69
5.4	Análisis de convexidad	71
5.5	Comparativa entre metaheurísticas multiobjetivo	71
5.5.1	Conjunto de redes móviles LAX	73
5.5.2	Red móvil SUMATRA	76
5.5.3	Conjunto de redes móviles de cuatro capitales mundiales	78
5.6	Comparativa con el estado del arte	82
5.6.1	Conjunto de redes móviles LAX	82
5.6.2	Red móvil SUMATRA	84
5.6.3	Conjunto de redes móviles de cuatro capitales mundiales	85
5.7	Comparativa con el optimizador CPLEX	87
5.8	Análisis de convergencia	88
5.9	Estudio de escalabilidad	91
6	Resolución del Problema de Planificación de Celdas de Reporte	95
6.1	Introducción	95
6.1.1	Organización del capítulo	96
6.2	Conjunto de instancias	96
6.3	Metodología experimental y especificaciones del hardware y software utilizado	98
6.4	Análisis de convexidad	100
6.5	Comparativa entre metaheurísticas multiobjetivo	102
6.6	Comparativa con el estado del arte	106
6.7	Comparativa con el optimizador CPLEX	111
6.8	Análisis de convergencia	113
6.9	Estudio de escalabilidad	117
7	Análisis de distintas estrategias de gestión de movilidad	119
7.1	Introducción	119
7.1.1	Organización del capítulo	121
7.2	Metodología experimental y especificaciones del hardware y software utilizado	121

ÍNDICE GENERAL

7.3	Análisis multiobjetivo de estrategias de paginación considerando áreas de registro	123
7.3.1	Paginación simultánea	123
7.3.2	Paginación geométrica	124
7.3.3	Paginación basada en tiempo de permanencia	127
7.3.4	Paginación basada en modelos de cadenas de Markov	127
7.4	Análisis multiobjetivo de estrategias de paginación considerando celdas de reporte	130
7.4.1	Paginación simultánea	131
7.4.2	Paginación geométrica	132
7.4.3	Paginación basada en tiempo de permanencia	134
7.4.4	Paginación basada en modelos de cadenas de Markov	135
7.5	Comparación multiobjetivo de distintas estrategias de gestión de movilidad	136
7.6	Análisis del tráfico de señalización	143
8	Conclusiones, trabajo futuro y méritos científicos	149
8.1	Conclusiones	149
8.2	Trabajo futuro	155
8.3	Méritos científicos	155
8.3.1	Artículos en revistas científicas internacionales indexadas en el JCR	156
8.3.2	Capítulos de libro de difusión internacional	156
8.3.3	Ponencias y comunicaciones en congresos internacionales	158
8.3.4	Ponencias y comunicaciones en congresos nacionales	159
8.3.5	Participación en proyectos de investigación	160
8.3.6	Participación en comités científicos	160
8.3.7	Actividades como revisor en revistas científicas internacionales indexadas en el JCR	160
8.3.8	Becas de investigación conseguidas	161
8.3.9	Participación en docencia oficial universitaria	161
	Bibliografía	163

Lista de Figuras

1.1	Red móvil inteligente.	3
3.1	Arquitectura de red LTE.	15
3.2	Principales estrategias de actualización de localización.	17
3.3	Paso de mensajes por actualización de localización en red LTE.	18
3.4	Agrupación de celdas en áreas de registro.	20
3.5	Planificación de celdas de reporte.	21
3.6	Actualización de localización basada en distancia.	24
3.7	Actualización de localización basada en movimiento.	25
3.8	Principales estrategias de paginación.	26
3.9	Paso de mensajes por mensaje de paginación en red LTE.	27
3.10	Paginación geométrica.	29
3.11	Movimiento típico de un abonado.	30
3.12	Modelo de Markov.	31
4.1	Representación en el espacio de decisión y en el espacio objetivo de una solución.	36
4.2	Frente de Pareto.	37
4.3	Función convexa.	38
4.4	Terminología en optimización evolutiva.	42
4.5	Función de fitness de NSGAI: Ranking y distancia de crowding.	48
4.6	Inicialización de la población para RAPP.	48
4.7	Inicialización de la población para RCPP.	49
4.8	Operación de cruce.	50
4.9	Mutación a nivel de celdas en el RAPP.	50

LISTA DE FIGURAS

4.10	Mutación a nivel de áreas de registro en el RAPP.	51
4.11	Mutación basada en intercambio en el RCPP.	51
4.12	Mutación basada en reemplazo en el RCPP.	52
4.13	Sectorización del espacio objetivo normalizado.	57
5.1	Conjunto de redes LAx.	64
5.2	Red BALI-2 (SUMATRA).	65
5.3	Abstracción en forma de grafo de cuatro redes reales.	67
5.4	Actividad móvil por hora.	68
5.5	Redes LAx: Frentes de Pareto obtenidos por cada optimizador.	76
5.6	Red BALI-2: Frentes de Pareto obtenidos por cada optimizador.	78
5.7	Redes reales: Frentes de Pareto obtenidos por cada optimizador.	80
5.8	Redes LAx: Representación gráfica de las mejores soluciones encontradas.	83
5.9	Redes reales: Comparativa con algoritmos de otros autores.	87
5.10	Redes LAx: Estudio de convergencia considerando el valor de Hipervolumen.	89
5.11	Redes LAx: Estudio de convergencia considerando el número de soluciones no dominadas.	89
5.12	Red BALI-2: Estudio de convergencia considerando el valor de Hipervolumen.	90
5.13	Red BALI-2: Estudio de convergencia considerando el número de soluciones no dominadas.	90
5.14	Redes reales: Estudio de convergencia considerando el valor de Hipervolumen.	91
5.15	Redes reales: Estudio de convergencia considerando el número de soluciones no dominadas.	91
5.16	Algoritmo: NSGAI. Evolución del frente de Pareto.	92
5.17	Estudio de escalabilidad.	92
6.1	Conjunto de redes de test para el RCPP.	97
6.2	Análisis de convexidad en el RCPP.	102
6.3	Redes TNx: Frentes de Pareto obtenidos por cada optimizador.	105
6.4	Redes TNx: Representación gráfica de las mejores soluciones encontradas.	112
6.5	Redes TN1-TN3: Estudio de convergencia considerando el valor de Hipervolumen.	114

6.6	Redes TN1-TN3: Estudio de convergencia considerando el número de soluciones no dominadas.	114
6.7	Redes TN4-TN6: Estudio de convergencia considerando el valor de Hiper-volumen.	115
6.8	Redes TN4-TN6: Estudio de convergencia considerando el número de soluciones no dominadas.	115
6.9	Redes TN7-TN9: Estudio de convergencia considerando el valor de Hiper-volumen.	115
6.10	Redes TN7-TN9: Estudio de convergencia considerando el número de soluciones no dominadas.	116
6.11	Redes TN10-TN12: Estudio de convergencia considerando el valor de Hiper-volumen.	116
6.12	Redes TN10-TN12: Estudio de convergencia considerando el número de soluciones no dominadas.	116
6.13	Estudio de escalabilidad.	117
7.1	Áreas de registro y paginación simultánea: Frentes de Pareto obtenidos. . .	124
7.2	Áreas de registro y paginación geométrica: Frentes de Pareto obtenidos. . .	126
7.3	Áreas de registro y paginación basada en tiempo de permanencia: Frentes de Pareto obtenidos.	128
7.4	Áreas de registro y paginación basada en modelos de cadenas de Markov: Relación entre el coste de paginación y el umbral de probabilidad seleccionado.	129
7.5	Áreas de registro y paginación basada en modelos de cadenas de Markov: Frentes de Pareto obtenidos.	130
7.6	Celdas de reporte y paginación simultánea: Frentes de Pareto obtenidos. . .	131
7.7	Celdas de reporte y paginación geométrica: Frentes de Pareto obtenidos. . .	133
7.8	Celdas de reporte y paginación basada en tiempo de permanencia: Frentes de Pareto obtenidos.	135
7.9	Celdas de reporte y paginación basada en modelos de cadenas de Markov: Relación entre el coste de paginación y el umbral de probabilidad seleccionado.	136

LISTA DE FIGURAS

7.10 Celdas de reporte y paginación basada en modelos de cadenas de Markov: Frentes de Pareto obtenidos.	137
7.11 Distintos procedimientos de paginación en áreas de registro: Frentes de Pareto obtenidos.	140
7.12 Distintos procedimientos de paginación en celdas de reporte: Frentes de Pareto obtenidos.	141
7.13 Áreas de registro y celdas de reporte: Frentes de Pareto obtenidos.	144
7.14 Tráfico de señalización generado por cada estrategia de gestión de movilidad.	146
7.15 Comparación con las configuraciones de red implantadas en las redes reales.	147

Lista de Tablas

3.1	Ejemplo de paginación basada en tiempo de permanencia. Tiempos de permanencia por celda.	30
5.1	Formato de eventos en la red BALI-2.	66
5.2	Características de las trazas de actividad móvil.	68
5.3	Formato de eventos de las trazas de actividad móvil desarrolladas.	69
5.4	Configuración de los algoritmos evolutivos multiobjetivo para el RAPP. . .	70
5.5	Análisis de convexidad del RAPP.	72
5.6	Redes LAX: Estadísticas de $I_H(A)$ por algoritmo multiobjetivo.	74
5.7	Redes LAX: Estudio estadístico de $I_H(A)$ entre algoritmos multiobjetivo. . .	74
5.8	Redes LAX: Estudio estadístico de $SC(A, B)$ entre algoritmos multiobjetivo. 74	
5.9	Redes LAX: Estudio estadístico de $I_\epsilon(A, B)$ entre algoritmos multiobjetivo. .	75
5.10	Redes LAX: Resumen de resultados.	75
5.11	Red BALI-2: Estadísticas de $I_H(A)$ por algoritmo multiobjetivo.	77
5.12	Red BALI-2: Estudio estadístico de $SC(A, B)$ entre algoritmos multiobjetivo. 78	
5.13	Red BALI-2: Estudio estadístico de $I_\epsilon(A, B)$ entre algoritmos multiobjetivo. 78	
5.14	Redes reales: Estadísticas de hipervolumen por algoritmo multiobjetivo. . .	79
5.15	Redes reales: Estudio estadístico de $I_H(A)$ entre algoritmos multiobjetivo. .	79
5.16	Redes reales: Estudio estadístico de $SC(A, B)$ entre algoritmos multiobjetivo. 81	
5.17	Redes reales: Estudio estadístico de $I_\epsilon(A, B)$ entre algoritmos multiobjetivo. 81	
5.18	Redes reales: Resumen de resultados.	82
5.19	Redes LAX: Comparación con algoritmos de otros autores.	84
5.20	Red BALI-2: Comparación con algoritmos de otros autores.	85
5.21	Redes reales: Comparativa con algoritmos de otros autores.	86

LISTA DE TABLAS

5.22	Estudio estadístico: Comparativa con algoritmos de otros autores en las redes reales.	86
5.23	RAPP: Comparación con el optimizador CPLEX.	88
6.1	Configuración de los algoritmos evolutivos multiobjetivo para el RCPP. . .	99
6.2	Análisis de convexidad del RCPP.	101
6.3	Redes TN1-TN4: Estadísticas de $I_H(A)$ por algoritmo multiobjetivo. . . .	103
6.4	Redes TN5-TN8: Estadísticas de $I_H(A)$ por algoritmo multiobjetivo. . . .	103
6.5	Redes TN9-TN12: Estadísticas de $I_H(A)$ por algoritmo multiobjetivo. . . .	103
6.6	Redes TN1-TN4: Estudio estadístico de $I_H(A)$ entre algoritmos multiobjetivo.	104
6.7	Redes TN5-TN8: Estudio estadístico de $I_H(A)$ entre algoritmos multiobjetivo.	104
6.8	Redes TN9-TN12: Estudio estadístico de $I_H(A)$ entre algoritmos multiobj- jetivo.	104
6.9	Redes TNx: Estudio estadístico de $SC(A, B)$ entre algoritmos multiobjetivo.	107
6.10	Redes TNx: Estudio estadístico de $I_e(A, B)$ entre algoritmos multiobjetivo. .	108
6.11	Redes TN1-TN4: Resumen de resultados.	109
6.12	Redes TN5-TN8: Resumen de resultados.	109
6.13	Redes TN9-TN12: Resumen de resultados.	109
6.14	Redes TNx: Comparación con algoritmos de otros autores.	110
6.15	RCPP: Comparación con el optimizador CPLEX.	113
7.1	Áreas de registro y paginación simultánea: Estadísticas de hipervolumen. .	124
7.2	Áreas de registro y paginación geométrica: Estadísticas de hipervolumen. .	125
7.3	Áreas de registro y paginación basada en tiempo de permanencia: Estadísti- cas de hipervolumen.	127
7.4	Áreas de registro y paginación basada en modelos de cadenas de Markov: Estadísticas de hipervolumen.	129
7.5	Celdas de reporte y paginación simultánea: Estadísticas de hipervolumen. .	131
7.6	Celdas de reporte y paginación geométrica: Estadísticas de hipervolumen. .	134
7.7	Celdas de reporte y paginación basada en tiempo de permanencia: Es- tadísticas de hipervolumen.	134
7.8	Celdas de reporte y paginación basada en modelos de cadenas de Markov: Estadísticas de hipervolumen.	136
7.9	Estadísticas de hipervolumen para cada estrategia de gestión de movilidad. .	138

LISTA DE TABLAS

- 7.10 Estudio estadístico de $I_H(A)$ entre estrategias de gestión de movilidad. . . . 138
- 7.11 Tráfico de señalización generado por cada estrategia de gestión de movilidad. 145

Introducción

Las redes de telefonía móvil pública terrestre (PLMNs) están diseñadas con la finalidad de proporcionar al usuario comunicaciones en cualquier lugar, en todo momento y de cualquier tipo, tanto de forma estática como en movimiento [1]. Estas características junto con otras también importantes, como puede ser la capacidad para incorporar nuevos servicios y aplicaciones, hacen que este tipo de redes sean de las más utilizadas en el mundo. De hecho y de acuerdo con el estudio de mercado realizado por la Asociación GSM (Global System for Mobile Communications), se estima que en 2017 habrán aproximadamente 3900 millones de abonados móviles. Es decir, aproximadamente la mitad de la población mundial utilizará servicios de comunicaciones móviles [2]. El grado de penetración es aún mayor en países desarrollados, llegando a ser del 79 % en Europa [3]. Para hacer frente a tal demanda de servicio con escasos recursos radioeléctricos, se ha optado por utilizar una red de acceso basada en células. Es decir, la zona de cobertura se divide en zonas más pequeñas (conocidas como células o celdas) entre las que se distribuyen y reutilizan los radiocanales de los que dispone el operador de red [4]. El tamaño de las células varía en función de la tolerancia de los emplazamientos y la complejidad y carga de señalización del proceso de llamada, pudiéndose encontrar células de aproximadamente unos 600 metros de radio en entornos macrocelulares hasta de aproximadamente 30 metros en entornos picocelulares [1]. Como resultado, se dispone de una gran cantidad de abonados moviéndose entre las distintas células que componen la zona de cobertura. Esto hace que la tarea de gestión de movilidad sea una tarea fundamental e importante en cualquier PLMN [5], llegando a

1. INTRODUCCIÓN

generar más de un 33 % de la carga total de señalización procesada por el Sistema de Gestión de Movilidad (MMS) [6]. Además, el funcionamiento de este sistema será aún más crítico en un futuro próximo debido al crecimiento esperado en el número de abonados móviles [2]. Esta es la razón por la que el uso de inteligencia y técnicas de optimización con el fin de reducir la carga de señalización asociada a la gestión de movilidad es una línea de investigación interesante.

La tarea de gestión de movilidad es utilizada para rastrear parcialmente el movimiento de las estaciones móviles (MSs, i.e. los terminales de los abonados) y poder así entregar correctamente las llamadas entrantes. Toda estrategia de gestión de movilidad está compuesta por dos procedimientos principales: actualización de localización y paginación [7]. La actualización de localización es utilizada por las estaciones móviles para indicar a la red que su localización (a nivel de celda) debe ser actualizada en las bases de datos del núcleo de la red. De esta forma, la red es capaz de rastrear parcialmente el movimiento de sus abonados, limitando la zona de búsqueda a la hora de entregar una llamada entrante. Existen varias estrategias de actualización de localización (e.g. basadas en áreas, basadas en celdas, periódicas, basadas en distancia o basadas en movimiento), tal y como se verá en el Capítulo 3. Por el otro lado, la red utiliza el procedimiento de paginación para determinar la celda exacta en la que se encuentra la estación móvil destinataria de llamada y poder, de esta manera, entregar correctamente la llamada entrante. Para ello, la red manda mensajes de difusión preguntando por la estación móvil destinataria de llamada en torno a la última localización conocida del terminal en cuestión. El terminal, al detectar que es el destinatario de una llamada, solicita establecimiento de conexión a la red permitiendo que esta última pueda entregar correctamente la llamada entrante. El procedimiento de paginación puede realizarse de forma simultánea o de forma secuencial teniendo en cuenta restricciones de retardo máximo, lo que limita el número de ciclos de paginación [8]. Es importante destacar la existencia de un compromiso inherente entre estos dos procedimientos. Supongamos, por ejemplo, una configuración de red que proporcione un elevado número de actualizaciones de localización. En este caso, la red conocería de forma precisa la localización de sus abonados y la paginación sólo se debería realizar en un conjunto reducido de células. Por el otro lado, al reducir el número de actualizaciones de localización aumenta la incertidumbre relacionada con la posible localización de los abonados y, por tanto, la paginación se debería realizar en un mayor número de células.

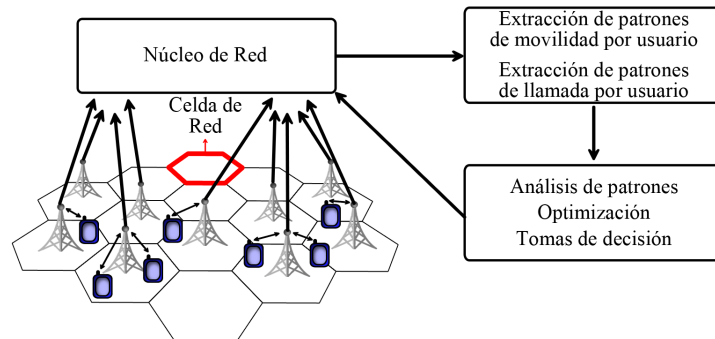


Figura 1.1: Red móvil inteligente.

Relacionado con la gestión de movilidad podemos encontrar otra línea de investigación muy interesante en la que se propone utilizar los datos de movilidad y llamada recogidos en el núcleo de red con el objetivo de predecir los puntos de interés, interacciones sociales y las posibles localizaciones de cada abonado [9–13]. Esta información puede ser utilizada para predecir el movimiento de los abonados y extraer patrones de movilidad que nos permitan reducir la carga de señalización de una red de telefonía móvil pública terrestre. Un ejemplo de esta idea se muestra en la Fig. 1.1.

Esta Tesis Doctoral está centrada en el análisis y optimización de distintas estrategias de gestión de movilidad. Tal y como se comentó previamente, toda estrategia de gestión de movilidad puede ser modelada como un problema de optimización con dos funciones objetivo conflictivas: encontrar las configuraciones de red que (1) minimicen el número de actualizaciones de localización y (2) minimicen el número de mensajes de paginación. Además, las estrategias estudiadas son clasificadas en la literatura como problemas NP-completos (i.e. problemas que no pueden ser resueltos en tiempo polinómico) [14, 15]. Es decir, se ha tratado con problemas de optimización multiobjetivo NP-completos. En este tipo de problemas, el uso de métodos de optimización exactos resulta inviable [16]. Es por ello que en nuestra investigación se propone la adaptación de varias técnicas de optimización evolutiva multiobjetivo. Hasta la fecha, no se ha encontrado ningún otro autor en la literatura que proponga la optimización multiobjetivo de distintas estrategias de gestión de movilidad, por lo que nuestra investigación podría ser considerada como una contribución novedosa al estado del arte, cubriendo además las debilidades de trabajos previos.

1. INTRODUCCIÓN

1.1 Motivación e interés de la investigación

La motivación e interés de nuestra investigación se pueden desglosar en los siguientes puntos de vista:

- Desde el punto de vista científico se han realizado varias contribuciones. En primer lugar, se han estudiado varias estrategias de gestión de movilidad con distintas técnicas de optimización evolutiva y multiobjetivo, planteamiento nunca visto con anterioridad en la comunidad científica y tecnológica. En segundo lugar, se han adaptado distintas técnicas de optimización evolutiva y multiobjetivo para su correcto funcionamiento en cada una de las estrategias estudiadas. Y en tercer lugar, se ha intentado cubrir y solventar las debilidades de trabajos previos.
- Desde el punto de vista técnico y computacional, los métodos desarrollados han superado tanto en calidad como en tiempo de ejecución a otros métodos propuestos en el estado del arte. Tarea nada trivial puesto que los métodos de optimización multiobjetivo son, por defecto, más complejos que los mono-objetivo.
- Desde el punto de vista de la industria de las telecomunicaciones, se estudia una de las tareas de gestión más importantes en cualquier red de telefonía móvil pública terrestre, la tarea de gestión de movilidad. El fin último de nuestra investigación es analizar y optimizar distintas estrategias de gestión de movilidad para determinar cuál de ellas es capaz de minimizar la carga de señalización generada. Una configuración de red adecuada permitirá reducir el tráfico de señalización y, por tanto, el gasto energético tanto en la parte de red como en la del terminal de abonado, dando lugar a un incremento de los beneficios.
- Por último, desde el punto de vista internacional, nacional y regional, se puede decir que nuestra investigación es de gran relevancia social, ya que las redes de telefonía móvil pública terrestre tienen un alto grado de aceptación a nivel mundial (por ejemplo, el grado de penetración en Europa es de aproximadamente el 79 % [3]). Por un lado, utilizar redes inteligentes permitirá un uso más eficiente de los recursos, lo que posibilita dar servicio a un mayor número de abonados. Y por el otro lado, reducir la carga de señalización redundante en un menor consumo de los terminales móviles y, por tanto, permite aumentar la vida útil de las baterías.

1.2 Objetivos y fases

El objetivo principal de nuestra investigación consiste en optimizar y analizar de forma multiobjetivo el rendimiento de diferentes estrategias de gestión de movilidad en redes de telefonía móvil pública terrestre. Dado que las distintas estrategias que se van a estudiar son clasificadas en la literatura como problemas de optimización NP-completos, se pondrá el uso de técnicas de optimización evolutiva y multiobjetivo que permitan mejorar los resultados obtenidos con métodos utilizados en la literatura reciente, tanto en calidad como en tiempo de cómputo. Los objetivos concretos de esta Tesis Doctoral son los siguientes:

- Análisis y estudio de la formulación subyacente de cada estrategia de gestión de movilidad. Búsqueda y familiarización con trabajos relacionados.
- Estudio teórico de distintas técnicas de optimización evolutiva y multiobjetivo, así como de los indicadores de calidad más utilizados en el estado del arte.
- Adaptación de distintos algoritmos evolutivos multiobjetivo a cada estrategia de gestión de movilidad.
- Modelado y optimización de los problemas abordados con técnicas no metaheurísticas.
- Evaluación de calidad de los resultados obtenidos mediante comparativa con trabajos previos.
- Comparativa entre los métodos metaheurísticos y no metaheurísticos estudiados.
- Evaluación de calidad de los métodos propuestos mediante indicadores de calidad multiobjetivo.
- Análisis y comparativa de rendimiento de las distintas estrategias de gestión de movilidad estudiadas.
- Publicar y difundir el conocimiento adquirido.

1.3 Organización del documento de Tesis Doctoral

El contenido de esta Tesis Doctoral se organiza de la siguiente manera. En el Capítulo 2 se presentan los trabajos relacionados y se discuten las principales contribuciones de esta Tesis Doctoral al estado del arte. En el Capítulo 3 se explica detalladamente en qué consiste la tarea de gestión de movilidad y se discuten las principales estrategias estudiadas en la literatura. El Capítulo 4 recoge la teoría necesaria relacionada con la optimización multiobjetivo. Además, se definen las métricas de calidad multiobjetivo utilizadas a lo largo del documento y se presentan las técnicas de optimización evolutiva y multiobjetivo propuestas en esta Tesis Doctoral. La habilidad de las metaheurísticas propuestas para optimizar el Problema de Planificación de Áreas de Registro y el Problema de Planificación de Celdas de Reporte se muestra en el Capítulo 5 y el Capítulo 6 respectivamente. En el Capítulo 7 se muestra un análisis multiobjetivo de las distintas estrategias de gestión de movilidad estudiadas en esta Tesis Doctoral. Por último, en el Capítulo 8 se discuten las conclusiones y posibles trabajos futuros y se presentan los méritos científicos que avalan la calidad de la investigación realizada.

Estado del arte

El crecimiento meteórico que se ha producido en el número de abonados móviles durante las dos últimas décadas ha hecho de la tarea de gestión de movilidad una línea de investigación muy interesante para muchos científicos y técnicos. Tal y como se comentó en el Capítulo 1, podemos encontrar una gran cantidad de estrategias de gestión de movilidad. No obstante, muchas de ellas podrían no ser directamente aplicables en una red de telefonía móvil pública actual debido a la necesidad de nuevos elementos de red y/o cambios en el protocolo de comunicaciones [17]. Es por eso que este capítulo está centrado principalmente en aquellos trabajos que estudian las mismas estrategias de movilidad que las analizadas en esta Tesis Doctoral, i.e. basada en áreas de registro y basada en celdas de reporte.

Los trabajos relacionados con esta Tesis Doctoral pueden clasificarse en tres grandes grupos. El primero de ellos está compuesto por aquellos trabajos que presentan distintas técnicas para minimizar la carga de señalización asociada con el procedimiento de paginación [18–22]. M. Maitra et al. propusieron en [18] un esquema de paginación que hace uso de inteligencia artificial basada en reglas. El rendimiento de ese esquema de paginación fue evaluado mediante comparación con el esquema de paginación geométrica considerando una estrategia de actualización de localización basada en movimiento (no aplicable directamente en una red actual) y hasta cinco ciclos de paginación. En un trabajo posterior [19], ese esquema de paginación fue mejorado teniendo en cuenta el compromiso inherente entre actualización de localización y paginación. B. Krishnamachari et al. presentaron en [20] una heurística basada en programación dinámica para minimizar el coste

2. ESTADO DEL ARTE

medio de paginación dada una restricción de retardo máximo pero sin considerar el procedimiento de actualización de localización, haciendo de esta manera imposible estudiar cómo un esquema de paginación eficiente permite reducir no sólo el número de mensajes de paginación sino también el número de actualizaciones de localización. Posteriormente, A. Bar-Noy et al. aplicaron varias técnicas de aceleración de programación dinámica para obtener soluciones cuasi-óptimas en menos tiempo de ejecución [21]. Al igual que en [20], A. Bar-Noy et al. no tuvieron en cuenta la carga de señalización debida al procedimiento de actualización de localización. R.-H. Liou et al. estudiaron en [22] el rendimiento de tres esquemas de paginación geométrica en una red LTE dada una determinada configuración de áreas de registro. Por lo tanto, R.-H. Liou et al. tampoco analizaron cómo el uso de un determinado esquema de paginación puede afectar a la configuración de red utilizada en el procedimiento de actualización de localización.

El segundo grupo está formado por aquellos trabajos que aplican distintas técnicas de optimización para encontrar las mejores configuraciones posibles de áreas de registro [14, 23–36]. P. R. L. Gondim fue uno de los primeros autores en abordar el problema de planificación de áreas de registro (en lo siguiente RAPP) con una técnica de optimización bioinspirada [14]. En su trabajo, P. R. L. Gondim demostró que la planificación de áreas de registro es un problema de optimización combinatoria NP-completo y propuso un algoritmo genético para encontrar soluciones cuasi-óptimas. Posteriormente, este problema de optimización ha sido tratado con una gran cantidad de técnicas de optimización de muy diversa naturaleza. P. Demestichas et al. presentaron en [23] tres metaheurísticas (algoritmo de recocido simulado, búsqueda tabú y algoritmo genético) adaptadas para optimizar la planificación de áreas de registro en redes micro y macrocelulares. R. Subrata y A. Y. Zomaya propusieron en [24] una estrategia de actualización de localización dinámica basada en áreas de registro. Aunque la estrategia propuesta en [24] es, de algún modo, similar a utilizar lista de áreas de registro en redes LTE, no puede ser implementada directamente en este tipo de redes porque utiliza un protocolo de comunicaciones diferente. I. Demirkol et al. estudiaron el problema de planificación de áreas de registro con una metaheurística basada en el recocido simulado en la que el coste de paginación fue modelado como una restricción [25]. No obstante, esta asunción da lugar a soluciones con un alto coste de paginación, y por tanto, con un bajo coste de actualización de localización debido al compromiso inherente entre actualización de localización y paginación. Esta misma asunción se realizó en los trabajos [26, 27], donde además se utilizó un algoritmo genético

para encontrar configuraciones cuasi-óptimas de áreas de registro. J. Taheri y A. Y. Zomaya analizaron la viabilidad de diferentes metaheurísticas para optimizar la planificación de áreas de registro. En sus trabajos, J. Taheri y A. Y. Zomaya propusieron la adaptación de las siguientes metaheurísticas: red neuronal de Hopfield [28], recocido simulado [29], algoritmo genético [30] y diferentes combinaciones entre su red neuronal de Hopfield y su algoritmo genético [31]. Posteriormente, S. M. Almeida-Luz et al. propusieron otras dos metaheurísticas para tratar el problema de planificación de áreas de registro, una basada en la evolución diferencial [32, 33] y otra basada en la búsqueda dispersa [34, 35]. Por medio de estas dos técnicas de optimización, S. M. Almeida-Luz et al. lograron superar los resultados obtenidos en [28–31]. M. Toril et al. emplearon en [36] un algoritmo evolutivo de partición de grafo multinivel para encontrar configuraciones cuasi-óptimas de áreas de registro.

El tercer grupo consta de aquellos trabajos en los que se proponen distintas técnicas para optimizar la planificación de celdas de reporte [37–48]. El problema de planificación de celdas de reporte fue formulado y propuesto por primera vez en [15], donde A. Bar-Noy e I. Kessler demostraron que este problema de optimización es un problema NP-completo. Posteriormente, A. Hac y X. Zhou propusieron una heurística para buscar configuraciones cuasi-óptimas de celdas de reporte [37]. Sin embargo, en ese trabajo el coste de paginación fue modelado como una restricción, lo que conduce a soluciones con un bajo coste de actualización de localización y un alto coste de paginación. R. Subrata y A. Y. Zomaya implementaron tres técnicas de optimización bioinspiradas (algoritmo genético, búsqueda tabú y optimización basada en colonias de hormigas) con el objetivo de conocer la viabilidad de este tipo de técnicas para optimizar la planificación de celdas de reporte [38]. Posteriormente, A. Y. Zomaya y J. Taheri propusieron en [39] un nuevo planteamiento basado en una red neuronal de Hopfield hibridada con algoritmo que simula el movimiento de esferas en un plato rugoso. Por medio de esta estrategia, J. Taheri y A. Y. Zomaya fueron capaces de superar los resultados de sus metaheurísticas previas publicadas en [38]. E. Alba et al. desarrollaron en [40] un algoritmo de optimización por enjambre de partículas basado en ideas geométricas en el que se utiliza una operación de cruce basada en máscara como sustituto del operador de movimiento clásico en este tipo de algoritmos. Con este método, E. Alba et al. mejoraron los resultados obtenidos previamente en [38, 39]. Posteriormente, S. M. Almeida-Luz et al. propusieron el uso de evolución diferencial [41] y búsqueda

2. ESTADO DEL ARTE

dispersa [42] para superar las metaheurísticas publicadas en [38–40]. F. Mehta and P. Swadas desarrollaron en [43] una técnica de optimización basada en el recocido simulado. La calidad de ese método se evaluó mediante comparación con la heurística publicada previamente en [37]. C. A. Baburaj et al. implementaron en [44] un algoritmo genético que utilizaba patrones de movilidad e históricos de movimiento para minimizar el coste de actualización de localización. D. L. González-Álvarez et al. implementaron en [45] un equipo de seis algoritmos evolutivos (algoritmo genético, procedimiento de búsqueda adaptativa aleatoria y codiciosa, evolución diferencial, aprendizaje incremental basado en población, algoritmo de colonia de abejas melíferas y búsqueda dispersa) que trabajaban en paralelo en un cluster de computación con el fin de aprovechar las habilidades de búsqueda de distintas metaheurísticas. K. Sung-Soo et al. presentaron en [46] un optimizador de enjambre de partículas binario. L. Wang y G. Si propusieron un planteamiento basado en enjambre de partículas mejorado con un algoritmo genético [47]. M. Patra y S. K. Udgata desarrollaron en [48] un algoritmo genético con un método de vecindad acotada para controlar el tamaño máximo de la vecindad de las celdas de reporte.

2.1 Contribuciones al estado del arte

En esta sección se detallan las contribuciones de nuestra Tesis Doctoral a la comunidad científica y técnica. En primer lugar, proponemos el uso de optimización multiobjetivo. Ésta es una contribución importante de nuestra investigación que nos permite analizar el espacio objetivo completo de cada problema abordado. Hasta ahora y aunque los problemas de optimización estudiados en esta Tesis Doctoral (planificación de áreas de registro y planificación de celdas de reporte) son de naturaleza multiobjetivo, éstos han sido tratados exclusivamente con técnicas de optimización mono-objetivo [14, 23–48]. Para ello fue necesario combinar linealmente las funciones objetivo en una única función de coste. Sin embargo, la suma ponderada de funciones objetivo tiene varios inconvenientes. Por un lado, es necesario tener un conocimiento muy preciso del problema para configurar correctamente los coeficientes de peso, cuyo valor óptimo podría ser diferente para diferentes cargas de la red de señalización. Y por el otro lado, un optimizador mono-objetivo debe realizar una ejecución independiente para cada combinación de los coeficientes de peso. Con un planteamiento multiobjetivo, evitamos estos inconvenientes y, al mismo tiempo, obtenemos en una única ejecución un conjunto amplio de soluciones no dominadas, donde

cada solución no dominada está asociada con un compromiso específico entre los objetivos considerados. Una vez obtenido un conjunto de soluciones no dominadas, el operador de red podría seleccionar la solución que mejor se ajuste a sus necesidades. Por ejemplo, se podría seleccionar la solución que minimiza la carga total de señalización, o aquella que proporciona el mejor balance de carga.

En segundo lugar, estudiamos distintas estrategias de paginación considerando configuraciones de red (i.e. configuraciones de áreas de registro, o de celdas de reporte) optimizadas para cada esquema de paginación. Con esto, evitamos la dependencia de los resultados con la configuración de red utilizada en el análisis (la bondad de un procedimiento de paginación es dependiente de la configuración de red utilizada) y podemos estudiar la carga de señalización no sólo debida al procedimiento de paginación sino también la carga debida al procedimiento de actualización de localización.

Y en tercer lugar, cada esquema de paginación es analizado considerando distintos umbrales de probabilidad. Esto nos permitirá determinar cómo la selección del umbral de probabilidad influye en el rendimiento del procedimiento de paginación.

Gestión de movilidad

3.1 Introducción

Disponer de una comunicación sin fallos y en cualquier lugar es uno de los retos principales de las tecnologías de comunicaciones móviles [49]. Sin embargo, rastrear el movimiento de miles de abonados no es una tarea trivial. Esto es debido a que el movimiento libre de los abonados da lugar a una cierta incertidumbre sobre la localización exacta en la que se encuentran las estaciones móviles. Para hacer frente a esta incertidumbre, toda red de telefonía móvil pública terrestre debe disponer de un método que le permita rastrear el movimiento de sus abonados de forma eficiente, evitando de este modo el derroche innecesario de los escasos recursos radioeléctricos (debido a la transmisión de señalización redundante) y el consiguiente desperdicio energético, tanto en el equipamiento de red como en los terminales móviles.

La gestión de movilidad es diferente dependiendo de si la estación móvil tiene o no una llamada en curso. En el caso de que la estación móvil tenga una llamada en curso (i.e. terminales activos), la red debe asegurar el mantenimiento de la sesión independientemente de si el abonado cambia de celda (i.e. de punto de acceso o estación base) durante la llamada. Este procedimiento es conocido como hand-off o hand-over y es relativamente fácil de gestionar [49]. Por el otro lado, en el caso de terminales ociosos, se utilizan mecanismos para rastrear parcialmente el movimiento de los abonados con el fin de encaminar correctamente las llamadas entrantes en un tiempo máximo preestablecido. La gestión de movilidad de terminales ociosos es más difícil de realizar de forma óptima, y será por tanto, el objeto de estudio de esta Tesis Doctoral.

3. GESTIÓN DE MOVILIDAD

Toda estrategia de gestión de movilidad (de terminales ociosos) consta de dos procedimientos principales: actualización de localización y paginación. Las estaciones móviles utilizan la actualización de localización para indicar a la red que su localización (a nivel de celda) debe ser actualizada en las bases de datos del núcleo de red. De esta forma, la red es capaz de rastrear parcialmente el movimiento de sus abonados y la incertidumbre de localización queda acotada a un reducido número de celdas. Existen diversas estrategias de actualización de localización, tal y como se verá en la Sección 3.2. Por el otro lado, la red utiliza el procedimiento de paginación para determinar la celda exacta en la que se encuentra el terminal destinatario de llamada y poder, de esta manera, encaminar correctamente la llamada entrante. Las distintas técnicas de paginación se verán en la Sección 3.3. Es bien conocido en la literatura la existencia de un compromiso inherente entre el número de mensajes de señalización generados por ambos procedimientos. Supóngase, por ejemplo, un caso extremo en el que las estaciones móviles actualizan su localización cada vez que se mueven de una celda a otra. En este caso hipotético, la incertidumbre de localización es mínima puesto que la red conoce la celda exacta en la que se encuentran todos sus abonados. De esta forma, cuando un abonado tiene una llamada entrante, la paginación sólo se debería realizar en la última celda actualizada. Por consiguiente, el coste de paginación (i.e. el número de mensajes de paginación necesarios para encontrar a una estación móvil) es mínimo a costa de maximizar el coste de actualización de localización. Por el otro lado, si suponemos que las estaciones móviles nunca actualizan su localización, el coste de actualización de localización es mínimo a costa de maximizar la incertidumbre de localización y, por ende, el coste de paginación. Esto se debe a que, en este caso hipotético, la red no dispone de información precisa sobre las posibles localizaciones de sus abonados, lo que supondría realizar la paginación en todas las celdas de la red.

En lo siguiente, se asumirá la arquitectura de una red LTE (Long Term Evolution, red de telefonía móvil pública terrestre de cuarta generación) como la mostrada en la Fig. 3.1 [50–52], donde se puede ver que toda red LTE se compone de una red de acceso (conocida como E-UTRAN, Evolved Universal Terrestrial Radio Access Network) y una red troncal (denominada EPC, Evolved Packet Core). En esta figura también se observa que el área de cobertura deseada se divide en varias celdas de red (representadas con hexágonos), donde cada celda no es más que la zona de cobertura de una determinada estación base, i.e. la entidad de red que proporciona acceso a las estaciones móviles (conocidas como UE (User Equipment) en LTE). En las redes LTE, las estaciones base reciben el nombre de

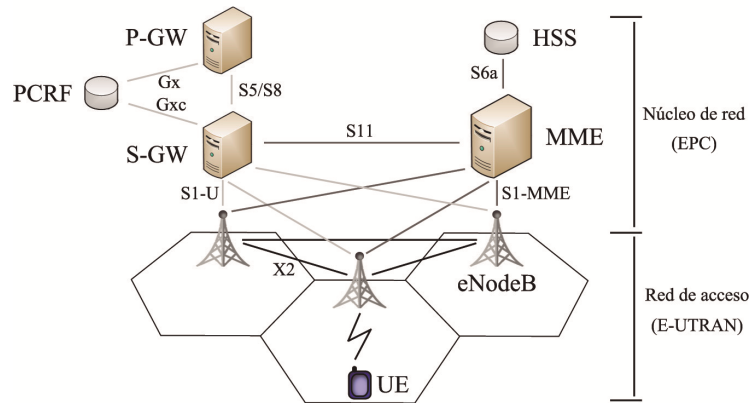


Figura 3.1: Arquitectura de red LTE.

eNodeB, estando cada una de ellas conectada a uno o varios sistemas de gestión de movilidad (MMEs, Mobility Management Entities). La interfaz X2 permite la comunicación entre eNodeBs para poder gestionar la movilidad de los terminales con una llamada en curso (i.e. el procedimiento conocido como hand-off o hand-over). En aplicaciones reales, podría no ser posible conectar entre sí los eNodeB que componen una red de telefonía móvil. En tal caso, se podría utilizar el MME como puente de comunicación entre varios eNodeB. El MME se encarga de gestionar el plano de control de tareas tales como la movilidad de terminales ociosos, paginación, hand-over y autenticación de terminales. Para ello utiliza la información almacenada en el registro de abonado doméstico (HSS, Home Subscriber Server), con el que se comunica por medio de la interfaz S6a. Además, el MME está a su vez conectado a una puerta de enlace de servicio (S-GW, Serving Gateway) por medio del interfaz S11. El S-GW puede estar físicamente en el mismo emplazamiento o, incluso, en el mismo hardware que el MME. Esta entidad (S-GW) se encarga de enrutar y retransmitir los paquetes de datos de usuario, gestionar el plano de usuario relacionado con el procedimiento de hand-over y con las tareas de movilidad entre la red LTE y otras tecnologías del grupo 3GPP (3rd Generation Partnership Project), y de gestionar y almacenar los datos de contexto de abonado. La interfaz entre un eNodeB y un MME recibe el nombre de S1. En el caso de que el MME y el S-GW no se encuentren físicamente en el mismo emplazamiento, la interfaz S1 se descompone en la interfaz S1-MME (interfaz del plano de control que conecta un eNodeB con un MME) y la interfaz S1-U (interfaz del plano de usuario que conecta un eNodeB con un S-GW). Por su parte, la entidad S-GW se comunica con

3. GESTIÓN DE MOVILIDAD

la puerta de enlace de red de paquetes de datos (P-GW o PDN-GW, Packet Data Network Gateway) por medio de la interfaz S5 (o interfaz S8 en caso de abonados itinerantes, i.e. roaming). Este elemento de red (P-GW) es el encargado de proporcionar conexión a otras redes de paquetes externas, así como de dar acceso a los usuarios itinerantes de otras redes. Tanto el S-GW como el P-GW pueden estar conectados a la base de datos PCRF (Policy and Charging Rule Function) a través de la interfaz Gx o Gxc respectivamente. Esta base de datos (PCRF) proporciona información sobre cómo un determinado flujo de datos debe ser tratado en términos de prioridad, rendimiento y otros parámetros de calidad de servicio (QoS) de acuerdo al perfil de suscripción de abonado.

Es importante mencionar que el fin de basar este capítulo en una arquitectura de red LTE es exclusivamente didáctico. En nuestra investigación se ha optado por utilizar una formulación genérica e independiente de la arquitectura de red. No obstante, esta formulación puede ser fácilmente adaptada a una arquitectura de red concreta.

3.1.1 Organización del capítulo

En el resto de este capítulo se explican las técnicas de actualización de localización y de paginación más populares en la literatura. Las distintas estrategias de actualización de localización se muestran en la Sección 3.2. Estas estrategias se pueden clasificar en dos grandes grupos dependiendo de quién realice la decisión de cuándo y/o dónde realizar una actualización de localización. Por tanto, se podrían clasificar como estrategias controladas por la red (como las mostradas en la Sección 3.2.1 y Sección 3.2.2) y estrategias controladas por la estación móvil (como las explicadas en la Sección 3.2.3, Sección 3.2.4 y Sección 3.2.5). En esta Tesis Doctoral se estudian aquellas estrategias de actualización de localización que son o pueden ser implementadas en las redes actuales de telefonía móvil pública terrestre, lo que restringe nuestra investigación al análisis de las estrategias pertenecientes al primer grupo. Por el otro lado, la Sección 3.3 presenta distintas estrategias de paginación, las cuales también pueden clasificarse en dos grandes grupos: paginación simultánea (véase la Sección 3.3.1) y paginación secuencial (véase la Sección 3.3.2). A diferencia de las estrategias de actualización de localización, existe una mayor libertad a la hora de definir un determinado procedimiento de paginación. Esto se debe a que este procedimiento está completamente controlado por la red, i.e. la estación móvil sólo se limita a responder a un mensaje de búsqueda. En esta Tesis Doctoral se analizan las estrategias de paginación más populares en la literatura y, además, se propone un nuevo esquema de paginación que

3.2 Estrategias de actualización de localización

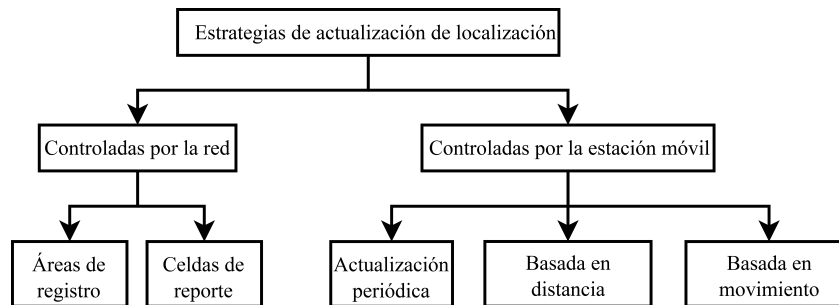


Figura 3.2: Principales estrategias de actualización de localización.

utiliza modelos de cadenas de Markov para la asignación de áreas de paginación (véase la Sección 3.3.2.3).

3.2 Estrategias de actualización de localización

Tal y como se comentó en la Sección 3.1, el procedimiento de actualización de localización se utiliza para rastrear parcialmente el movimiento de los abonados con el fin de acotar la incertidumbre de localización a unas pocas celdas de red. Este procedimiento es iniciado por las estaciones móviles cuando detectan que su localización debería ser actualizada en las bases de datos de la red (registro HSS en el caso de una red LTE). En la literatura podemos encontrar varias estrategias de actualización de localización, las cuales pueden clasificarse en dos grandes grupos (véase la Fig. 3.2). El primero de ellos está compuesto por aquellas estrategias en las que es la red quien decide cuándo y/o dónde una estación móvil debe realizar una actualización de localización. Dentro de este grupo destacan las estrategias basadas en áreas de registro (Sección 3.2.1) y las basadas en celdas de reporte (Sección 3.2.2). En esta Tesis Doctoral se estudian las estrategias de actualización de localización basadas en áreas de registro y en celdas de reporte porque estas estrategias podrían ser implementadas en las redes actuales. Por el otro lado, el segundo grupo está formado por aquellas estrategias en las que las estaciones móviles deciden cuándo realizar una actualización de localización en base a su actividad y sin tener en cuenta información específica sobre la red. Tres de las estrategias más populares dentro de este grupo son las basadas en actualización periódica (Sección 3.2.3), en distancia (Sección 3.2.4) y en movimiento (Sección 3.2.5). Estas últimas estrategias podrían no ser directamente aplicables en las redes actuales debido a la necesidad de nuevos elementos de red o cambios en el

3. GESTIÓN DE MOVILIDAD

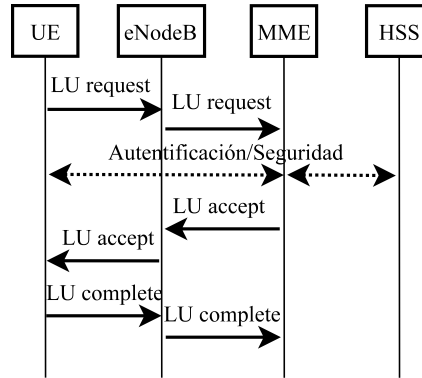


Figura 3.3: Paso de mensajes por actualización de localización en red LTE.

protocolo de comunicaciones [17], por lo que quedan fuera del objeto de estudio de esta Tesis Doctoral.

El paso de mensajes de red, y por ende la carga de señalización por actualización de localización, depende tanto de la tecnología móvil subyacente (e.g. Global System for Mobile Communications (GSM), Universal Mobile Telecommunications Systems (UMTS) o Long Term Evolution (LTE)) como de la arquitectura de red utilizada. Es por eso que, al igual que en la mayoría de los trabajos previos publicados en la literatura [23–36], sólo se considerará la carga de señalización en la red de acceso y en términos del número de mensajes de actualización de localización que genera una determinada configuración de red. De esta forma, se puede determinar fácilmente la carga de señalización total con tan sólo multiplicar cada mensaje de actualización de localización por el número de mensajes de señalización que genera tanto en la red de acceso como en el núcleo de la red. Por ejemplo, el paso de mensajes para la arquitectura de red LTE de la Fig. 3.1 sería el mostrado en la Fig. 3.3 [53, 54].

En esta figura se observa que, cuando una estación móvil inicia un procedimiento de actualización de localización (de acuerdo a la estrategia de actualización de localización utilizada), manda un mensaje de solicitud de actualización de localización (LU request) a la estación base asociada (i.e. la estación base en cuya zona de cobertura se haya la estación móvil). Posteriormente, la estación base redirige esa solicitud al sistema de gestión de movilidad correspondiente, el cual chequea la integridad del mensaje y se iniciaría un procedimiento de autenticación en caso de que este chequeo falle. Una vez autenticado el usuario y tras realizar las operaciones oportunas, el sistema de gestión de movilidad

3.2 Estrategias de actualización de localización

manda la aceptación de solicitud de actualización de localización (LU accept) a la estación móvil en cuestión. Por último, la estación móvil manda un mensaje de asentimiento (LU complete) al sistema de gestión de movilidad indicando la correcta recepción del mensaje de aceptación (LU accept) y finalizando la comunicación.

3.2.1 Actualización de localización basada en áreas de registro

La estrategia de actualización de localización basada en áreas de registro es la estrategia utilizada en las redes de telefonía móvil pública terrestre. En esta estrategia, las celdas de red se agrupan en conjuntos contiguos y no solapados que reciben el nombre de áreas de registro (véase la Fig. 3.4) de tal forma que las estaciones móviles sólo deben iniciar un procedimiento de actualización de localización cuando cruzan la frontera entre dos áreas de registro. Como consecuencia, la red conoce la localización de sus abonados a nivel de área de registro y la paginación sólo se debería realizar en las celdas pertenecientes al último área de registro actualizada (para la estación móvil en cuestión). Es importante destacar que el nombre del área de registro depende de la tecnología móvil subyacente. Por ejemplo, recibe el nombre de área de localización en redes GSM [55, 56], área de encaminamiento en GPRS (General Packet Radio Service) [57, 58], área de registro UTRAN (UMTS Terrestrial Radio Access Network) en UMTS [59] o área de rastreo en LTE [60–62]. Las estaciones móviles conocen la celda y el área de registro en la que se encuentran porque cada estación base periódicamente transmite su identificación global, un código que contiene el identificador de área de registro y el identificador de celda. Además, este código permite identificar a la celda a nivel mundial ya que el identificador de área de registro contiene información como el código del país de la red, el código de la red y el código del área de registro.

Determinar una planificación adecuada de áreas de registro es un problema de optimización multiobjetivo en el que el principal reto consiste en encontrar las configuraciones de áreas de registro que minimicen simultáneamente el número de mensajes de actualización de localización (o coste de actualización de localización, LU) y el número de mensajes de paginación (o coste de paginación, PA). Este problema ha sido clasificado en la literatura como un problema de optimización NP-completo [14]. Para una determinada configuración de áreas de registro, estas dos funciones objetivo pueden ser descritas mediante las siguientes ecuaciones:

3. GESTIÓN DE MOVILIDAD

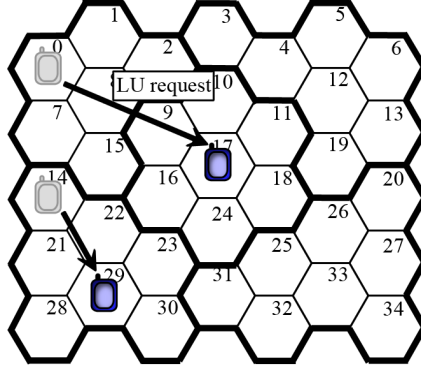


Figura 3.4: Agrupación de celdas en áreas de registro.

$$f_1 = \min \left\{ LU = \sum_{t=T_{ini}}^{T_{fin}} \sum_{u=1}^{N_u} \gamma_{t,u} \right\}, \quad (3.1)$$

$$f_2 = \min \left\{ PA = \sum_{t=T_{ini}}^{T_{fin}} \sum_{u=1}^{N_u} \rho_{t,u} \cdot \varphi_{t,u} \right\}, \quad (3.2)$$

donde $[T_{ini}, T_{fin}]$ es el intervalo de tiempo de la traza de actividad móvil. N_u es el número de estaciones móviles en la red. $\gamma_{t,u}$ es una variable binaria que es igual a 1 cuando la estación móvil u cruza una frontera de áreas de registro en el instante t , en caso contrario esta variable es igual a 0. Por tanto, $\gamma_{t,u}$ indica si la estación móvil u ha iniciado un procedimiento de actualización de localización en el instante t . $\rho_{t,u}$ es una variable binaria que es igual a 1 cuando la red debe entregar una llamada entrante a la estación móvil u en el instante t , en caso contrario $\rho_{t,u}$ es igual a 0. Esto es, $\rho_{t,u}$ indica si la red debe iniciar un procedimiento de paginación en el instante t . Por último, $\varphi_{t,u}$ representa el número de celdas de red sobre las que es necesario realizar el procedimiento de paginación para encontrar a la estación móvil u en el instante t . Al igual que en otros trabajos publicados en la literatura [17, 63, 64], en estas ecuaciones asumimos que no existe fallo en el procedimiento de paginación (i.e. la red siempre encuentra al terminal destinatario de llamada) y que el tiempo necesario para realizar el procedimiento de paginación es despreciable si lo comparamos con el tiempo del movimiento de la estación móvil.

En la literatura es ampliamente conocido la existencia de un compromiso inherente entre estas dos funciones objetivo [17, 36, 64]. Supóngase, por ejemplo, una configuración

3.2 Estrategias de actualización de localización

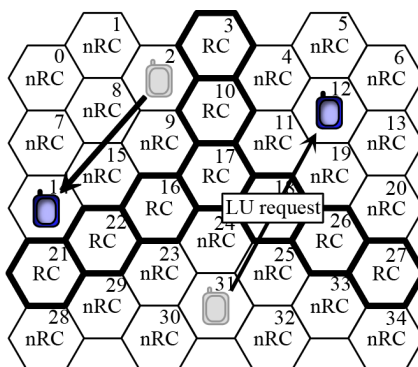


Figura 3.5: Planificación de celdas de reporte.

de áreas de registro en la que todas las celdas pertenezcan al mismo área de registro y, además, el uso de la paginación simultánea (i.e. el procedimiento de paginación se realiza simultáneamente en todas las celdas de la última área de registro actualizada, véase la Sección 3.3.1). En este caso hipotético, las estaciones móviles nunca iniciarían un procedimiento de actualización de localización (i.e. $\gamma_{t,u} = 0 \forall t,u$) ya que nunca cruzarían una frontera entre dos o más áreas de registro, y además, la paginación se debería realizar simultáneamente en todas las celdas de la red (i.e. $\varphi_{t,u} = N_{\text{cell}} \forall t,u$, donde N_{cell} es el número de celdas de la red). Por consiguiente, el coste de actualización de localización será mínimo, mientras que el coste de paginación será máximo. Supóngase ahora el otro caso extremo, cuando cada celda pertenece a un área de registro diferente (i.e. áreas de registro unicelulares). En este caso, las estaciones móviles iniciarían un procedimiento de actualización de localización cada vez que cambian de celda, y el procedimiento de paginación sólo se debería realizar en la última celda visitada (i.e. $\varphi_{t,u} = 1 \forall t,u$). Es decir, en este caso el coste de actualización de localización es máximo mientras que el coste de paginación es mínimo. Por lo tanto, se puede concluir que el problema de planificación de áreas de registro es un problema de optimización multiobjetivo NP-completo [14].

3.2.2 Actualización de localización basada en celdas de reporte

La estrategia de actualización de localización basada en celdas de reporte es una estrategia en la que cada celda de red puede pertenecer a uno de dos posibles estados: celda de reporte (RC) o celda de no reporte (nRC). La Fig. 3.5 presenta una posible configuración de celdas de reporte para una red de 35 celdas. En esta estrategia de actualización de localización

3. GESTIÓN DE MOVILIDAD

las estaciones móviles sólo iniciarían un procedimiento de actualización de localización cuando se mueven a una celda de reporte diferente de la última celda de reporte visitada, y es libre de moverse entre celdas de no reporte sin actualizar su localización [15]. Dado que la red conoce la localización de sus abonados a nivel de celda de reporte, la paginación sólo se debería realizar en la última celda de reporte actualizada (para la estación móvil en cuestión) y en el conjunto de celdas de no reporte que son accesibles desde esa celda sin pasar por otra celda de reporte (conjunto que recibe el nombre de vecindad de una celda de reporte $V_{t,u}$). Por ejemplo, la vecindad para la celda de reporte 10 es el conjunto $V_{t,u} = \{0, 1, 2, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 11, 12, 13, 14, 15, 19, 20\}$. En esta estrategia de actualización de localización las estaciones base deberían transmitir periódicamente si las celdas asociadas son celdas de reporte o no. Esto requeriría cambiar el protocolo de comunicaciones y la operación por defecto de los terminales móviles. No obstante, la estrategia de actualización de localización basada en celdas de reporte podría ser implementada en las redes de última generación (redes LTE) si se utilizan listas de áreas de rastreo [22, 65–71].

El principal reto en esta estrategia de actualización de localización consiste en encontrar las configuraciones de celdas de reporte que minimicen simultáneamente el número de mensajes de actualización de localización (o coste de actualización de localización, LU) y el número de mensajes de paginación (o coste de paginación, PA). Estas dos funciones objetivo pueden ser expresadas mediante las siguientes ecuaciones:

$$f_1 = \min \left\{ LU = \sum_{t=T_{ini}}^{T_{fin}} \sum_{u=1}^{N_u} \lambda_{t,u} \right\}, \quad (3.3)$$

$$f_2 = \min \left\{ PA = \sum_{t=T_{ini}}^{T_{fin}} \sum_{u=1}^{N_u} \rho_{t,u} \cdot \varphi_{t,u} \right\}, \quad (3.4)$$

donde se ha utilizado la misma nomenclatura y asunciones que en las ecuaciones Ecuación (3.1) y Ecuación (3.2). En la Ecuación (3.3) $\lambda_{t,u}$ es una variable binaria que es igual a 1 sólo cuando la estación móvil u se mueve en el instante t a una celda de reporte diferente de la última celda de reporte visitada. Es importante enfatizar que el problema de planificación de celdas de reporte fue clasificado como un problema de optimización NP-completo en la literatura [15]. Además, al igual que en el problema de planificación de áreas de registro, estas dos funciones objetivo son contradictorias y, por lo tanto, este problema es también un problema de optimización multiobjetivo. Por ejemplo, considérese el caso hipotético

3.2 Estrategias de actualización de localización

en el que todas las celdas de red se configuran como celdas de reporte, y que además se utiliza la paginación simultánea (véase la Sección 3.3.1). En este caso, las estaciones móviles iniciarían un procedimiento de actualización de localización cada vez que cambian de celda y, dado que la red conoce la localización de sus abonados a nivel de celda, sólo sería necesario realizar la paginación en la última celda visitada (para la estación móvil destinataria de la llamada). Por consiguiente, en este caso, el coste de actualización de localización es máximo mientras que el coste de paginación es mínimo ($\varphi_{t,u} = 1 \forall t,u$). Por el otro lado, si se considera una configuración de red en la que todas las celdas son celdas de no reporte, las estaciones móviles nunca iniciarían un procedimiento de actualización de localización y, por tanto, el coste de actualización de localización es mínimo ($\lambda_{t,u} = 0 \forall t,u$). No obstante, en este caso la paginación se realizaría en todas las celdas de la red, lo que supondría un coste de paginación máximo ($\varphi_{t,u} = N_{\text{cell}} \forall t,u$).

3.2.3 Actualización de localización periódica

En la estrategia de actualización de localización periódica las estaciones móviles inician un procedimiento de actualización de localización cada T segundos (en las versiones iniciales de esta estrategia el valor de T era elegido por la red). El principal atractivo de esta estrategia es su sencillez, ya que sólo es necesario disponer de un temporizador reconfigurable en el terminal móvil. Además, es especialmente útil a la hora de controlar la frecuencia de solicitudes de actualización, lo que permitiría obtener un coste de actualización de localización fijo [7]. No obstante, la actualización periódica genera una gran cantidad de señalización redundante debido, sobre todo, a usuarios estáticos. Con el fin de hacer frente a este inconveniente, existen diversas variantes en la literatura en las que el valor de T es determinado dinámicamente por la estación móvil en función de su actividad (e.g. considerando el coeficiente CMR, Call to Mobility Ratio) [72–75]. Por el otro lado, la paginación se debería realizar en aquellas celdas en las que es posible encontrar al abonado destinataria de la llamada. Este conjunto de celdas se determinaría en función del tiempo transcurrido desde la última actualización, la última celda actualizada y la velocidad de movimiento del abonado (difícil de medir en la práctica). Determinar el valor adecuado de T es también un problema de optimización multiobjetivo. A menor valor de este umbral, la localización de las estaciones móviles se actualizaría con mayor frecuencia. De esta forma, la red conoce de forma precisa la localización de sus abonados y, por tanto, la paginación se realizaría en

3. GESTIÓN DE MOVILIDAD

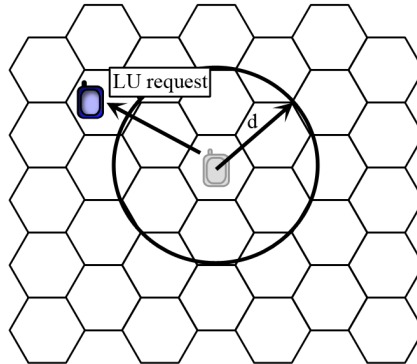


Figura 3.6: Actualización de localización basada en distancia.

un conjunto muy reducido de celdas. Es decir, para valores pequeños de T el coste de paginación es pequeño a costa de aumentar el coste de actualización de localización. Por el otro lado, un valor grande de T hace que la localización de las estaciones móviles se actualice con menor frecuencia, aumentando la incertidumbre de localización. Por consiguiente, se reduce el coste de actualización de localización a costa de aumentar el coste de paginación.

3.2.4 Actualización de localización basada en distancia

En la estrategia de actualización de localización basada en distancia las estaciones móviles iniciarían un procedimiento de actualización de localización cada vez que la distancia recorrida desde la última actualización supere un determinado umbral d . Para ello, cada terminal debe tener un mecanismo que le permita medir la distancia recorrida por el abonado. Esta distancia puede estar en unidades del sistema internacional de medida (e.g. metros o kilómetros) pero también se puede especificar en términos del número de celdas entre dos puntos dados [49, 64, 76–80]. De esta forma la incertidumbre de localización se limita al subconjunto de celdas que se encuentran dentro del círculo de radio d y centro la última celda actualizada (véase la Fig. 3.6). El principal inconveniente de esta estrategia reside en la dificultad que tienen las estaciones móviles para determinar este subconjunto de celdas de forma local, lo que hace necesario que cada una de ellas disponga de la topología celular de la red. Alternativamente, la red podría calcular el valor de d para cada estación móvil y transmitir cada subconjunto de celdas dentro del mensaje LU accept [49]. No obstante, centralizar la estrategia de actualización de localización basada en distancia daría lugar a la estrategia de listas de áreas de rastreo en redes LTE. Por otro lado, determinar el valor

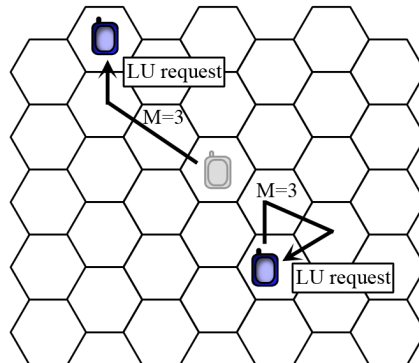


Figura 3.7: Actualización de localización basada en movimiento.

adecuado de d es también un problema de optimización multiobjetivo, puesto que valores pequeños de d dan lugar a un alto coste de actualización de localización y a un bajo coste de paginación, y por el otro lado, grandes valores de d dan lugar a un alto coste de paginación y a un bajo coste de actualización de localización.

3.2.5 Actualización de localización basada en movimiento

Esta estrategia de actualización de localización está basada en el número de veces que una estación móvil cruza la frontera entre dos celdas. Básicamente, los terminales sólo necesitan contar el número de veces que cambian de celda y actualizar su localización cuando ese número supere un determinado umbral M [17, 81–87]. De esta manera, se evita la necesidad de almacenar la topología celular de la red de forma local en cada estación móvil. Por contra, esta estrategia es débil frente a movimientos restringidos a unas pocas celdas vecinas (véase la Fig. 3.7).

3.3 Estrategias de paginación

El procedimiento de paginación es utilizado para determinar la celda exacta en la que se encuentra la estación móvil destinataria de la llamada, y poder así encaminar correctamente las llamadas entrantes. Para ello, la red manda mensajes de búsqueda alrededor de la última localización conocida (i.e. en las celdas en las que es posible encontrar al abonado destinatario de la llamada). Las distintas técnicas de paginación pueden clasificarse en dos grandes grupos en función de si la paginación se realiza en uno o más ciclos secuenciales, tal y co-

3. GESTIÓN DE MOVILIDAD

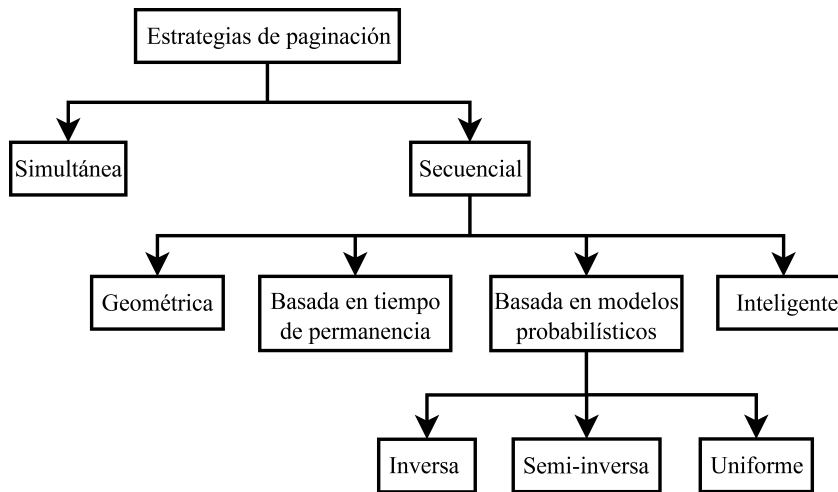


Figura 3.8: Principales estrategias de paginación.

mo se puede observar en la Fig. 3.8. Por un lado tenemos la paginación simultánea, que se explicará en la Sección 3.3.1. Por el otro lado, el segundo grupo engloba a todas aquellas estrategias de paginación en las que el terminal destinatario de la llamada es buscado en dos o más ciclos secuenciales (véase la Sección 3.3.2). Dentro de este grupo, las distintas técnicas de paginación se pueden clasificar a su vez en cuatro subgrupos: paginación geométrica (Sección 3.3.2.1), paginación basada en el tiempo de permanencia (Sección 3.3.2.2), paginación basada en modelos probabilísticos (Sección 3.3.2.3) y paginación inteligente (Sección 3.3.2.4). En esta Tesis Doctoral se estudian las técnicas de paginación de todos estos grupos, con excepción de la paginación inteligente, que se dejará como posible trabajo futuro.

El paso de mensajes por cada mensaje de paginación en una red LTE se muestra en la Fig. 3.9, donde se observa que el sistema de gestión de movilidad envía un mensaje de búsqueda (PA request) a cada celda (o a un subconjunto de celdas) en las que es posible encontrar a la estación móvil destinataria de la llamada. El terminal móvil en cuestión, al detectar que tiene una llamada entrante, solicita a la red el establecimiento de una conexión (connection request). Tras esto, la red ya conoce la celda exacta en la que se encuentra la estación móvil y puede encaminar correctamente la llamada entrante. Al igual que los trabajos publicados previamente [23–36], sólo se considerará la carga de señalización en la red de acceso y en términos del número de mensajes de paginación. Para determinar la carga de señalización total debida a la paginación basta con multiplicar cada mensaje de

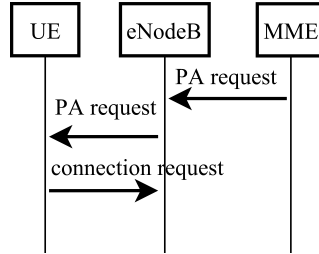


Figura 3.9: Paso de mensajes por mensaje de paginación en red LTE.

paginación por el número de mensajes de señalización generados tanto en la red de acceso como en el núcleo de la red.

3.3.1 Paginación simultánea

La paginación simultánea (también conocida como Blanket Polling en la literatura) es la estrategia de paginación clásica y una de las más utilizadas en el estado del arte por su sencillez [14, 23, 25–48]. Básicamente consiste en realizar la paginación de forma simultánea en todas las celdas en las que es posible encontrar al terminal destinatario de la llamada. De esta forma, el valor de $\varphi_{t,u}$ para una estrategia de actualización de localización basada en áreas de registro (véase la Ecuación (3.2)) viene dado por la Ecuación (3.5), y para una estrategia de actualización basada en celdas de reporte (véase la Ecuación (3.4)) viene dado por la Ecuación (3.6). En estas ecuaciones $|A|$ hace referencia al número cardinal (i.e. número de celdas) del conjunto A , $RA_{t,u}$ es el área de registro en la que se encuentra la estación móvil u en el instante t y $V_{t,u}$ es la vecindad de la celda de reporte asociada a la estación móvil u en el instante t .

$$\varphi_{t,u} = |RA_{t,u}|. \quad (3.5)$$

$$\varphi_{t,u} = 1 + |V_{t,u}|. \quad (3.6)$$

3.3.2 Paginación secuencial

En la paginación secuencial, tal y como su nombre indica, el procedimiento de paginación se realiza en dos o más ciclos secuenciales. Para ello, las celdas en las que es posible encontrar al abonado destinatario de la llamada se agrupan en áreas de paginación que

3. GESTIÓN DE MOVILIDAD

son encuestadas de forma secuencial hasta localizar a dicho abonado. En una estrategia de actualización de localización basada en áreas de registro esto puede ser expresado matemáticamente como:

$$RA_{t,u} = A_{t,u,1} \cup A_{t,u,2} \cup \dots \cup A_{t,u,m}, \quad (3.7)$$

$$A_{t,u,j} \cap A_{t,u,k} = \emptyset, \forall j \neq k, j \leq m, k \leq m, \quad (3.8)$$

$$\alpha_{t,u,j-1} \geq \alpha_{t,u,j}, 2 \leq j \leq m, \quad (3.9)$$

$$\varphi_{t,u} = \sum_{j=1}^m \alpha_{t,u,j} \cdot |A_{t,u,j}|, \quad (3.10)$$

donde m es el número de ciclos de paginación. $\alpha_{t,u,j}$ es una variable binaria que es igual a 1 cuando el área de paginación j ha tenido que ser consultada para localizar a la estación móvil u . Y por último, $|A_{t,u,j}|$ es el número de celdas de red dentro del área de paginación $A_{t,u,j}$. Para el caso de una estrategia de actualización de localización basada en celdas de reporte se deberá sustituir la Ecuación (3.7) por la Ecuación (3.11), donde $RC_{t,u}$ es la celda de reporte asignada a la estación móvil u en el instante t .

$$RC_{t,u} \cup V_{t,u} = A_{t,u,1} \cup A_{t,u,2} \cup \dots \cup A_{t,u,m}. \quad (3.11)$$

Es importante destacar que se aplica paginación simultánea en las celdas pertenecientes a la misma área de paginación. La ventaja de la paginación secuencial con respecto a la paginación simultánea es que permite realizar la paginación dando prioridad a las celdas en las que es más probable encontrar al abonado destinatario de la llamada, reduciéndose por tanto el número de mensajes necesarios para localizar a una estación móvil. Por contra, el tiempo en realizar el procedimiento de paginación aumenta a medida que se incrementa el número de ciclos. Dado que el retraso temporal es un parámetro importante en las redes de telefonía móvil pública terrestre, en aplicaciones reales el número de ciclos de paginación está muy restringido. Por ejemplo, en [8] se establece que el número de ciclos debe ser menor o igual a tres. En esta Tesis Doctoral se asume un número máximo de ciclos de paginación igual a dos (i.e. $m=2$ en las ecuaciones anteriores), valor que además

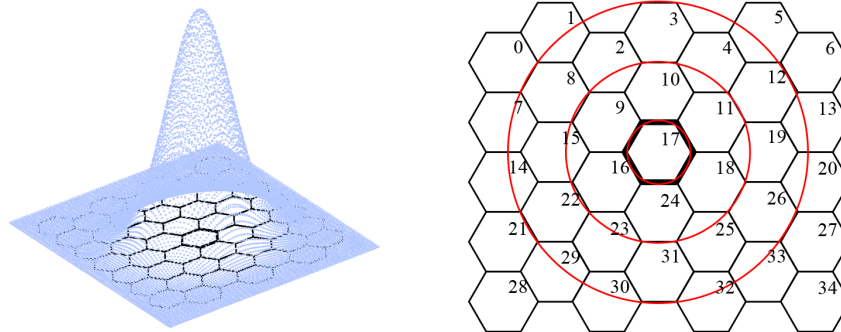


Figura 3.10: Paginación geométrica.

permitirá comparar en igualdad de condiciones todas las estrategias de paginación secuencial (la paginación basada en el tiempo de permanencia utiliza exclusivamente dos ciclos secuenciales).

Existen diversas formas para agrupar las celdas en áreas de paginación. En esta sección se presentan las estrategias más populares en la literatura: paginación geométrica (Sección 3.3.2.1), paginación basada en el tiempo de permanencia (Sección 3.3.2.2), paginación basada en modelos probabilísticos (Sección 3.3.2.3) y paginación inteligente (Sección 3.3.2.4).

3.3.2.1 Paginación geométrica

La paginación secuencial geométrica es un esquema de paginación probabilística en el que se asume que la probabilidad de encontrar a una estación móvil decae siguiendo una distribución normal a medida que nos alejamos de su última celda actualizada [20]. De esta forma el proceso de paginación se realizaría secuencialmente en anillos concéntricos a partir de la última celda actualizada hasta encontrar al terminal destinatario de la llamada (véase la Fig. 3.10). Esta estrategia de paginación es analizada para distintos umbrales de probabilidad (i.e. para distintos tamaños de áreas de paginación): G-PAN, donde n hace referencia al número de anillos concéntricos dentro de la primera área de paginación. Para el ejemplo de la Fig. 3.10 las primeras áreas de paginación para cada umbral de probabilidad serían:

- $n=1$: $A_{t,u,1} = \{17\}$.
- $n=2$: $A_{t,u,1} = \{17, 10, 11, 18, 24, 16, 9\}$.

3. GESTIÓN DE MOVILIDAD

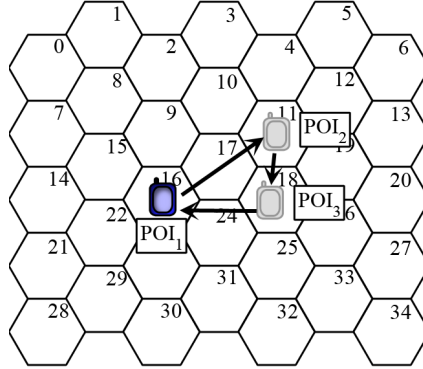


Figura 3.11: Movimiento típico de un abonado.

Tabla 3.1: Ejemplo de paginación basada en tiempo de permanencia. Tiempos de permanencia por celda.

	Celda #16	Celda #17	Celda #11	Celda #18	Celda #24
$T_p(h)$	9h	0.5h	10.5h	2.5h	1.5h

- $n=3$: $A_{t,u,1} = \{17, 10, 11, 18, 24, 16, 9, 3, 4, 12, 19, 26, 25, 31, 23, 22, 15, 8, 2\}$.
- $n=4$: $A_{t,u,1} = \{17, 10, 11, 18, 24, 16, 9, 3, 4, 12, 19, 26, 25, 31, 23, 22, 15, 8, 2, 5, 6, 13, 20, 27, 33, 32, 30, 29, 21, 14, 7, 0, 1\}$.

Para obtener la segunda área de paginación por umbral de probabilidad basta con aplicar la Ecuación (3.7) (o la Ecuación (3.11) si la estrategia de actualización de localización está basada en celdas de reporte) y la Ecuación (3.8).

3.3.2.2 Paginación basada en tiempo de permanencia

La paginación secuencial basada en el tiempo de permanencia asume que la probabilidad de encontrar a una estación móvil en una celda determinada es directamente proporcional al tiempo que permanece esa estación móvil en dicha celda. Este procedimiento de paginación especifica que la primera área de paginación (i.e. $A_{t,u,1}$) estará formada por aquellas celdas en las que el tiempo de permanencia es igual o mayor al valor cuadrático medio de todos los tiempos de permanencia [8]. Por ejemplo, dado el movimiento de abonado de la Fig. 3.11 y los tiempos de permanencia de la Tabla 3.1, la primera área de paginación sería:

3. GESTIÓN DE MOVILIDAD

es una buena aproximación para trazar la ruta de una estación móvil), el movimiento de abonado puede ser representado mediante un modelo de cadenas de Markov tal y como se detalla a continuación. En primer lugar, se extraen las probabilidades de transición de un paso, donde la probabilidad de transición de un paso del símbolo m al símbolo n viene dada por la siguiente ecuación:

$$p_{m,n} = \Pr[X_t = n \mid X_{t-1} = m], m, n \in [0, 34]. \quad (3.12)$$

Posteriormente se construye el modelo de Markov (véase la Fig. 3.12) y la correspondiente matriz de probabilidades de transición:

$$P = \begin{pmatrix} \frac{17}{18} & \frac{1}{18} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{20}{21} & \frac{1}{21} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \frac{4}{5} & \frac{1}{5} \\ \frac{1}{3} & 0 & 0 & 0 & \frac{2}{3} \end{pmatrix}. \quad (3.13)$$

Por último, las probabilidades de residencia de celda (π_m) pueden ser obtenidas resolviendo el sistema de ecuaciones dado por $\Pi = \Pi \times P$ y considerando que $\sum_m \pi_m = 1$ [49]. El vector de estado estable para este ejemplo se muestra en la Ecuación (3.14), donde se observa que las celdas en las que es más probable encontrar a la estación móvil son aquellas con el mayor tiempo de residencia. Es importante mencionar que las celdas por las que la estación móvil no ha pasado adquieren una probabilidad de residencia nula (estas celdas no son consideradas ya que no afectan al cálculo de Π). Además se puede observar que los modelos de cadenas de Markov son capaces de representar cualquier movimiento y, por tanto, se podrían utilizar para cualquier patrón de movilidad.

$$\Pi^T = \begin{pmatrix} \pi_{16} \\ \pi_{17} \\ \pi_{11} \\ \pi_{18} \\ \pi_{24} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0,3750 \\ 0,0208 \\ 0,4375 \\ 0,1042 \\ 0,0625 \end{pmatrix}. \quad (3.14)$$

Tras la obtención de las probabilidades de residencia de celda (π_m) el reto consiste en determinar cuál es la mejor configuración posible de áreas de paginación en función de esas probabilidades. En la literatura podemos encontrar tres principales posibilidades: paginación inversa, paginación semi-inversa y paginación uniforme [7, 89]. En la paginación inversa, la primera área de paginación ($A_{t,u,1}$) está formada exclusivamente por la celda con

la mayor probabilidad de residencia, es decir, $A_{t,u,1} = \{11\}$ en nuestro ejemplo. Por tanto, el segundo área de paginación ($A_{t,u,2}$) estará formado por todas las demás celdas.

En la paginación semi-inversa las celdas se agrupan en orden decreciente de las probabilidades de residencia. En primer lugar se comienza asumiendo que cada celda constituye un área de paginación independiente para, posteriormente, ordenar las áreas de paginación de mayor a menor probabilidad y fusionar las dos áreas de paginación con la menor probabilidad de residencia. En el caso de que dos áreas de paginación presenten la misma probabilidad de residencia, tendrá prioridad aquella con el menor número de celdas. Este procedimiento es realizado iterativamente hasta que el número de áreas de paginación coincide con el número de ciclos deseado. En nuestro ejemplo, la paginación semi-inversa proporcionará la siguiente configuración de áreas de paginación:

- $A_{t,u,1} = \{16, 18, 24, 17, 0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 12, 13, 14, 15, 19, 20, 21, 22, 23, 25, 26, 27, 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34\}$.
- $A_{t,u,2} = \{11\}$.

Por último, en la paginación uniforme las celdas se ordenan de mayor a menor probabilidad para posteriormente agruparlas en áreas de paginación de tal forma que todas las áreas de paginación tengan aproximadamente el mismo número de celdas. Para nuestro ejemplo, la configuración de áreas de paginación de acuerdo a esta estrategia sería:

- $A_{t,u,1} = \{11, 16, 18, 24, 17, 0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 12\}$.
- $A_{t,u,2} = \{13, 14, 15, 19, 20, 21, 22, 23, 25, 26, 27, 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34\}$.

En esta Tesis Doctoral también se propone un método alternativo para obtener configuraciones cuasi-óptimas de áreas de paginación utilizando para ello aproximaciones polinómicas de segundo orden. Esto se verá en detalle en la Sección 7.3.4.

3.3.2.4 Paginación inteligente

En la paginación inteligente se utilizan técnicas de optimización bioinspiradas y/o basadas en reglas con el objetivo de obtener la mejor configuración de áreas de paginación y, si es posible, encontrar al abonado destinatario de la llamada en un único ciclo [18, 19]. Como cabe esperar, las estrategias de paginación inteligente requieren de una mayor carga

3. GESTIÓN DE MOVILIDAD

computacional. Proponer una estrategia de paginación de este tipo queda fuera del objeto de estudio de esta Tesis Doctoral. No obstante, analizar la viabilidad de distintas técnicas de paginación inteligente podría ser una línea de investigación futura muy interesante.

Optimización multiobjetivo

4.1 Introducción

Muchos de los problemas de optimización que se pueden encontrar en el trabajo o incluso en la vida cotidiana son problemas con dos o más funciones objetivo contradictorias, o lo que es lo mismo, problemas de optimización multiobjetivo [90]. Por ejemplo, en el mundo empresarial, todo negocio busca maximizar los beneficios y minimizar los costes. Otro claro ejemplo podría ser decidir el diseño de un producto de ingeniería, donde lo deseado sería encontrar el diseño con el mayor rendimiento y el menor coste de desarrollo. Incluso a la hora de decidir un lugar de vacaciones entran en juego dos objetivos principales, maximizar el disfrute al menor precio posible [91]. De forma genérica, un problema de optimización puede ser formulado matemáticamente mediante la siguiente ecuación:

$$\begin{aligned}
 &\text{Optimizar } \mathbf{z} = \mathbf{f}(\mathbf{x}) = (f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), \dots, f_k(\mathbf{x})), \\
 &\text{sujeto a } \mathbf{e}(\mathbf{x}) = (e_1(\mathbf{x}), e_2(\mathbf{x}), \dots, e_{(m)}(\mathbf{x})) \leq 0, \\
 &\text{donde } \mathbf{x}^i = (x_1^i, x_2^i, \dots, x_n^i) \in \mathbf{X}, \\
 &\quad \mathbf{z}^i = (z_1^i, z_2^i, \dots, z_k^i) \in \mathbf{Z}, \\
 &\quad z_p^i = f_p(\mathbf{x}^i), p \in [1, k],
 \end{aligned} \tag{4.1}$$

donde \mathbf{X} es conocido como el espacio de búsqueda o el espacio de decisión, \mathbf{Z} representa el espacio objetivo, $\mathbf{f}(\mathbf{x}): \mathbf{X} \mapsto \mathbf{Z}$ es el conjunto de k funciones objetivo, las cuales asignan a cada solución o vector de decisión $\mathbf{x}^i \in \mathbf{X}$ (donde cada elemento x_j^i sería un posible valor de la variable de decisión correspondiente) un vector objetivo $\mathbf{z}^i = \mathbf{f}(\mathbf{x}^i) \in \mathbf{Z}$ considerando ciertas restricciones $\mathbf{e}(\mathbf{x})$ [92]. En la Fig. 4.1 se muestra un ejemplo para $n = k = 2$. En esta figura, \mathbf{X}_f hace referencia al espacio de decisión factible (i.e. el conjunto de soluciones

4. OPTIMIZACIÓN MULTIOBJETIVO

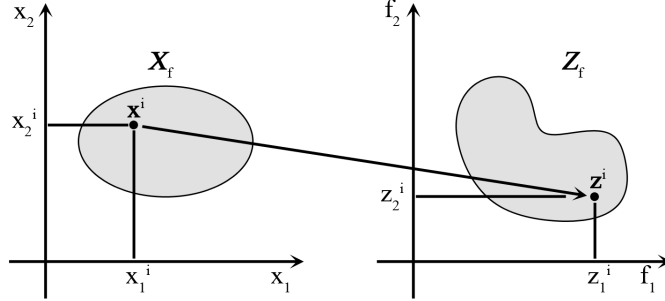


Figura 4.1: Representación en el espacio de decisión y en el espacio objetivo de una solución.

que satisfacen las restricciones del problema) y Z_f es el espacio objetivo factible (i.e. la imagen de X_f en Z).

En el caso de problemas de optimización mono-objetivo ($k = 1$) el reto consiste en encontrar la solución que mejor optimiza la única función objetivo bajo estudio. Para el caso de problemas de optimización multiobjetivo ($k \geq 2$), se deben optimizar simultáneamente dos o más funciones objetivo contradictorias entre sí. En este caso no suele haber una única solución óptima sino un conjunto de soluciones, cada una de ellas asociada con un compromiso específico entre los objetivos considerados. Este conjunto de soluciones es conocido en la literatura como conjunto de Pareto o como conjunto de soluciones no dominadas, y su imagen en el espacio objetivo es conocida como frente de Pareto [93]. Por tanto, el reto en cualquier problema de optimización multiobjetivo consiste en encontrar el mejor conjunto posible de soluciones no dominadas, el cual debe cubrir la mayor cantidad posible del espacio objetivo factible estando, al mismo tiempo, lo más cerca posible del punto ideal (o punto utopía). Para el ejemplo de la Fig. 4.1 y asumiendo un problema de optimización multiobjetivo con dos funciones objetivo a minimizar (tal y como los problemas de optimización abordados en esta Tesis Doctoral), el reto consistiría en encontrar el mayor número posible de soluciones no dominadas situadas sobre la curva AB (véase la Fig. 4.2). Para un problema de optimización multiobjetivo con dos funciones objetivo a minimizar, se dice que la solución \mathbf{x}^i domina a la solución \mathbf{x}^j (representado como $\mathbf{x}^i \prec \mathbf{x}^j$) si y sólo si se cumple que:

$$\forall p \in [1, 2], z_p^i = f_p(\mathbf{x}^i) \leq z_p^j = f_p(\mathbf{x}^j) \wedge \exists p \in [1, 2] : z_p^i < z_p^j. \quad (4.2)$$

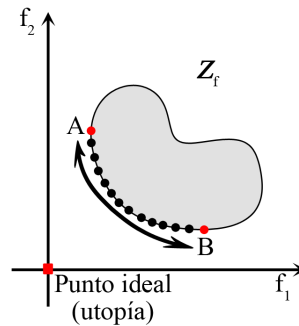


Figura 4.2: Frente de Pareto.

De entre las distintas técnicas de optimización presentes en la literatura, los algoritmos evolutivos destacan como una de las técnicas más adecuadas para resolver este tipo de problemas. Esto se debe a que los algoritmos evolutivos trabajan con poblaciones de soluciones, lo que permite obtener un amplio conjunto de soluciones no dominadas en una única ejecución del optimizador. Además, las técnicas de optimización evolutiva han demostrado ser bastante eficaces a la hora de tratar problemas complejos de muy diversa naturaleza, e.g. debido al tamaño del espacio de decisión [90]. Es por eso que el uso de técnicas de optimización evolutiva multiobjetivo es especialmente interesante en los problemas de optimización tratados en esta Tesis Doctoral, lo cuales han sido clasificados en la literatura como problemas multiobjetivo NP-completos.

Tras obtener un conjunto de Pareto, en la práctica, sólo una de esas soluciones no dominadas deberá ser elegida como la solución a utilizar. Esta elección es realizada por el decisor en función de unos criterios determinados. En esta Tesis Doctoral se delega la toma de decisión al operador de red. Es decir, el reto consistirá en proveer al operador de red con el mejor conjunto posible de soluciones no dominadas entre las que éste elegirá aquella que mejor se ajuste a sus necesidades. Con el fin de determinar la calidad de un conjunto de Pareto se utilizarán tres de los indicadores de calidad más populares en la literatura: el hipervolumen, la cobertura de conjunto y el indicador ϵ .

4.1.1 Organización del capítulo

Este capítulo se organiza de la siguiente manera. En la Sección 4.2 se muestra una breve clasificación de los principales problemas de optimización que se pueden encontrar en

4. OPTIMIZACIÓN MULTIOBJETIVO

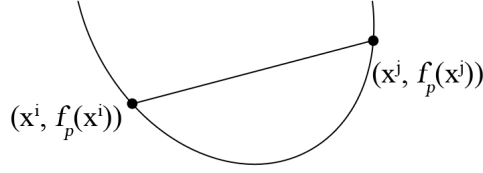


Figura 4.3: Función convexa.

la literatura. La Sección 4.3 presenta una descripción de los principales métodos de optimización. Las características de las técnicas de optimización evolutiva y bioinspirada se detallan en la Sección 4.4. Los indicadores de calidad utilizados en esta Tesis Doctoral se definen en la Sección 4.5. Por último, en la Sección 4.6 se presentan los algoritmos evolutivos propuestos para resolver los problemas de optimización abordados: el problema de planificación de áreas de registro y el problema de planificación de celdas de reporte.

4.2 Tipos de problemas de optimización

Todo problema de optimización puede clasificarse atendiendo a la naturaleza de sus funciones objetivo, variables de decisión y restricciones. En primer lugar, podemos clasificar un problema de minimización como convexo o no convexo¹. Un problema de minimización se dice que es convexo cuando sus funciones objetivo y restricciones son convexas, lo que significa que cumplen la siguiente inecuación:

$$f_p(\alpha \mathbf{x}^i + \beta \mathbf{x}^j) \leq \alpha f_p(\mathbf{x}^i) + \beta f_p(\mathbf{x}^j), \quad (4.3)$$

para todo $\mathbf{x}^i, \mathbf{x}^j \in \mathbf{X}_f$ y todo $\alpha, \beta \in \mathfrak{R}$ con $\alpha + \beta = 1$, $\alpha \geq 0$ y $\beta \geq 0$ [94]. La Fig. 4.3 muestra un ejemplo de una función convexa. En el caso de que las funciones objetivo y las variables de decisión sean discretas, se debe utilizar la condición de convexidad discreta [95]:

$$\alpha f_p(\mathbf{x}^i) + \beta f_p(\mathbf{x}^j) \geq \min_{\mathbf{u} \in \mathbf{N}(y)} \{f_p(\mathbf{u})\}, \quad (4.4)$$

¹En el caso de problemas de maximización se habla de problemas de optimización cóncavos o no cóncavos.

donde $N(\mathbf{y}) = \{\mathbf{u} \in X_f : \|\mathbf{u} - \mathbf{y}\| < 1\}$, $\mathbf{y} = \alpha\mathbf{x}^i + \beta\mathbf{x}^j$ y $\|\mathbf{u}\| = \max\{|u_i|\}$. Este tipo de problemas pueden ser resueltos de forma eficiente para una gran cantidad de variables y restricciones (cientos e incluso miles). Por el otro lado, los problemas de optimización no convexos son aquellos que no cumplen la Ecuación (4.3) (o la Ecuación (4.4) para el caso de funciones objetivo y variables de decisión discretas) y son mucho más difíciles de tratar.

Atendiendo a la naturaleza de las variables de decisión, los problemas de optimización se pueden clasificar como problemas de optimización continuos (si las variables de decisión pueden tomar cualquier valor real) o discretos (si las variables de decisión sólo pueden tomar un conjunto específico de valores, e.g. un conjunto discreto de valores enteros). Otra importante distinción es entre los problemas sin restricciones y aquellos en los que se aplican restricciones para considerar cotas y relaciones entre las variables de decisión. A su vez, los problemas de optimización con restricciones pueden clasificarse en función de la naturaleza de las restricciones (e.g. lineales, no lineales, convexos). Por último, dependiendo de la naturaleza de las funciones objetivo, los problemas de optimización pueden ser lineales, no lineales, diferenciables, no diferenciables, de un único objetivo (problemas de optimización mono-objetivo) o de dos o más funciones objetivo contradictorias entre sí (problemas de optimización multiobjetivo).

4.3 Métodos de optimización

El método de optimización a utilizar depende en gran medida de la complejidad del problema a resolver [96]. Los métodos exactos son capaces de obtener soluciones óptimas. No obstante, para problemas NP-completos (como los problemas tratados en esta Tesis Doctoral) los métodos exactos no son capaces de obtener la solución óptima en tiempo polinómico. En estos casos, los métodos aproximados son una buena alternativa para obtener soluciones cuasi-óptimas en un tiempo razonable.

4.3.1 Métodos exactos

Los métodos exactos son aquellos capaces de obtener la solución óptima de un problema de optimización. En este tipo de métodos, la búsqueda de la solución óptima se realiza subdividiendo el problema en varios problemas más sencillos de resolver. Los métodos exactos más conocidos son: programación dinámica, métodos de búsqueda basados en ramificación

4. OPTIMIZACIÓN MULTIOBJETIVO

(e.g. branch and bound y branch and cut), programación con restricciones y la familia de algoritmos A* [96]. El principal inconveniente de estos métodos es que requieren un elevado tiempo de cómputo para resolver problemas del tipo NP-completo (problemas que no pueden ser resueltos en tiempo polinómico).

4.3.2 Métodos aproximados

Los métodos aproximados permiten obtener una solución de cierta calidad en un tiempo de ejecución acotado. Dentro de este grupo, las heurísticas destacan como una de las técnicas de optimización más populares para resolver problemas de optimización de muy diversa naturaleza [96]. Estas técnicas de optimización pueden clasificarse a su vez en dos grandes grupos: heurísticas específicas y metaheurísticas. Las heurísticas específicas, tal y como su nombre indica, son técnicas de optimización diseñadas para resolver un determinado problema de optimización. Por el otro lado, las metaheurísticas son algoritmos de propósito general que pueden ser utilizados para resolver prácticamente cualquier tipo de problema de optimización. Dado que los algoritmos utilizados en esta Tesis Doctoral pertenecen al grupo de las metaheurísticas, el resto de este capítulo estará centrado en este tipo de técnicas de optimización.

4.3.2.1 Metaheurísticas

A diferencia de los métodos exactos, las metaheurísticas permiten abordar problemas de optimización de gran envergadura proporcionando soluciones satisfactorias en un tiempo razonable. Estas técnicas de optimización han sido aplicadas a problemas de optimización de muy diversa naturaleza, e.g. telecomunicaciones, automoción, robótica, diseño de dispositivos electrónicos, dinámica de fluidos, aerodinámica, aprendizaje máquina, minería de datos, procesado de imagen, etc. [96].

A la hora de diseñar una metaheurística hay que tener en cuenta dos criterios importantes: exploración del espacio objetivo (diversificación) y explotación de las mejores soluciones encontradas (intensificación). La diversificación se utiliza para asegurar que todas las regiones del espacio objetivo son exploradas por igual, evitando de esta manera la estancación del optimizador en posibles óptimos locales. Por el otro lado, la intensificación se utiliza para centrar la búsqueda del optimizador alrededor de las mejores soluciones encontradas con el fin de obtener soluciones aún mejores.

Las distintas técnicas metaheurísticas pueden clasificarse siguiendo distintos criterios:

- Metaheurísticas basadas en procesos naturales o basadas en otro tipo de procesos. Muchas metaheurísticas están inspiradas en procesos naturales, e.g. algoritmos evolutivos, algoritmos basados en sistemas inmunológicos e incluso métodos basados en el comportamiento colectivo de ciertas especies de animales.
- Metaheurísticas con memoria o sin memoria. Algunas metaheurísticas son sin memoria, i.e. el proceso de búsqueda es realizado sin considerar resultados de búsquedas previas. Por el otro lado, las metaheurísticas con memoria usan dinámicamente información extraída durante el proceso de búsqueda.
- Metaheurísticas deterministas o estocásticas. Una metaheurística determinista trata un problema de optimización realizando exclusivamente decisiones deterministas. Como resultado, ante una solución inicial siempre se obtendrá la misma solución final. Por el otro lado, las metaheurísticas estocásticas utilizan algunas reglas aleatorias durante la búsqueda (e.g. algoritmos evolutivos). De esta forma, es posible obtener distintas soluciones finales para una misma solución inicial.
- Metaheurísticas basadas en población o basadas en una única solución (también conocidas como basadas en trayectoria). En las metaheurísticas basadas en población se evoluciona simultáneamente un conjunto de soluciones (conocido como población), mientras que en las metaheurísticas de una única solución sólo se manipula y transforma una solución durante el proceso de búsqueda.
- Metaheurísticas iterativas o avariciosas. En las metaheurísticas iterativas el proceso de búsqueda comienza con una solución (o conjunto de soluciones), la cual se transforma en cada iteración utilizando ciertos operadores de búsqueda. La mayoría de las metaheurísticas son algoritmos iterativos. Por el otro lado, las metaheurísticas avariciosas asignan en cada paso del método un cierto valor a una determinada variable de decisión. Esto es realizado hasta obtener una solución completa.

4.4 Optimización evolutiva y bioinspirada

Las técnicas de optimización evolutiva y bioinspirada son metaheurísticas muy interesantes para la resolución de problemas de optimización multiobjetivo ya que, al trabajar con poblaciones de soluciones, permiten obtener un conjunto de soluciones no dominadas (o

4. OPTIMIZACIÓN MULTIOBJETIVO

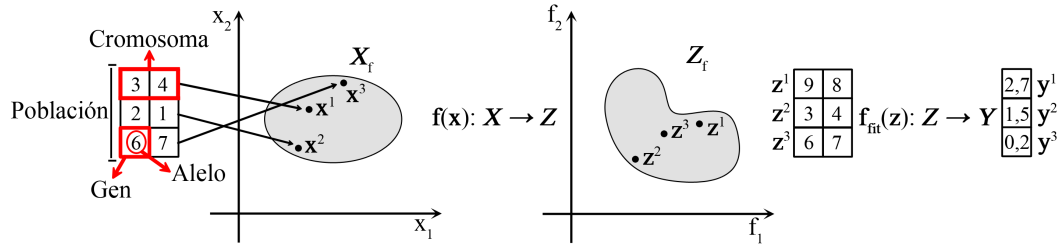


Figura 4.4: Terminología en optimización evolutiva.

conjunto de Pareto) en una única ejecución del optimizador. Estas técnicas de optimización son metaheurísticas basadas en población en las que se aplican iterativamente los operadores evolutivos típicos de los sistemas biológicos (e.g. cruce o recombinación de padres, mutación y selección natural) con el fin de obtener el mejor conjunto de Pareto. Por población se entiende un conjunto de individuos, donde cada individuo es una solución codificada del problema. Comúnmente, un individuo está representado por una estructura de datos que se corresponde con su genotipo biológico. Este genotipo está formado por uno o más cromosomas, donde cada cromosoma está a su vez compuesto por varios genes que toman ciertos valores (alelos) de un alfabeto específico. Es decir, cada individuo está formado por uno o más vectores (cromosomas) donde cada elemento de cada vector (gen) es una variable de decisión que puede tomar ciertos valores (alelos) dependiendo de las restricciones del problema. Estos conceptos se ilustran en la Fig. 4.4, donde cada individuo está representado por un cromosoma en forma de vector. Además, tal y como se puede observar en esta figura, todo algoritmo evolutivo trabaja con $k+1$ funciones: k funciones objetivo y una función de fitness (véase $f_{\text{fit}}(z): Z \mapsto Y$ en la Fig. 4.4) que se utiliza para estimar la calidad de un individuo (solución) en el contexto multiobjetivo. Esta función de fitness es propia del optimizador utilizado y asigna a cada individuo un valor real, el cual es proporcional (o inversamente proporcional, dependiendo del optimizador elegido) a la calidad estimada para ese individuo. Además, es importante tener en cuenta que los operadores evolutivos tales como el cruce o la mutación modifican el genotipo de los individuos (i.e. cambian el valor de las variables de decisión) y, por lo tanto, están definidas en el espacio de decisión (X). Por el otro lado, la selección natural se aplica atendiendo a la calidad de las soluciones en el contexto multiobjetivo, es decir, se aplica tras obtener el valor de la función de fitness

para cada individuo. La elección de los operadores evolutivos para un determinado algoritmo de optimización requiere conocimiento no sólo del problema a resolver sino también del método de optimización utilizado.

A la hora de diseñar un algoritmo de optimización evolutiva multiobjetivo hay que tener en cuenta cuatro aspectos importantes:

- En primer lugar, se deben preservar las soluciones no dominadas generadas durante el proceso de búsqueda. Esto se suele hacer almacenando estas soluciones en un archivo en tiempo de ejecución.
- En segundo lugar, se debe incentivar el proceso de mejora continua de tal forma que el frente de Pareto obtenido esté lo más cerca posible del punto ideal o utopía (véase la Fig. 4.2) y cubra la mayor cantidad posible del espacio objetivo (Z).
- En tercer lugar, generar y mantener la diversidad de las soluciones almacenadas en la población, ya que tratar con soluciones muy similares favorece el estancamiento del optimizador en posibles óptimos locales.
- Y en cuarto lugar, proporcionar al decisor una amplia variedad de soluciones no dominadas, entre las cuales se elegirá aquella que mejor satisfaga ciertos criterios.

4.5 Indicadores de calidad

Los indicadores de calidad multiobjetivo son una herramienta fundamental para conocer la calidad del frente de Pareto proporcionado por un optimizador. Generalmente, este tipo de métricas calculan un número real que está relacionado con el número de soluciones del frente de Pareto, la proximidad al frente de Pareto ideal (desconocido en los problemas de optimización abordados en esta Tesis Doctoral) u otro conjunto de puntos (e.g. el punto ideal o utopía, véase la Fig. 4.2) y/o con la diversidad y uniformidad de las soluciones no dominadas en el espacio objetivo [90]. En esta Tesis Doctoral se utilizan tres de los indicadores de calidad más populares en la literatura: el hipervolumen (véase la Sección 4.5.1), la cobertura de conjunto (véase la Sección 4.5.2) y el indicador ϵ (véase la Sección 4.5.3).

4. OPTIMIZACIÓN MULTIOBJETIVO

4.5.1 Hipervolumen

El hipervolumen ($I_H(A)$) es un indicador multiobjetivo que, en su forma unaria y asumiendo un problema de minimización con dos funciones objetivo, asocia la calidad de un frente de Pareto A con el área del espacio objetivo que es dominada por ese conjunto de soluciones y que a su vez está acotada por los puntos de referencia [90]. En los problemas de optimización abordados en esta Tesis Doctoral, estos puntos de referencia pueden ser obtenidos fácilmente a partir de las soluciones extremas: cuando las estaciones móviles inician un procedimiento de actualización de localización cada vez que cambian de celda ($[LU_{\max}, PA_{\min}]$) y cuando las estaciones móviles nunca inician un procedimiento de actualización de localización ($[LU_{\min}, PA_{\max}]$). De acuerdo con este indicador, se dice que el frente de Pareto A es mejor que el frente de Pareto B si se cumple que $I_H(A) > I_H(B)$. Para los problemas de optimización abordados en esta Tesis Doctoral este indicador puede ser formulado mediante la Ecuación (4.5). En la literatura es común mostrar este indicador en porcentaje respecto al área total acotada por los puntos de referencia.

$$I_H(A) = \left\{ \bigcup_i (LU_{\max} - z_1^i) \cdot (PA_{\max} - z_2^i) \mid \mathbf{x}^i \in A \right\}. \quad (4.5)$$

4.5.2 Cobertura de conjunto

La cobertura de conjunto ($SC(A, B)$) es un indicador de calidad binario que calcula la proporción de soluciones del frente de Pareto B que son débilmente dominadas por las soluciones del frente de Pareto A . Para un problema de optimización multiobjetivo con dos funciones objetivo a minimizar, se dice que la solución \mathbf{x}^j es débilmente dominada por la solución \mathbf{x}^i (representado como $\mathbf{x}^i \preceq \mathbf{x}^j$) si y sólo si se cumple que $\forall p \in [1, 2], z_p^i \leq z_p^j$ [90]. La cobertura de conjunto puede ser matemáticamente representada mediante la Ecuación (4.6), donde $|\cdot|$ representa la cardinalidad de un conjunto. Este indicador de calidad establece que el conjunto de soluciones A es mejor que el conjunto B si se cumple que $SC(A, B) > SC(B, A)$.

$$SC(A, B) = \frac{|\{\mathbf{b} \in B; \exists \mathbf{a} \in A : \mathbf{a} \preceq \mathbf{b}\}|}{|B|}. \quad (4.6)$$

4.5.3 Indicador ϵ

El indicador ϵ ($I_\epsilon(A, B)$) es una métrica de calidad que evalúa la mínima distancia que el frente de Pareto B debe ser trasladado en el espacio objetivo (Z) para ser débilmente dominado por el frente de Pareto A [97]. Este indicador puede ser formalmente representado mediante la siguiente ecuación:

$$I_\epsilon(A, B) = \min \{ \epsilon \in \mathfrak{R} \mid \forall \mathbf{b} \in B \exists \mathbf{a} \in A : \mathbf{a} \preceq_\epsilon \mathbf{b} \}, \quad (4.7)$$

donde, por definición, se dice que una solución \mathbf{x}^j es epsilon-dominada por otra solución \mathbf{x}^i (representado como $\mathbf{x}^i \preceq_\epsilon \mathbf{x}^j$) cuando $\forall p \in [1, 2], z_p^i \leq \epsilon \cdot z_p^j$. De acuerdo con este indicador, se dice que el frente de Pareto A es mejor que el frente de Pareto B si se cumple que $I_\epsilon(A, B) < I_\epsilon(B, A)$.

4.6 Algoritmos propuestos

En esta Tesis Doctoral se han adaptado tres metaheurísticas para resolver dos problemas de optimización que han sido clasificados en la literatura como problemas de optimización combinatoria NP-completos: el problema de planificación de áreas de registro [14] y el problema de planificación de celdas de reporte [15]. Las metaheurísticas elegidas son: NSGAI (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II, véase la Sección 4.6.1), SPEA2 (Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2, véase la Sección 4.6.2) y una versión multiobjetivo del algoritmo ABC (Artificial Bee Colony, véase la Sección 4.6.3). De acuerdo a las definiciones anteriores (véase la Sección 4.3.2.1), estos tres algoritmos son metaheurísticas basadas en procesos naturales, con memoria, estocásticas, basadas en población e iterativas. Se ha propuesto el uso de estas metaheurísticas porque han sido aplicadas recientemente a una amplia variedad de problemas de optimización, obteniéndose resultados satisfactorios. Además, NSGAI y SPEA2 podrían considerarse como estándares de facto en el campo de la optimización evolutiva multiobjetivo [98].

4.6.1 Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II

El algoritmo NSGAI (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II) es una técnica de optimización evolutiva basada en población en la que se utilizan los operadores evolutivos de los sistemas biológicos (i.e. cruce o recombinación de padres, mutación y selección

4. OPTIMIZACIÓN MULTI OBJETIVO

Algoritmo 1: Pseudocódigo de NSGAI

```
1  % Inicializar la primera población parental
2  Ind ← Inicializacion ( Npop );
3  % Evaluar la población parental
4  Ind ← EvaluarFuncionesObjetivo ( Ind );
5  Ind ← EvaluarFuncionFitness ( Ind );
6  % Bucle principal
7  while condición de parada ≠ TRUE do
8      % Operación de cruce
9      Off ← Cruce ( Ind, PC );
10     % Operación de mutación
11     Off ← Mutacion( Off, PM );
12     % Evaluar la descendencia
13     Off ← EvaluarFuncionesObjetivo( Off );
14     % Evaluar todos los individuos
15     [Ind, Off] ← EvaluarFuncionFitness ( Ind, Off );
16     % Seleccionar los mejores individuos
17     Ind ← SeleccionNatural ( Ind, Off );
18 end
```

natural) con el fin de mejorar progresivamente un conjunto de soluciones. Desde su presentación en [99], NSGAI se ha convertido en una de las metaheurísticas multiobjetivo más populares en la literatura, llegándose a considerar como la técnica de optimización multiobjetivo basada en dominancia más importante [100]. De hecho, la mayoría de los algoritmos evolutivos multiobjetivo comparten más o menos el mismo esquema de optimización que NSGAI [98]. Es por eso que NSGAI podría ser considerado como un estándar de facto en el campo de la optimización evolutiva multiobjetivo, motivo por el cual ha sido aplicado a numerosos problemas de optimización. Por ejemplo, esta metaheurística ha sido aplicada recientemente a problemas de optimización encontrados en sistemas de energía [101], gestión de recursos naturales [102], magnetismo [103], ingeniería biomédica [104], informática [105], agrupación de datos [106] y telecomunicaciones [107–109].

El pseudocódigo de NSGAI se muestra en el Algoritmo 1, donde Ind y Off representan las poblaciones de padres e hijos respectivamente, ambas de N_{pop} individuos. P_C es la probabilidad de cruce y P_M es la probabilidad de mutación. Tal y como se puede observar en este pseudocódigo, el primer paso en NSGAI consiste en inicializar y evaluar la primera población de N_{pop} padres. El proceso de inicialización se explica en la Sección 4.6.1.1. Tras

la inicialización de la población, comienza un método en el que se aplican iterativamente los operadores evolutivos para mejorar ese conjunto de soluciones. En primer lugar, se aplica la operación de cruce con probabilidad P_C para generar una nueva población de N_{pop} hijos. Este operador evolutivo se explica con detalle en la Sección 4.6.1.2. Una vez obtenida la población de descendientes, se aplica la operación de mutación con probabilidad P_M (ver Sección 4.6.1.3). Y por último, se utiliza la selección natural con el fin de seleccionar a los mejores individuos como la población de padres de la siguiente generación. Para ello es necesario obtener previamente el valor de la función de fitness para todos los individuos, tanto de la población parental como de la población de descendientes. El algoritmo NSGAIII dispone de su propia función de fitness [99], la cual consta de dos procedimientos principales. En el primero de ellos se ordenan las soluciones en frentes utilizando el concepto de dominancia (véase la Ecuación (4.2)). Este procedimiento es conocido en la literatura como ranking. Una vez ordenadas las soluciones en frentes, se calcula la distancia de crowding para discriminar entre soluciones de un mismo frente, prefiriendo aquellas que estén en zonas del frente con menor densidad de soluciones (i.e. con mayor distancia de crowding). De acuerdo a esta función de fitness, las mejores soluciones serán aquellas que se encuentran en el frente no dominado y que poseen la mayor distancia de crowding. Obsérvese que de esta manera se busca cumplir con una de las premisas básicas que debe tener cualquier algoritmo de optimización multiobjetivo: fomentar el proceso de mejora continua cubriendo la mayor cantidad posible del espacio objetivo (puesto que se da prioridad a las soluciones del frente no dominado que presentan la mayor distancia de crowding). Un ejemplo gráfico de esta función de fitness se muestra en la Fig. 4.5, donde la distancia de crowding para el vector objetivo \mathbf{z}^i se define como la longitud media de los lados del cuadrilátero mostrado en esta figura. Este método iterativo es realizado hasta que se cumple la condición de parada. En esta Tesis Doctoral, al igual que en otros trabajos del estado del arte [28–35, 41, 42], se utiliza el número de generaciones (N_g) como condición de parada.

4.6.1.1 Inicialización de la población

El procedimiento de inicialización de la población se utiliza para generar la primera población de padres. En esta Tesis Doctoral se ha definido un procedimiento de inicialización específico para cada problema de optimización:

4. OPTIMIZACIÓN MULTIOBJETIVO

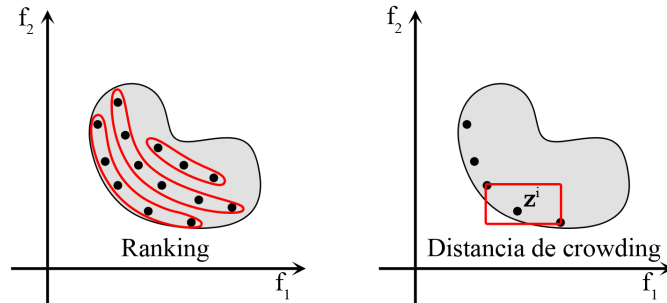


Figura 4.5: Función de fitness de NSGAI: Ranking y distancia de crowding.

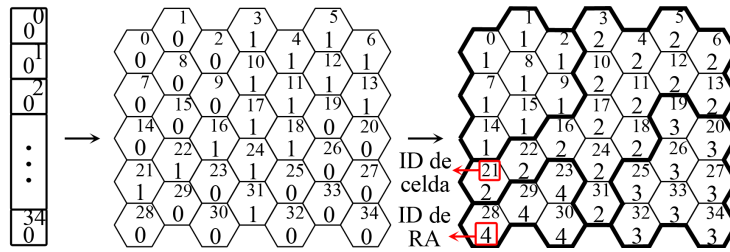


Figura 4.6: Inicialización de la población para RAPP.

- **Inicialización de la población en el Problema de Planificación de Áreas de Registro (RAPP).** Cada individuo está representado con un vector en el que se almacena el área de registro asociada con cada celda de red. Con el fin de obtener la primera población de padres, cada individuo (i.e. cada vector) se rellena con un patrón aleatorio de ceros y unos siguiendo una función de distribución de probabilidad uniforme. Posteriormente, la configuración de áreas de registro resultante es obtenida mediante la agrupación de símbolos idénticos en conjuntos contiguos. Un ejemplo de este procedimiento se presenta en la Fig. 4.6.
- **Inicialización de la población en el Problema de Planificación de Celdas de Reporte (RCPP).** Al igual que en el procedimiento de inicialización de la población visto anteriormente, en el problema RCPP cada individuo está representado por un vector. Sin embargo, en este caso cada elemento del vector almacena el estado de la celda de red correspondiente, i.e se almacena un 1 si la celda de red es una celda de reporte (RC) o un 0 en caso contrario (nRC). La Fig. 4.7 muestra un ejemplo gráfi-

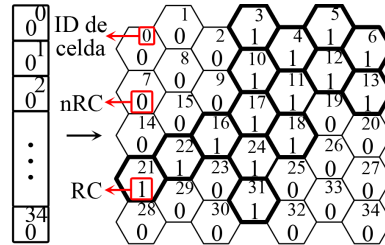


Figura 4.7: Inicialización de la población para RCPP.

co. En este procedimiento de inicialización, la asignación de ceros y unos se realiza utilizando una función de distribución de probabilidad uniforme.

4.6.1.2 Operación de cruce

El cruce o recombinación de padres es una operación que se realiza con probabilidad P_C para generar una nueva población de N_{pop} hijos. En esta operación el primer paso consiste en seleccionar aleatoriamente cuatro individuos de la población parental agrupados en parejas. Posteriormente el mejor individuo de cada pareja se selecciona como uno de los dos padres sobre los que realizar el cruce. Este método de selección es conocido en la literatura como torneo binario. Una vez seleccionados los padres, cada uno se trocea y se mezcla con los trozos del otro padre para formar dos nuevos individuos (i.e. dos hijos). Por último, sólo el mejor de los dos nuevos individuos es almacenado en la población de descendientes (llamada Off en el Algoritmo 1). En los algoritmos propuestos en esta Tesis Doctoral se ha elegido un número máximo de puntos de cruce igual a 4. Además, las posiciones de los puntos de cruce son seleccionadas aleatoriamente. Un ejemplo de la operación de cruce se puede ver en la Fig. 4.8.

4.6.1.3 Operación de mutación

La operación de mutación se utiliza con probabilidad P_M para cambiar el valor de uno o más genes de cada descendiente o hijo. En esta Tesis Doctoral se han utilizado operaciones de mutación específicas para cada problema.

- **Operaciones de mutación en el Problema de Planificación de Áreas de Registro (RAPP).** Para tratar el problema de planificación de áreas de registro se han definido

4. OPTIMIZACIÓN MULTI OBJETIVO

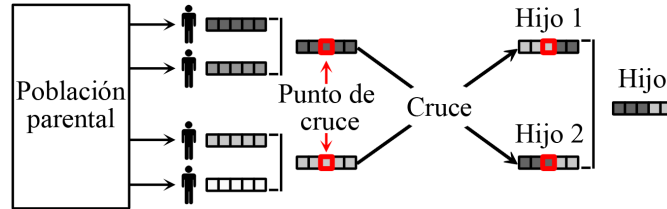


Figura 4.8: Operación de cruce.

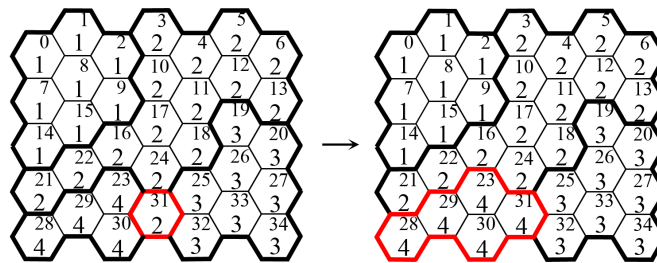


Figura 4.9: Mutación a nivel de celdas en el RAPP.

dos operaciones de mutación. La primera de ellas es una mutación a nivel de celdas en la que una celda frontera seleccionada al azar pasa a formar parte de su área de registro vecina de menor tamaño (en términos del número de celdas). La Fig. 4.9 muestra un ejemplo de esta operación de mutación. La segunda es una operación de mutación a nivel de áreas de registro en la que el área de registro de menor tamaño se fusiona con su área de registro vecina con menor número de celdas (véase la Fig. 4.10).

- **Operaciones de mutación en el Problema de Planificación de Celdas de Reporte (RCPP).** Para el problema de planificación de celdas de reporte también se han definido dos operaciones de mutación. En la primera de ellas se intercambian los valores de dos celdas vecinas que pertenezcan a diferentes estados (i.e. celda de reporte (RC) y celda de no reporte (nRC)). Un ejemplo de esta operación de mutación se muestra en la Fig. 4.11. Por el otro lado, la segunda operación de mutación consiste en cambiar el estado de una celda por el estado de una de sus celdas vecinas que pertenezcan al otro estado (véase la Fig. 4.12).

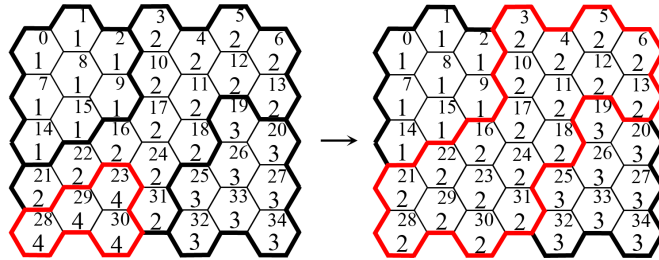


Figura 4.10: Mutación a nivel de áreas de registro en el RAPP.

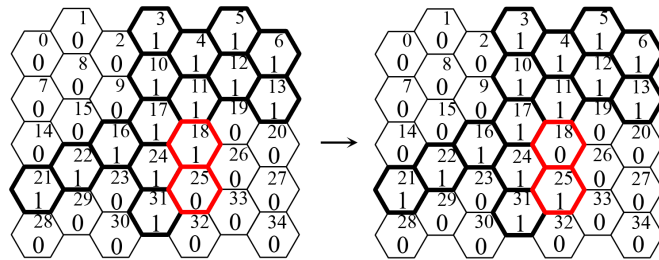


Figura 4.11: Mutación basada en intercambio en el RCPP.

4.6.1.4 Función de transformación para el Problema de Planificación de Áreas de Registro

Adicionalmente a las operaciones de cruce y mutación, se propone el uso de una función que fusione cada área de registro unicelular (i.e. aquella área de registro formada por una única celda de red) con su área de registro vecina de mayor tamaño. De esta forma, esta función transforma soluciones con alto coste de actualización de localización (LU en Ecuación (3.1)) en soluciones con alto coste de paginación (PA en Ecuación (3.2)). Por ejemplo, permite transformar la configuración en la que todas las áreas de registro son unicelulares (i.e. aquella configuración en la que las estaciones móviles inician un proceso de actualización de localización cada vez que cambian de celda) en la configuración en la que todas las celdas de red pertenecen al mismo área de registro (i.e. aquella configuración en la que las estaciones móviles nunca inician un procedimiento de actualización de localización). Obsérvese además que las operaciones de mutación definidas en la Sección 4.6.1.3 están orientadas a la búsqueda progresiva de soluciones con áreas de registro cada vez mayores. De esta forma, esta función junto con las operaciones de mutación ayudan al optimizador en la exploración de zonas del espacio objetivo con alto coste de paginación (i.e. en la

4. OPTIMIZACIÓN MULTI OBJETIVO

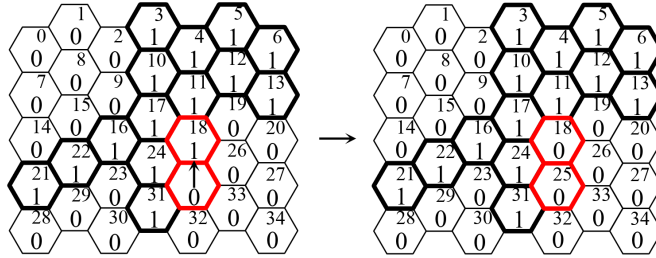


Figura 4.12: Mutación basada en reemplazo en el RCPP.

búsqueda de soluciones con pocas áreas de registro). Por su parte, la operación de cruce suele dar lugar a soluciones con muchas áreas de registro, i.e. soluciones con un alto coste de actualización de localización y, por ende, con un bajo coste de paginación. También es importante destacar que esta función de transformación sólo se aplica a la mitad de la población tras las operaciones de cruce y mutación con el fin de explorar simultáneamente zonas del espacio objetivo con alto coste de paginación y zonas con alto coste de actualización de localización.

4.6.2 Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2

El algoritmo SPEA2 (Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2) es la metaheurística propuesta por E. Zitzler et al. en [110]. Esta metaheurística es también muy popular en la literatura y ha sido aplicada recientemente a problemas de optimización multiobjetivo de muy diversa naturaleza. Por ejemplo, se ha utilizado para optimizar problemas encontrados en sistemas de procesamiento mineral [111, 112], entrenamiento de redes neuronales [113], técnicas de clasificación y aprendizaje máquina [114] y en sistemas de potencia [115]. Al igual que NSGAII, SPEA2 es un algoritmo evolutivo multiobjetivo basado en población en el que se utilizan iterativamente los operadores evolutivos de los sistemas biológicos (i.e. cruce o recombinación de padres, mutación y selección natural). La principal diferencia entre estos dos métodos de optimización reside en que SPEA2 utiliza un archivo de tamaño configurable en el que se almacenan las mejores soluciones encontradas y, además, presenta su propia función de fitness para realizar la selección natural. Esta función de fitness, tal y como se ve en la Ecuación (4.8), consta de dos términos principales. El primero de ellos se utiliza para estimar la densidad de soluciones entorno a la solución procesada \mathbf{z}^i . Este término se calcula a partir de la distancia euclidiana entre la solución procesada \mathbf{z}^i y su solu-

Algoritmo 2: Pseudocódigo de SPEA2

```

1  % Inicializar la primera población parental
2  Ind ← Inicializacion ( Npop );
3  % Evaluar la población parental
4  Ind ← EvaluarFuncionesObjetivo ( Ind );
5  % Crear el archivo
6  Arch ← CrearArchivoVacio ( Narch );
7  % Bucle principal
8  while condición de parada ≠ TRUE do
9      % Evaluar todos los individuos
10     [Ind, Arch] ← EvaluarFuncionFitness ( Ind, Arch );
11     % Copiar los mejores individuos en el archivo
12     Arch ← SeleccionNatural ( Ind, Arch );
13     % Operación de cruce
14     Ind ← Cruce ( Arch, PC );
15     % Operación de mutación
16     Ind ← Mutacion ( Ind, PM );
17     % Evaluar la descendencia
18     Ind ← EvaluarFuncionesObjetivo ( Ind );
19 end

```

ción k más cercana en el espacio objetivo (i.e. $d(\mathbf{z}^i, \mathbf{z}^k)$), donde $k = \sqrt{N_{\text{pop}} + N_{\text{arch}}}$ siendo N_{arch} el tamaño del archivo en términos del número de soluciones. El segundo término es conocido como raw fitness, donde $\mathbf{S}(\mathbf{z}^p)$ es la fuerza de la solución \mathbf{z}^p y se calcula como el número de soluciones dominadas por \mathbf{z}^p . Por el otro lado, P_t y P_t^{arch} hacen referencia respectivamente al conjunto de soluciones almacenadas en la población y en el archivo en el instante t . De esta forma, el raw fitness de una solución \mathbf{z}^i se calcula como la suma de las fuerzas de las soluciones que dominan a \mathbf{z}^i . Por tanto y según los autores de SPEA2, una solución \mathbf{z}^i se dice que es mejor que otra solución \mathbf{z}^j siempre que $\mathbf{f}_{\text{fitness}}^{\text{SPEA2}}(\mathbf{z}^i) < \mathbf{f}_{\text{fitness}}^{\text{SPEA2}}(\mathbf{z}^j)$.

$$\mathbf{f}_{\text{fitness}}^{\text{SPEA2}}(\mathbf{z}^i) = \frac{1}{2 + d(\mathbf{z}^i, \mathbf{z}^k)} + \sum_{p \in P_t + P_t^{\text{arch}}, \mathbf{z}^p \prec \mathbf{z}^i} \mathbf{S}(\mathbf{z}^p). \quad (4.8)$$

El pseudocódigo de SPEA2 se muestra en el Algoritmo 2, donde se puede observar que comparte prácticamente la misma metodología que NSGAI2 salvo por la inclusión de un archivo de tamaño N_{arch} y el uso de una función de fitness propia. El procedimiento de inicialización de la población y los operadores evolutivos utilizados en SPEA2 son los

4. OPTIMIZACIÓN MULTI OBJETIVO

mismos que los utilizados en NSGAI (véase la Sección 4.6.1.1 para la inicialización de la población, la Sección 4.6.1.2 para la operación de cruce, la Sección 4.6.1.3 para las operaciones de mutación y la Sección 4.6.1.4 para la función de transformación utilizada para tratar el RAPP). De esta forma, con el estudio de SPEA2 se analiza la bondad de dos funciones de fitness (la función definida en [99] para NSGAI y la definida en [110] para SPEA2) para tratar los problemas de optimización abordados en esta Tesis Doctoral.

4.6.3 Multiobjective Artificial Bee Colony

El algoritmo Artificial Bee Colony (ABC) es una metaheurística relativamente reciente que está basada en el comportamiento de búsqueda de alimento de las abejas melíferas. Esta técnica de optimización de inteligencia de enjambre fue propuesta por D. Karaboga y B. Basturk en [116] y desde entonces ha sido aplicada a numerosos campos de ingeniería. Por ejemplo, se ha utilizado en la optimización de problemas encontrados en sistemas electrónicos aeroespaciales [117], robótica [118], planificación de producción [119], sistemas de generación de energía fotovoltaica [120] y redes de sensores inalámbricos [121]. Al igual que NSGAI y SPEA2, ABC es una metaheurística basada en población. Sin embargo, en ABC la población se divide en tres sub-poblaciones, o lo que es lo mismo, la colonia artificial está compuesta por tres tipos de abejas especializadas: abejas empleadas (X^{EB}), abejas observadoras (X^{OB}), y abejas exploradoras (X^{SB}). Las abejas empleadas (X^{EB}) constituyen la primera mitad de la población (i.e. $N_{pop}/2$). Estas abejas buscan nuevas fuentes de alimento (una fuente de alimento no es más que una posible solución del problema a resolver) y explotan aquellas fuentes de alimento encontradas alrededor de la colmena artificial. Además, estas abejas comparten información sobre la calidad de las fuentes de alimento bajo explotación con las abejas observadoras. La segunda mitad de la población está formada por las abejas observadoras (X^{OB}). Estas abejas esperan en la colmena artificial el regreso de las abejas empleadas, concretamente en la llamada zona de baile de la colmena. En esta zona, las abejas empleadas comunican a las abejas observadoras cuál es la calidad y la localización de las fuentes de alimento bajo explotación. Tras esto, cada abeja observadora selecciona probabilísticamente una determinada fuente de alimento y se convierte en abeja empleada de dicha fuente de alimento. Cuando una fuente de alimento se agota, la abeja empleada que explotaba esa fuente de alimento se convierte en abeja exploradora (X^{SB}). Este tipo de abeja realiza búsquedas aleatorias alrededor de la colmena con el fin de encontrar nuevas fuentes de alimento desconocidas.

Es importante mencionar que el algoritmo propuesto por D. Karaboga y B. Basturk en [116] es un método de optimización diseñado para tratar problemas con una única función objetivo. Es por eso que en esta Tesis Doctoral se ha adaptado esta metaheurística para resolver problemas de optimización con dos objetivos contradictorios (tal y como los problemas de optimización abordados, véase la Sección 3.2.1 y la Sección 3.2.2). El primer paso para convertir un método de optimización de mono-objetivo a multiobjetivo consiste en incorporar una función de fitness que permita estimar la calidad de una solución en el contexto multiobjetivo (véase la Fig. 4.4). En esta Tesis Doctoral se propone utilizar la función de fitness de NSGAI (véase la Sección 4.6.1) ya que, tal y como se verá en el Capítulo 5 y en el Capítulo 6, es la función de fitness con la que se obtienen los mejores resultados. Adicionalmente a la incorporación de la función de fitness multiobjetivo, podría ser necesario modificar ciertas partes del optimizador con el fin de fomentar la búsqueda de un conjunto de soluciones no dominadas lo más amplio posible. En esta Tesis Doctoral se propone utilizar el concepto de dominancia como base para determinar cuándo una nueva solución debe reemplazar a la solución inicial y, además, se propone descomponer el espacio objetivo normalizado en sectores.

El pseudocódigo de nuestra versión multiobjetivo del algoritmo ABC (en lo siguiente MO-ABC) se muestra en el Algoritmo 3. Tal y como se puede ver en este pseudocódigo, el primer paso en MO-ABC consiste en inicializar y evaluar la primera población de abejas empleadas. Teniendo en cuenta que una abeja empleada explota una determinada fuente de alimento (o solución), es posible asociar una solución con una abeja y, por tanto, cada abeja de la población podrá representar una posible solución codificada del problema a tratar. El procedimiento de inicialización de las abejas empleadas es el mismo que el utilizado en NSGAI y SPEA2 (véase la Sección 4.6.1.1). Tras el procedimiento de inicialización se aplica un método iterativo que finaliza cuando se alcanza la condición de parada. Dado que MO-ABC carece de función de cruce, limitar la búsqueda de este optimizador en función del número de generaciones daría lugar a una comparativa injusta con respecto a NSGAI y SPEA2. Es por eso que en este optimizador se ha optado por utilizar el número de evaluaciones de las funciones objetivo como condición de parada. De esta forma, se asegura que los tres optimizadores multiobjetivo realizan aproximadamente el mismo número de evaluaciones de las funciones objetivo. El primer paso en este método iterativo es realizar una búsqueda local por abeja empleada con la finalidad de encontrar nuevas y mejores soluciones. En el caso de las abejas empleadas, una nueva solución (i.e. la solución proporcionada

4. OPTIMIZACIÓN MULTIOBJETIVO

Algoritmo 3: Pseudocódigo de MO-ABC

```
1  % Inicializar las abejas empleadas
2   $X^{EB} \leftarrow$  Inicializacion (  $N_{pop}/2$  );
3  % Evaluar las abejas empleadas
4   $X^{EB} \leftarrow$  EvaluarFuncionesObjetivo (  $X^{EB}$  );
5  % Bucle principal
6  while condición de parada  $\neq$  TRUE do
7      % Realizar búsquedas locales con las abejas empleadas
8       $X^{EB} \leftarrow$  BusquedaLocal (  $X^{EB}$  );
9      % Evaluar función de fitness de las abejas empleadas
10      $X^{EB} \leftarrow$  EvaluarFuncionFitness (  $X^{EB}$  );
11     % Realizar selección probabilística
12      $X^{OB} \leftarrow$  SeleccionProbabilistica (  $X^{EB}$  );
13     % Realizar búsquedas locales con las abejas observadoras
14      $X^{OB} \leftarrow$  BusquedaLocal (  $X^{OB}$  );
15     % Generar abejas exploradoras
16      $X^{SB} \leftarrow$  GenerarExploradoras (  $X^{EB}$ ,  $X^{OB}$  );
17     % Evaluar todos los individuos
18     [ $X^{EB}$ ,  $X^{OB}$ ,  $X^{SB}$ ]  $\leftarrow$  EvaluarFuncionFitness (  $X^{EB}$ ,  $X^{OB}$ ,  $X^{SB}$  );
19     % Seleccionar las mejores abejas
20      $X^{EB} \leftarrow$  SeleccionElitista (  $X^{EB}$ ,  $X^{OB}$ ,  $X^{SB}$  );
21 end
```

por la búsqueda local) reemplazará a la solución inicial siempre que la nueva solución domine a la solución inicial, i.e. cuando $\mathbf{x}^{newEB\ i} \prec \mathbf{x}^{EB\ i}$. En el caso de que esta condición no se cumpla, se deberá incrementar el contador asociado con esa abeja. De acuerdo al optimizador propuesto en [116], cada abeja debe tener asociado un contador para controlar cuándo una abeja se ha estancado en un óptimo local, situación que se produce cuando una solución no mejora tras un cierto número de búsquedas locales. En el método definido en [116] este parámetro es conocido como limit. A continuación se deberá evaluar la función de fitness para cada abeja empleada. Para ello, tal y como se comentó previamente, se utilizará la función de fitness de NSGAI. Posteriormente, se realiza la selección probabilística, donde cada abeja observadora selecciona la solución almacenada en una abeja empleada en función de su calidad en el contexto multiobjetivo (calculada a partir de la función de fitness). La selección probabilística de nuestro MO-ABC se define en la Sección 4.6.3.1. Es importante mencionar que cada abeja observadora hereda el contador de

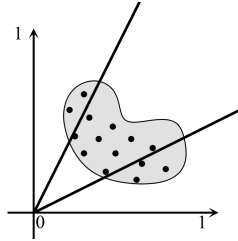


Figura 4.13: Sectorización del espacio objetivo normalizado.

la abeja empleada seleccionada. Tras la selección probabilística, cada abeja observadora se convierte en abeja empleada de la solución seleccionada y realiza una búsqueda local entorno a esa solución. En el caso de las abejas observadoras, la nueva solución reemplazará a la solución inicial siempre que la nueva solución pertenezca a un frente mejor o igual al de la solución inicial, i.e. cuando $(\mathbf{x}^{\text{newEB } i} \prec \mathbf{x}^{\text{EB } i}) \vee (\mathbf{x}^{\text{newEB } i} \not\prec \mathbf{x}^{\text{EB } i} \wedge \mathbf{x}^{\text{EB } i} \not\prec \mathbf{x}^{\text{newEB } i})$. De esta forma, con esta condición también permitimos la búsqueda de soluciones dentro de un mismo frente. Cuando el optimizador detecta que una abeja se ha estancado en un óptimo local, reemplaza esa abeja por una abeja exploradora. Esto se produce cuando el contador de esa abeja alcanza el valor de limit. Por tanto, el uso de abejas exploradoras es el método propuesto en [116] para evitar la estancación del optimizador en óptimos locales. El procedimiento de generación de abejas exploradoras se explica en la Sección 4.6.3.2. Por último, se seleccionan las mejores soluciones como las abejas empleadas de la siguiente generación, proceso conocido como selección elitista. Es importante mencionar que las búsquedas locales utilizadas en nuestro MO-ABC son iguales a los procedimientos de mutación definidos en NSGAI (véase la Sección 4.6.1.3).

4.6.3.1 Selección probabilística

Con el ánimo de obtener amplios conjuntos de soluciones no dominadas, se propone decomponer el espacio objetivo normalizado en tres sectores y realizar la selección probabilística por sector. El primer sector se corresponde con el área que se extiende entre el eje de abscisas y la recta $\bar{\mathbf{f}}_2 = \bar{\mathbf{f}}_1/2$. El segundo sector es el área que se extiende entre las rectas $\bar{\mathbf{f}}_2 = \bar{\mathbf{f}}_1/2$ y $\bar{\mathbf{f}}_2 = 2 \cdot \bar{\mathbf{f}}_1$. Por último, el tercer sector se corresponde con el área que se extiende entre la recta $\bar{\mathbf{f}}_2 = 2 \cdot \bar{\mathbf{f}}_1$ y el eje de ordenadas. La Fig. 4.13 muestra un ejemplo gráfico de esta sectorización. De esta forma se puede controlar que el número de solucio-

4. OPTIMIZACIÓN MULTI OBJETIVO

nes seleccionadas por sector sea igual al número de abejas empleadas por sector, lo cual resulta bastante útil en problemas donde la densidad de soluciones depende de la región del espacio objetivo que se esté analizando. Esto se produce por ejemplo en el problema de planificación de áreas de registro, donde la densidad de soluciones es menor en las zonas del espacio objetivo con mayor coste de paginación, i.e. el número de soluciones factibles es menor a medida que se aumenta el tamaño de las áreas de registro. En este tipo de casos, controlar el número de soluciones seleccionadas por sector resulta bastante útil para evitar que el optimizador centre su búsqueda en las zonas del espacio objetivo con mayor densidad de soluciones. Por el otro lado, la selección de una determinada abeja empleada (o solución) en un determinado sector se realiza probabilísticamente atendiendo a su calidad en el contexto multiobjetivo, donde la probabilidad de seleccionar una determinada abeja empleada $\mathbf{x}^{\text{EB } i}$ viene dada por la Ecuación (4.9). En esta ecuación S_s hace referencia al conjunto de abejas empleadas (soluciones) dentro del sector s .

$$P(\mathbf{x}^{\text{EB } i} \in S_s) = \frac{\mathbf{f}_{\text{fitness}}(\mathbf{x}^{\text{EB } i})}{\sum_{k \in S_s} \mathbf{f}_{\text{fitness}}(\mathbf{x}^{\text{EB } k})}. \quad (4.9)$$

4.6.3.2 Generación de abejas exploradoras

Las abejas exploradoras son el mecanismo utilizado en ABC para evitar el estancamiento del optimizador en óptimos locales. Para ello, cada abeja dispone de un contador que se incrementa cada vez que la solución obtenida tras un procedimiento de búsqueda local no sustituye a la solución inicial. Cuando este contador supera el valor máximo permitido (denominado limit en [116]), el optimizador asume que la abeja en cuestión se ha estancado en un óptimo local y la sustituye por una abeja exploradora. En nuestro MO-ABC se propone el siguiente método para generar una abeja exploradora. En primer lugar, se selecciona aleatoriamente uno de los tres sectores definidos en la Sección 4.6.3.1, donde la probabilidad de seleccionar un determinado sector viene dada por la Ecuación (4.10). En esta ecuación $|S_s|$ hace referencia al número de abejas que se encuentran en el sector s y N_{sec} al número de sectores.

$$P(S_s) = \frac{|S_s|^{-1}}{\sum_{i=1}^{N_{\text{sec}}} |S_i|^{-1}}, \quad (4.10)$$

Obsérvese que la probabilidad de seleccionar un sector es inversamente proporcional a su número cardinal, lo que permite redirigir la búsqueda del optimizador a las zonas del es-

pacio objetivo menos pobladas. Una vez seleccionado el sector, la nueva abeja exploradora $\mathbf{x}^{\text{SB } i}$ será la solución promedio de todas las soluciones de la población que se encuentran en ese sector, véase la Ecuación (4.11) donde N_{cell} es el número de celdas de red.

$$x_j^{\text{SB } i} = \frac{1}{|S_s|} \sum_{k \in S_s} x_j^k, \forall j \in [0, N_{\text{cell}} - 1]. \quad (4.11)$$

Resolución del Problema de Planificación de Áreas de Registro

5.1 Introducción

En este capítulo se analiza la viabilidad de las técnicas de optimización definidas en la Sección 4.6 para resolver el Problema de Planificación de Áreas de Registro, en adelante RAPP (véase la Sección 3.2.1). Para ello, se realizarán comparativas con varias de las técnicas de optimización propuestas en el estado de arte. Concretamente, se comparará con las técnicas presentadas en [28–35] debido a que, desde nuestro conocimiento, estos trabajos son los únicos que proporcionan las instancias utilizadas a la comunidad científica y tecnológica. Un aspecto muy importante a tener en cuenta es que en esta Tesis Doctoral se propone por primera vez el uso de técnicas de optimización multiobjetivo para resolver el RAPP. Por tanto y con el fin de poder comparar con los algoritmos de optimización de un único objetivo presentados en [28–35], se buscará en los conjuntos de soluciones no dominadas aquella solución que mejor optimiza la función objetivo usada en esos algoritmos. Esa función objetivo no es más que la suma ponderada de las funciones objetivo del RAPP. La combinación lineal de las funciones objetivo permite simplificar el problema de optimización pero tiene asociados varios inconvenientes. En primer lugar, se debe tener un conocimiento muy preciso del problema para configurar correctamente los coeficientes de ponderación. En segundo lugar, el valor adecuado de los coeficientes de ponderación podría ser diferente dependiendo del estado de la red de señalización, e.g. dependiendo de la movilidad de los abonados y de la carga de llamadas. Por último, todo algoritmo de

5. RESOLUCIÓN DEL PROBLEMA DE PLANIFICACIÓN DE ÁREAS DE REGISTRO

optimización de un único objetivo proporciona una única solución, aquella que mejor optimiza su función objetivo. Es por eso que las técnicas de optimización de un único objetivo requieren realizar una ejecución independiente del optimizador por cada combinación de los coeficientes de ponderación. Por el otro lado, con una aproximación multiobjetivo se evitan todos estos inconvenientes y al mismo tiempo se obtiene en una única ejecución del optimizador un conjunto de soluciones no dominadas entre las que el operador de red podría seleccionar aquella que mejor se ajuste a sus requerimientos.

Adicionalmente a la comparativa con otras técnicas de optimización propuestas en el estado del arte, se realizará una comparación multiobjetivo de las metaheurísticas presentadas en la Sección 4.6. Para ello, se utilizarán los indicadores de calidad definidos en la Sección 4.5. Es importante tener en cuenta que los algoritmos evolutivos son metaheurísticas estocásticas (véase la Sección 4.3.2.1), por lo que es necesario realizar un estudio estadístico con el fin de determinar si las diferencias entre los resultados obtenidos por cada algoritmo son estadísticamente significativas. La metodología experimental seguida en esta Tesis Doctoral se explica en la Sección 5.3. En esta comparativa se incluirán también un análisis de la convergencia de cada metaheurística multiobjetivo y un estudio de escalabilidad. Este último permitirá estimar la habilidad de estas metaheurísticas para tratar con redes de miles de celdas, como puede ser el caso de redes microcelulares urbanas.

Con el fin de estudiar un amplio espectro del problema se optimizarán varias redes de telefonía de diferente complejidad, las cuales están agrupadas en tres grupos. El primero de ellos está compuesto por las redes de test propuestas por J. Taheri y A. Y. Zomaya en [28–31]. En el segundo grupo se encuentra la red de telefonía desarrollada por la Universidad de Stanford [122]. Por último, el tercer grupo está formado por cuatro redes de telefonía desarrolladas en esta Tesis Doctoral con el fin de poder estudiar redes con características similares a las actuales redes de telefonía móvil pública terrestre. Todas las redes utilizadas en esta Tesis Doctoral se explican en detalle en la Sección 5.2.

Por otro lado, se realizará un análisis de la convexidad del problema abordado para estudiar la complejidad del mismo y, de esta forma, determinar si es realmente interesante el uso de metaheurísticas para resolver el RAPP. Además, se optimizará el RAPP utilizando el software IBM ILOG CPLEX [123]. Este estudio permitirá observar las ventajas de utilizar técnicas de optimización evolutiva frente a técnicas de optimización no evolutiva.

5.1.1 Organización del capítulo

Este capítulo se organiza de la siguiente manera. Las redes utilizadas se detallan en la Sección 5.2. La metodología experimental y las especificaciones software y hardware se explican en la Sección 5.3. La Sección 5.4 recoge el análisis de convexidad realizado para evaluar la complejidad del RAPP. La Sección 5.5 presenta la comparativa entre las metaheurísticas multiobjetivo propuestas en esta Tesis Doctoral. Las comparativas con las técnicas de optimización propuestas en el estado del arte se muestran en la Sección 5.6. En la Sección 5.7 se recoge el estudio comparativo entre las técnicas de optimización metaheurísticas y el software IBM ILOG CPLEX. La Sección 5.8 muestra los resultados del análisis de convergencia. Por último, el estudio de escalabilidad se presenta en la Sección 5.9.

5.2 Conjunto de instancias

En esta sección se describen las redes utilizadas en los experimentos de este capítulo. Tal y como se ha comentado previamente en la Sección 5.1, estas redes se pueden clasificar en tres grupos: las redes propuestas por J. Taheri y A. Y. Zomaya en [28–31] (véase la Sección 5.2.1), la red desarrollada por la Universidad de Stanford [122] (véase la Sección 5.2.2) y el conjunto de cuatro redes propuestas en esta Tesis Doctoral (véase la Sección 5.2.3). Es importante mencionar que todas estas instancias han sido desarrolladas con la intención de emular el comportamiento real de los abonados en una red de telefonía móvil pública terrestre.

5.2.1 Conjunto de redes móviles LAX

Éste es el conjunto de instancias desarrolladas por J. Taheri y A. Y. Zomaya en [28–31]. Se ha elegido trabajar con estas redes por dos motivos principales. El primer motivo es porque estas instancias están disponibles a la comunidad científica y tecnológica y han sido utilizadas en varios trabajos relacionados. Por tanto, permiten evaluar la calidad de las metaheurísticas utilizadas en esta Tesis Doctoral mediante comparación con otras técnicas de optimización propuestas en el estado del arte. El segundo motivo es porque, además, estas instancias han sido generadas teniendo en cuenta las directrices establecidas en [8], donde se propone un marco de simulación realista para redes celulares. No obstante, J. Taheri y A. Y. Zomaya propusieron un formato muy simplificado para representar el tráfico

5. RESOLUCIÓN DEL PROBLEMA DE PLANIFICACIÓN DE ÁREAS DE REGISTRO

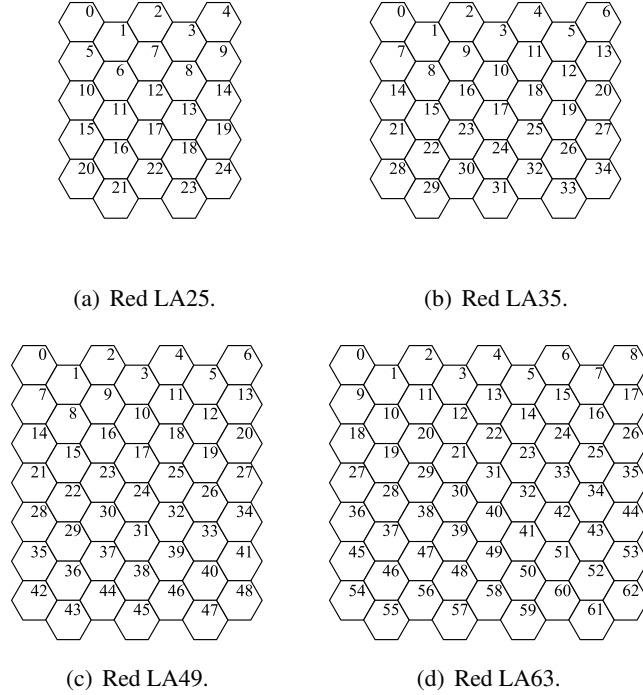


Figura 5.1: Conjunto de redes LAX.

de señalización asociado a la gestión de localización en una red de telefonía móvil pública terrestre. Este formato considera exclusivamente dos atributos por celda: el número de llamadas entrantes y el número de estaciones móviles que se mueven de una celda a otra. Por tanto, se utiliza una formulación simplificada del RAPP en la que sólo es posible estudiar la paginación simultánea:

$$f_1 = \min \left\{ LU = \sum_{i=1}^{N_{\text{cell}}} \sum_{j=1}^{N_{\text{cell}}} \alpha_{i,j} \cdot N_{i,j} \right\}, \quad (5.1)$$

$$f_2 = \min \left\{ PA = \sum_{i=1}^{N_{\text{area}}} \sum_{j \in CA_i} NIC_j \cdot |CA_i| \right\}, \quad (5.2)$$

donde $N_{i,j}$ se corresponde con el número de estaciones móviles que se mueven desde la celda i a la celda j . $\alpha_{i,j}$ es una variable binaria que es igual a 1 sólo cuando la celda i y la celda j pertenecen a distintas áreas de registro. NIC_j es el número de llamadas entrantes en la celda j . CA_i es un vector que almacena las celdas que pertenecen al área de registro i y



Figura 5.2: Red BALI-2 (SUMATRA).

$|\cdot|$ representa el número cardinal de un conjunto. Por otro lado, estas redes presentan un número pequeño de celdas en comparación con las redes actuales de telefonía móvil pública terrestre. La nomenclatura para estas redes es LAx , donde x hace referencia al número de celdas de la red: 25 (LA25, véase la Fig. 5.1(a)), 35 (LA35, véase la Fig. 5.1(b)), 49 (LA49, véase la Fig. 5.1(c)) y 63 (LA63, véase la Fig. 5.1(d)) celdas.

5.2.2 Red móvil SUMATRA

Las trazas de actividad móvil de la Universidad de Stanford o SUMATRA (Stanford University Mobile Activity TRAcés) son un conjunto de trazas que han sido contrastadas y validadas frente a datos medidos en una red real situada en la bahía de San Francisco (USA) [122]. De entre todas las trazas desarrolladas por la Universidad de Stanford, se ha optado por utilizar la denominada como BALI-2 puesto que proporciona información en tiempo real de una red de 90 celdas y 66.550 estaciones móviles durante 24 horas. Una representación gráfica de esta red se muestra en la Fig. 5.2, donde cada círculo representa una estación base. Concretamente, la red BALI-2 está compuesta por un total de 1.814.758 eventos con el formato mostrado en la Tabla 5.1. En esta tabla se puede observar que hay dos tipos de eventos: evento de llamada (C) y evento de movimiento (M). Para los eventos de llamada, celda origen es la celda en la que se encuentra la estación móvil llamante, celda destino es la celda en la que se encuentra la estación móvil llamada y tiempo es el instante de tiempo en el que se realiza la llamada. Para los eventos de movimiento, celda origen y celda destino son las celdas involucradas en el movimiento (estas celdas son celdas vecinas) y tiempo es el instante de tiempo en el que se produce el movimiento.

Con el estudio de esta red se podrá comparar con otras técnicas de optimización propuestas en la literatura [32, 33, 35] y, al mismo tiempo, analizar el comportamiento de las

5. RESOLUCIÓN DEL PROBLEMA DE PLANIFICACIÓN DE ÁREAS DE REGISTRO

Tabla 5.1: Formato de eventos en la red BALI-2.

Campo #1	Campo #2	Campo #3	Campo #4	Campo #5	Campo #6	Campo #7
C (llamada)	Nº llamante	Celda origen	Nº llamado	Celda destino	Tiempo	Duración
M (movimiento)	Nº de usuario	Celda origen	Celda destino	Tiempo		

metaheurísticas utilizadas en esta Tesis Doctoral en un entorno móvil realista. Sin embargo, las trazas SUMATRA fueron desarrolladas en el año 1.995 y, por tanto, presentan características distintas de los datos proporcionados en el informe de la asociación CTIA (Cellular Telephony and Internet Association) [124].

5.2.3 Conjunto de redes móviles de cuatro capitales mundiales

Tal y como se ha comentado en la Sección 5.2.1 y la Sección 5.2.2, tanto las redes propuestas en [28–31] como la red de SUMATRA presentan ciertas debilidades. Por un lado, la actividad móvil de la red de SUMATRA es distinta de los datos proporcionados en el informe de la asociación CTIA [124]. Esto es debido a que la red de SUMATRA se desarrolló en el año 1.995, una era en la que los sistemas de radiotelefonía móvil celular estaban en su infancia. De hecho, los primeros sistemas GSM vieron la luz en la década de 1.990. Por el otro lado, las redes de test propuestas en [28–31] presentan un reducido número de celdas organizadas de forma regular, lo cual está lejos de las topologías de las redes actuales, con cientos de celdas de coberturas heterogéneas.

Con el fin de estudiar escenarios realistas y actuales, se ha desarrollado un conjunto de cuatro trazas de actividad móvil tomando como base la topología celular de redes de telefonía móvil implantadas en cuatro ciudades capitales. Para ello se han seguido las directrices propuestas en [8] utilizando como red de transporte la topología celular de las redes estudiadas en [125], donde J. Cowling desarrolló una aplicación Symbian para registrar el paquete de identificación global de celda (véase la Sección 3.2.1) de cada celda visitada. De esta forma, se puede utilizar esa información para crear una matriz de vecindad a nivel de celda y obtener una abstracción en forma de grafo de la topología celular de cada red visitada. La abstracción en forma de grafo es una forma genérica de representar una red celular que permite estudiar cualquier red con el mismo algoritmo de optimización. La Fig. 5.3 muestra los grafos de las redes implantadas en París (Orange), Londres (Orange),

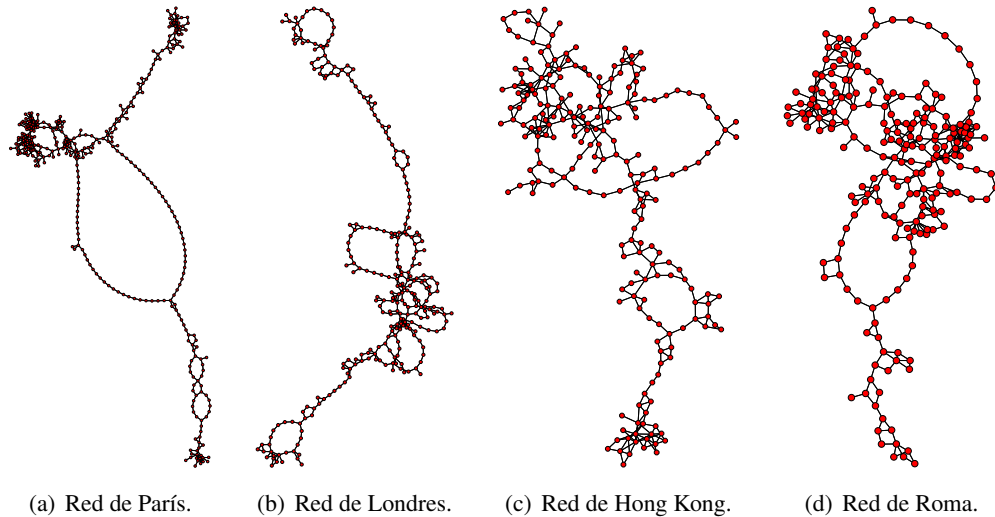
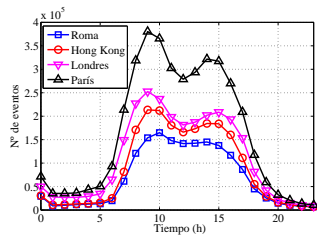


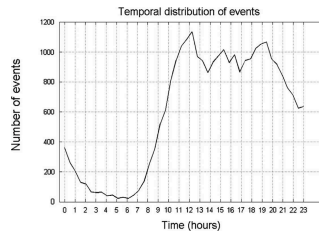
Figura 5.3: Abstracción en forma de grafo de cuatro redes reales.

Hong Kong (Orange) y Roma (Vodafone). Una vez obtenido el grafo de cada red, la traza de actividad móvil correspondiente se creó siguiendo las directrices propuestas en [8]. En ese trabajo se define un marco de simulación realista para modelar un mundo virtual de viajeros que mimetiza el movimiento de personas en una ciudad. En ese mundo virtual los abonados se mueven de acuerdo a su clasificación social y económica, e.g. empleados, estudiantes, pensionistas y amas de casa. Además, también se tiene en cuenta el hecho de que, durante el día, existen periodos de tiempo en los que suele haber predominio de ciertos movimientos, e.g. movimientos hacia el lugar de trabajo o hacia el hogar. Por el otro lado, el tráfico de llamadas es generado utilizando la distribución de Poisson (ampliamente utilizada en la literatura [18, 61, 77, 126]) y considerando diferentes intensidades de llamada dependiendo de la hora del día para tener en cuenta que la intensidad de llamadas durante el día es generalmente mayor que la intensidad de llamadas durante la noche. La configuración para el proceso de llamadas es: $\lambda_{\text{day}} = 0,5$ llamadas/hora, $\lambda_{\text{night}} = 0,3$ llamadas/hora. Para generar ese mundo virtual se ha utilizado el simulador de red desarrollado por J. Taheri y A. Y. Zomaya en [127], en el cual además se encuentran los optimizadores propuestos en [28–31]. Como resultado, se han obtenido cuatro trazas de actividad móvil cuya actividad se aproxima bastante bien a la actividad medida en redes reales [12, 13, 124]. Por ejemplo, en la Fig. 5.4 se muestra la actividad móvil de las trazas generadas y además se muestra la actividad móvil medida en dos redes reales: una red de Orange implantada en

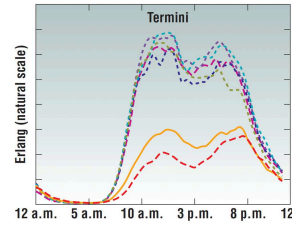
5. RESOLUCIÓN DEL PROBLEMA DE PLANIFICACIÓN DE ÁREAS DE REGISTRO



(a) Redes propuestas.



(b) Fig. 1 en [12].



(c) Fig. 3 en [13].

Figura 5.4: Actividad móvil por hora.

Tabla 5.2: Características de las trazas de actividad móvil.

	Roma	Hong Kong	Londres	París	BALI-2 [122]
#Eventos	1.633.987	2.085.196	2.630.207	3.891.090	66.550
#Celdas	218	220	276	345	90
#Usuarios	21.800	22.000	27.600	34.500	66.550
mov/día/usuario	77,29	101,28	106,08	124,70	3,67
llamadas/día/usuario	4,92	4,89	4,90	4,90	23,60
\bar{T}_{call} (min)	2,00	2,00	2,00	2,00	1,53

París [12] (véase la Fig. 5.4(b)) y una red de Telecom Italia en Roma [13] (véase la Fig. 5.4(c)). Tal y como se puede ver en esta figura, la actividad móvil de las trazas generadas se asemeja bastante en forma a la actividad móvil medida en redes reales. En esta figura se observa además que la actividad móvil en una red de telefonía móvil pública terrestre sigue una curva bimodal con tres periodos de tiempo claramente diferenciados. El primer periodo se corresponde con las horas nocturnas (12 a.m. - 7 a.m.), con muy poca actividad móvil. El segundo periodo comienza aproximadamente a las 7 a.m. con un incremento progresivo de la actividad móvil hasta alcanzar los valores máximos de actividad en el periodo de tiempo comprendido entre las 9 a.m. y las 7 p.m. aproximadamente. En este periodo destaca la existencia de una caída de la actividad móvil durante el almuerzo. Por último, en el tercer periodo, la actividad móvil decae progresivamente hasta alcanzar los valores de actividad nocturna.

En la Tabla 5.2 se muestran las principales características de las trazas generadas, así como las características de la red BALI-2 [122]. Esta tabla pone de manifiesto que, a diferencia de la red BALI-2, las trazas desarrolladas en esta Tesis Doctoral presentan características cercanas a los datos recogidos en el informe de la asociación CTIA [124].

5.3 Metodología experimental y especificaciones del hardware y software utilizado

Tabla 5.3: Formato de eventos de las trazas de actividad móvil desarrolladas.

Campo #1	Campo #2	Campo #3	Campo #4	Campo #5
1 (movimiento)	Nº de usuario	Celda	Tiempo	-
2 (llamada entrante)	Nº de usuario	Celda	Tiempo	Duración de llamada
3 (llamada saliente)	Nº de usuario	Celda	Tiempo	Duración de llamada

En ese informe se estima que, en promedio, un usuario de telefonía móvil realiza aproximadamente 2.86 llamadas al día, siendo cada llamada de aproximadamente 1,83 minutos. Por otro lado, cada uno de los eventos de estas trazas de actividad móvil sigue el formato mostrado en la Tabla 5.3, donde el campo 3 hace referencia a la celda en la que se encuentra el usuario cuyo número se especifica en el campo 2, y el campo 4 es el instante de tiempo en el que se produce el evento. Además y con el fin de aportar material de investigación nuevo a la comunidad científica y tecnológica, estas trazas están disponibles en el siguiente enlace gratuito <http://arco.unex.es/vicberpla/MAT.html>.

5.3 Metodología experimental y especificaciones del hardware y software utilizado

Debido a que las técnicas de optimización utilizadas en esta Tesis Doctoral son metaheurísticas estocásticas, es necesario realizar un estudio estadístico para verificar si las diferencias entre los diferentes algoritmos son estadísticamente significativas [128]. En la metodología estadística seguida en esta Tesis Doctoral, el primer paso consiste en aplicar el test de Kolmogorov-Smirnov para determinar si las muestras de los experimentos siguen una distribución normal. Posteriormente y siempre que el test de Kolmogorov-Smirnov sea positivo para todos los experimentos, se utiliza el test de Levene para verificar la homogeneidad de las varianzas. Por último, si el test de Levene es positivo, se aplica el test de ANOVA para determinar si la diferencia entre los valores medios es estadísticamente significativa. En el caso de que el test de Kolmogorov-Smirnov (o el test de Levene) resultase negativo, se utilizaría el test U de Mann-Whitney para verificar si existe diferencia estadísticamente significativa entre los valores medianos. En todos estos análisis se ha utilizado un nivel de confianza igual al 95 %, o equivalentemente, un nivel de significancia igual al 5 %. Esto quiere decir que se puede asegurar con un 95 % de confianza que la diferencia entre

5. RESOLUCIÓN DEL PROBLEMA DE PLANIFICACIÓN DE ÁREAS DE REGISTRO

Tabla 5.4: Configuración de los algoritmos evolutivos multiobjetivo para el RAPP.

		N_{pop}	N_g	P_C	P_M	N_{arch}	Limit
Redes LAx	NSGAI	250	5.000	0,90	0,20	-	-
	SPEA2	250	5.000	0,90	0,26	300	-
	MO-ABC	250	-	-	1,00	-	15
BALI-2	NSGAI	300	1.000	0,90	0,20	-	-
	SPEA2	300	1.000	0,90	0,26	300	-
	MO-ABC	300	-	-	1,00	-	15
Redes reales	NSGAI	300	3.000	0,90	0,25	-	-
	SPEA2	300	3.000	0,90	0,25	350	-
	MO-ABC	300	-	-	1,00	-	15

las medias o medianas es estadísticamente significativa. Por el otro lado, se realizarán 31 ejecuciones independientes por cada experimento.

En cuanto a la configuración de parámetros de los optimizadores definidos en la Sección 4.6, se utilizará el mismo tamaño de la población (N_{pop}) y el mismo número de generaciones (N_g) que en los trabajos relacionados [28–35]. De esta forma, se asegura una comparación justa con otras técnicas de optimización propuestas en el estado del arte. El resto de los parámetros de cada optimizador ha sido configurado por medio de un estudio paramétrico de 31 ejecuciones independientes por experimento donde el objetivo es buscar la configuración con la que se obtiene el máximo valor de hipervolumen ($I_H(A)$, indicador de calidad definido en la Sección 4.5.1). Las configuraciones de parámetros por cada algoritmo y para cada conjunto de instancias se muestran en la Tabla 5.4.

En este capítulo se realizan estudios comparativos a dos niveles. En el primer nivel se comparan las metaheurísticas multiobjetivo propuestas en esta Tesis Doctoral utilizando para ello los indicadores de calidad definidos en la Sección 4.5, y en el segundo nivel se muestran las comparativas con otras técnicas de optimización propuestas en el estado del arte. Dado que, desde nuestro conocimiento, no existe en la literatura ningún trabajo en el que se aborde el RAPP de forma multiobjetivo, se comparará con técnicas de optimización de un único objetivo [28–35]. Para poder realizar esta última comparación, será necesario buscar en los frentes de Pareto las soluciones no dominadas que mejor optimizan la función objetivo utilizada en [28–35].

En este capítulo todos los experimentos han sido ejecutados en un ordenador personal con las siguientes características: procesador Inter(R) Core(TM) i7-2600 @3.40GHz, 8GB

de memoria RAM y Windows 7 SP1 de 64 bits como sistema operativo. El código fuente ha sido programado en C y compilado con gcc 4.4.5.

5.4 Análisis de convexidad

Antes de abordar cualquier problema de optimización es necesario estudiar la naturaleza del mismo con el fin de elegir la técnica de optimización más adecuada. En esta sección se analiza si el RAPP es un problema de optimización convexo, ya que los problemas de optimización convexos pueden ser resueltos de forma eficiente para una gran cantidad de variables y restricciones con las técnicas de optimización utilizadas en programación lineal [129]. Tal y como se definió en la Sección 4.2, un problema de optimización puede ser clasificado como convexo cuando sus funciones objetivo y sus restricciones son convexas, lo que implica satisfacer la inecuación dada por la Ecuación (4.3) en el caso de funciones y variables continuas o la inecuación dada por la Ecuación (4.4) para el caso discreto. Con el objetivo de simplificar el análisis se hará uso de la propiedad aditiva de las funciones convexas, i.e. sean $f_1(\mathbf{x}^i)$ y $f_2(\mathbf{x}^i)$ dos funciones convexas, la suma de ambas funciones $g(\mathbf{x}^i) = f_1(\mathbf{x}^i) + f_2(\mathbf{x}^i)$ es también convexa. De esta forma, si se obtiene un par de soluciones $(\mathbf{x}^1, \mathbf{x}^2)$ para las que $g(\mathbf{x}^i)$ no sea convexa, se habrá demostrado que el RAPP es un problema de optimización no convexo y, por tanto, se justifica el uso de técnicas de optimización evolutiva. El análisis de convexidad del RAPP para las instancias definidas en la Sección 5.2 se muestra en la Tabla 5.5, donde $f_1(\mathbf{x}^i)$ y $f_2(\mathbf{x}^i)$ son las funciones objetivo utilizadas en [28–35], las cuales se muestran en la Ecuación (5.1) y Ecuación (5.2) respectivamente. Tal y como se puede observar en esta tabla, se ha encontrado en todas las instancias un par de soluciones para las que no se cumple la condición de convexidad y, por tanto, se puede decir que el RAPP pertenece al conjunto de problemas de optimización no convexas.

5.5 Comparativa entre metaheurísticas multiobjetivo

En esta sección se presenta un estudio comparativo de las metaheurísticas multiobjetivo desarrolladas en esta Tesis Doctoral (NSGAI, SPEA2 y MO-ABC, véase la Sección 4.6) utilizando para ello los indicadores de calidad definidos en la Sección 4.5: hipervolumen ($I_H(A)$), cobertura de conjunto ($SC(A, B)$) y el indicador ϵ ($I_\epsilon(A, B)$). Dado que estos métodos de optimización son metaheurísticas estocásticas, se realizará un estudio estadístico

5. RESOLUCIÓN DEL PROBLEMA DE PLANIFICACIÓN DE ÁREAS DE REGISTRO

Tabla 5.5: Análisis de convexidad del RAPP.

		$f_1(\mathbf{x}^i)$	$f_2(\mathbf{x}^i)$	$f_1(\mathbf{x}^i) + f_2(\mathbf{x}^i)$
LA25 ($\alpha = 0,4949$)	\mathbf{x}^1	1.268	14.686	15.954
	\mathbf{x}^2	1.325	14.286	15.611
	\mathbf{u}	1.316	16.119	17.435
LA35 ($\alpha = 0,6566$)	\mathbf{x}^1	53	67.897	67.950
	\mathbf{x}^2	4.828	34.271	39.099
	\mathbf{u}	0	71.015	71.015
LA49 ($\alpha = 0,5152$)	\mathbf{x}^1	53	131.225	131.278
	\mathbf{x}^2	6.297	59.251	65.548
	\mathbf{u}	570	116.230	116.800
LA63 ($\alpha = 0,5859$)	\mathbf{x}^1	207	219.881	220.088
	\mathbf{x}^2	8.801	89.076	97.877
	\mathbf{u}	897	205.365	206.262
BALI-2 ($\alpha = 0,5253$)	\mathbf{x}^1	186	139.800.591	139.800.777
	\mathbf{x}^2	6.254	113.125.665	113.131.919
	\mathbf{u}	4.133	127.200.323	127.204.456
Roma ($\alpha = 0,3131$)	\mathbf{x}^1	744	23.152.112	23.152.856
	\mathbf{x}^2	106.899	7.228.824	7.335.723
	\mathbf{u}	76.283	12.298.297	12.374.580
Hong Kong ($\alpha = 0,5253$)	\mathbf{x}^1	616	23.541.115	23.541.731
	\mathbf{x}^2	76.317	14.565.659	14.641.976
	\mathbf{u}	24.788	22.110.528	22.135.316
Londres ($\alpha = 0,5859$)	\mathbf{x}^1	644	37.048.638	37.049.282
	\mathbf{x}^2	112.401	16.514.186	16.626.587
	\mathbf{u}	72.755	29.364.365	29.437.120
París ($\alpha = 0,6465$)	\mathbf{x}^1	598	58.196.462	58.197.060
	\mathbf{x}^2	91.490	31.540.511	31.632.001
	\mathbf{u}	31.079	50.024.153	50.055.232

5.5 Comparativa entre metaheurísticas multiobjetivo

con el fin de determinar si las diferencias entre los resultados proporcionados por cada metaheurística son estadísticamente significativas con un cierto nivel de confianza. Además, es importante mencionar que en todos los experimentos se realizaron 31 ejecuciones independientes de cada optimizador. La metodología estadística seguida en esta Tesis Doctoral se definió previamente en la Sección 5.3. En las siguientes secciones se muestran las comparativas realizadas para cada una de las redes definidas en la Sección 5.2.

5.5.1 Conjunto de redes móviles LAx

Esta sección muestra el estudio comparativo de las metaheurísticas multiobjetivo sobre las redes de test propuestas por J. Taheri y A. Y. Zomaya en [28–31]. Al igual que en dichos artículos, se utilizará el esquema de paginación simultánea. Los resultados de este estudio comparativo se recogen en las tablas Tabla 5.6 - Tabla 5.9. En la Tabla 5.6 se muestran las estadísticas de hipervolumen (mediana y rango intercuartílico $\tilde{I}_H(A) \pm_{iqr}$) para cada optimizador multiobjetivo. En esta tabla se puede observar que los tres optimizadores multiobjetivo obtienen valores de hipervolumen muy similares. Sin embargo, es NSGAII el optimizador con el que se obtienen los mayores valores de este indicador. Por el otro lado, en la Tabla 5.7 se puede ver que las diferencias entre los valores de hipervolumen obtenidos por cada optimizador son estadísticamente significativas en todas las redes, con la excepción de SPEA2 y MO-ABC en la red LA49. En esta tabla ✓ indica que las diferencias entre las medianas de las muestras de los experimentos son estadísticamente significativas. En caso contrario se muestra el símbolo ✗ seguido del p-valor correspondiente. Por tanto, se puede concluir que, de acuerdo a este indicador, NSGAII es la metaheurística multiobjetivo con la que se han obtenido los frentes de Pareto de mayor calidad. En segundo lugar se encuentra SPEA2 y en tercer y último lugar MO-ABC.

En la Tabla 5.8 se muestra la comparación entre las metaheurísticas multiobjetivo utilizando el indicador $SC(A, B)$. En esta tabla se muestran los valores medianos y el rango intercuartílico con el mismo formato que en la Tabla 5.6: $\widetilde{SC}(A, B) \pm_{iqr}$. Por el otro lado, se indica con ✓ si la diferencia entre $\widetilde{SC}(A, B)$ y $\widetilde{SC}(B, A)$ es estadísticamente significativa con un nivel de confianza del 95 %. Esta tabla refleja que, de acuerdo al indicador de cobertura de conjunto, NSGAII es el optimizador que proporciona los mejores conjuntos de soluciones no dominadas, mientras que hay un empate entre SPEA2 y MO-ABC. Además, se aprecia que las diferencias son siempre estadísticamente significativas. Los resultados obtenidos con el indicador ϵ se recogen en la Tabla 5.9, donde se muestran los valores

5. RESOLUCIÓN DEL PROBLEMA DE PLANIFICACIÓN DE ÁREAS DE REGISTRO

Tabla 5.6: Redes LAX: Estadísticas de $I_H(A)$ por algoritmo multiobjetivo.

	LA25	LA35	LA49	LA63
LU_{\max}	5.682	8.671	13.189	19.865
LU_{\min}	0	0	0	0
PA_{\max}	37.100	71.015	135.926	225.225
PA_{\min}	1.484	2.029	2.774	3.575
NSGAI	$76,35 \pm 0,01$	$80,87 \pm 0,02$	$83,73 \pm 0,04$	$84,18 \pm 0,05$
SPEA2	$76,31 \pm 0,01$	$80,81 \pm 0,02$	$83,61 \pm 0,16$	$84,05 \pm 0,11$
MO-ABC	$76,09 \pm 0,14$	$80,84 \pm 0,04$	$83,54 \pm 0,04$	$84,09 \pm 0,08$

Tabla 5.7: Redes LAX: Estudio estadístico de $I_H(A)$ entre algoritmos multiobjetivo.

	LA25			LA35			LA49			LA63		
	NSGAI	SPEA2	MO-ABC	NSGAI	SPEA2	MO-ABC	NSGAI	SPEA2	MO-ABC	NSGAI	SPEA2	MO-ABC
NSGAI	-	✓	✓	-	✓	✓	-	✓	✓	-	✓	✓
SPEA2	✓	-	✓	✓	-	✓	✓	-	✗ (0,2488)	✓	-	✓

Tabla 5.8: Redes LAX: Estudio estadístico de $SC(A, B)$ entre algoritmos multiobjetivo.

		NSGAI (B)	SPEA2 (B)	MO-ABC (B)
LA25	NSGAI (A)	-	$94,09 \pm 4,15$ ✓	$87,54 \pm 5,86$ ✓
	SPEA2 (A)	$53,63 \pm 5,97$	-	$60,06 \pm 5,56$ ✓
	MO-ABC (A)	$53,39 \pm 7,54$	$66,21 \pm 8,25$	-
LA35	NSGAI (A)	-	$89,00 \pm 4,66$ ✓	$77,40 \pm 6,03$ ✓
	SPEA2 (A)	$41,08 \pm 6,75$	-	$59,11 \pm 5,84$ ✓
	MO-ABC (A)	$32,61 \pm 5,99$	$47,97 \pm 6,52$	-
LA49	NSGAI (A)	-	$87,04 \pm 10,96$ ✓	$48,30 \pm 11,69$ ✓
	SPEA2 (A)	$25,06 \pm 10,88$	-	$24,35 \pm 9,34$ ✓
	MO-ABC (A)	$45,87 \pm 11,96$	$67,56 \pm 9,98$	-
LA63	NSGAI (A)	-	$74,57 \pm 16,91$ ✓	$71,17 \pm 6,63$ ✓
	SPEA2 (A)	$26,46 \pm 13,66$	-	$56,40 \pm 11,71$ ✓
	MO-ABC (A)	$27,33 \pm 7,31$	$36,10 \pm 13,64$	-

medianos y el rango intercuartílico de cada experimento. Al igual que con los otros indicadores, se puede concluir que NSGAI es el mejor de los tres optimizadores. En segundo lugar se encuentra SPEA2 seguido en tercer lugar por MO-ABC. Un resumen de los resultados mostrados en estas tablas se presenta en la Tabla 5.10, donde se puede observar que las tres métricas de calidad indican que NSGAI es la metaheurística con la que se

5.5 Comparativa entre metaheurísticas multiobjetivo

Tabla 5.9: Redes LAX: Estudio estadístico de $I_\epsilon(A, B)$ entre algoritmos multiobjetivo.

		NSGAI (B)	SPEA2 (B)	MO-ABC (B)
LA25	NSGAI (A)	-	1,01±0,00 ✓	1,01±0,00 ✓
	SPEA2 (A)	1,02±0,00	-	1,02±0,01 ✓
	MO-ABC (A)	1,07±0,01	1,07±0,01	-
LA35	NSGAI (A)	-	1,02±0,02 ✓	1,02±0,02 ✓
	SPEA2 (A)	1,02±0,01	-	1,03±0,01 ✓
	MO-ABC (A)	1,06±0,00	1,06±0,00	-
LA49	NSGAI (A)	-	1,01±0,00 ✓	1,01±0,01 ✓
	SPEA2 (A)	1,03±0,01	-	1,03±0,01 ✓
	MO-ABC (A)	1,06±0,01	1,06±0,00	-
LA63	NSGAI (A)	-	1,03±0,02 ✓	1,03±0,01 ✓
	SPEA2 (A)	1,04±0,03	-	1,05±0,03 ✓
	MO-ABC (A)	1,04±0,03	1,03±0,03	-

Tabla 5.10: Redes LAX: Resumen de resultados.

	LA25	LA35	LA49	LA63	Ganador
$I_H(\text{NSGAI}) > I_H(\text{SPEA2})$	SI	SI	SI	SI	NSGAI
$I_H(\text{NSGAI}) > I_H(\text{MO-ABC})$	SI	SI	SI	SI	NSGAI
$I_H(\text{SPEA2}) > I_H(\text{MO-ABC})$	SI	NO	SI	NO	-
$SC(\text{NSGAI}, \text{SPEA2}) > SC(\text{SPEA2}, \text{NSGAI})$	SI	SI	SI	SI	NSGAI
$SC(\text{NSGAI}, \text{MO-ABC}) > SC(\text{MO-ABC}, \text{NSGAI})$	SI	SI	SI	SI	NSGAI
$SC(\text{SPEA2}, \text{MO-ABC}) > SC(\text{MO-ABC}, \text{SPEA2})$	NO	SI	NO	SI	-
$I_\epsilon(\text{NSGAI}, \text{SPEA2}) < I_\epsilon(\text{SPEA2}, \text{NSGAI})$	SI	NO	SI	SI	NSGAI
$I_\epsilon(\text{NSGAI}, \text{MO-ABC}) < I_\epsilon(\text{MO-ABC}, \text{NSGAI})$	SI	SI	SI	SI	NSGAI
$I_\epsilon(\text{SPEA2}, \text{MO-ABC}) < I_\epsilon(\text{MO-ABC}, \text{SPEA2})$	SI	SI	SI	NO	SPEA2

obtienen los mejores frentes de Pareto, seguido de SPEA2 y quedando MO-ABC en último lugar. Una representación gráfica de los frentes de Pareto obtenidos por cada metaheurística multiobjetivo ¹ puede verse en la Fig. 5.5. En esta figura se observa que las tres técnicas de optimización desarrolladas en esta Tesis Doctoral son capaces de obtener excelentes conjuntos de soluciones no dominadas, los cuales están formados por una amplia gama de soluciones que se extienden entre las dos configuraciones extremas de áreas de registro, i.e. cuando todas las celdas de red pertenecen al mismo área de registro $[\text{LU}_{\min}, \text{PA}_{\max}]$, y cuando cada celda de red pertenece a un área de registro unicelular $[\text{LU}_{\max}, \text{PA}_{\min}]$.

¹Frentes de Pareto asociados con la mediana de los valores de hipervolumen.

5. RESOLUCIÓN DEL PROBLEMA DE PLANIFICACIÓN DE ÁREAS DE REGISTRO

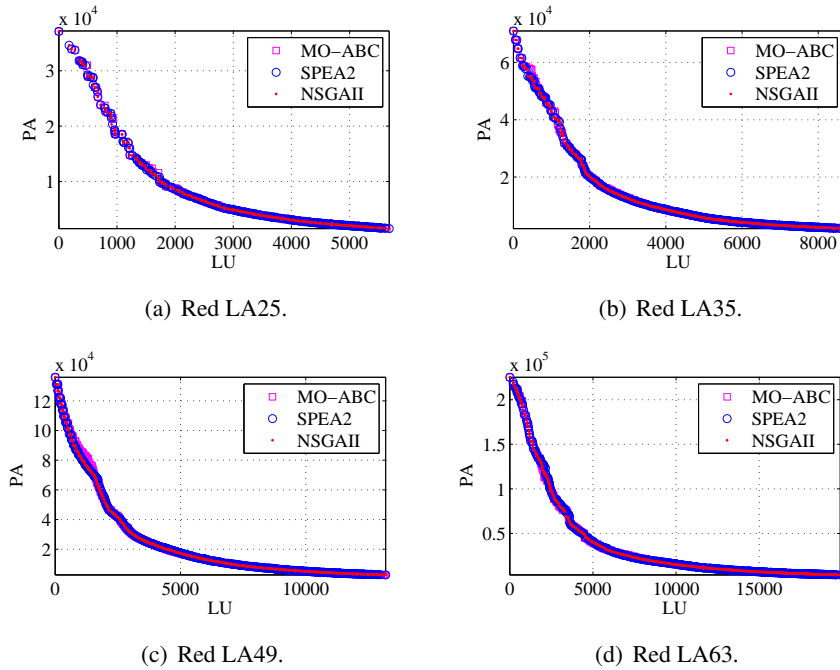


Figura 5.5: Redes LAx: Frentes de Pareto obtenidos por cada optimizador.

5.5.2 Red móvil SUMATRA

Esta sección presenta un estudio comparativo entre las distintas técnicas de optimización multiobjetivo propuestas en esta Tesis Doctoral utilizando como instancia la red BALI-2 desarrollada por la Universidad de Stanford, véase la Sección 5.2.2. En este estudio comparativo se utilizará el esquema de paginación geométrica de dos ciclos secuenciales en su versión inversa, i.e. la estación móvil destinataria de llamada es buscada en primer lugar en su última celda actualizada y, si no se encuentra en esa celda, se realizará la paginación en el resto de celdas del área de registro en cuestión. Se ha utilizado este esquema de paginación porque es el esquema utilizado en los trabajos previos [24, 32, 33, 35], trabajos con los que se comparará en la Sección 5.6.2. Los resultados de este estudio comparativo se recogen en las tablas Tabla 5.11 - Tabla 5.13. Los resultados obtenidos con el indicador de hipervolumen (mediana y rango intercuartílico $\tilde{I}_H(A) \pm_{iqr}$) se muestran en la Tabla 5.11, donde también se indica con \checkmark si las diferencias entre los valores de hipervolumen obtenidos por cada metaheurística multiobjetivo son estadísticamente significativas, o con \times si las diferencias no fuesen estadísticamente significativas con un nivel de confianza del 95 %. En este último caso se muestra además el p-valor correspondiente. Tal y como refleja esta

5.5 Comparativa entre metaheurísticas multiobjetivo

Tabla 5.11: Red BALI-2: Estadísticas de $I_H(A)$ por algoritmo multiobjetivo.

	NSGAII	SPEA2	MO-ABC
	93,75±0,08	92,96±0,36	93,20±0,39
NSGAII	-	✓	✓
SPEA2	✓	-	✗ (0,0830)

tabla, el optimizador con el que se obtienen los mejores valores de hipervolumen es NSGAII. Por el otro lado, no se puede establecer una diferencia estadísticamente significativa entre SPEA2 y MO-ABC. Los puntos de referencia utilizados en este cálculo son:

- $[LU_{\max}, PA_{\max}] = [243.951, 10.836.953]$.
- $[LU_{\min}, PA_{\min}] = [0, 1.570.807]$.

En la Tabla 5.12 se recogen los resultados obtenidos con el indicador de cobertura de conjunto ($SC(A, B)$), donde se ha utilizado el mismo formato que en la Tabla 5.8: $\widetilde{SC}(A, B) \pm_{iqr}$. Además se indica con ✓ si las diferencias entre $\widetilde{SC}(A, B)$ y $\widetilde{SC}(B, A)$ son estadísticamente significativas. De esta tabla se puede concluir que, de acuerdo al indicador $SC(A, B)$, el algoritmo que proporciona mejores frentes de Pareto es MO-ABC, seguido por NSGAII y quedando SPEA2 en último lugar. Por último, en la Tabla 5.13 se muestran los resultados obtenidos con el indicador ϵ . Esta última métrica de calidad multiobjetivo establece que NSGAII es el método con el que se obtienen los mejores conjuntos de soluciones no dominadas, seguido por MO-ABC y quedando SPEA2 en último lugar. Por tanto, y teniendo en cuenta los datos proporcionados por los tres indicadores de calidad, se podría concluir que NSGAII es el algoritmo con el que se obtienen los mejores frentes de Pareto, seguido por MO-ABC y quedando SPEA2 en tercer y último lugar. En la Fig. 5.6 se muestra una representación gráfica de los frentes de Pareto obtenidos con cada metaheurística multiobjetivo ¹. En esta figura se puede observar que los tres optimizadores son también capaces de encontrar amplios conjuntos de soluciones no dominadas en la red de BALI-2. No obstante, se aprecian ciertos huecos alrededor de las soluciones no dominadas que están asociadas con altos costes de paginación. Esto puede ser debido a que, para esta red, sea más difícil encontrar soluciones no dominadas con pocas áreas de registro.

¹Frentes de Pareto asociados con la mediana de los valores de hipervolumen.

5. RESOLUCIÓN DEL PROBLEMA DE PLANIFICACIÓN DE ÁREAS DE REGISTRO

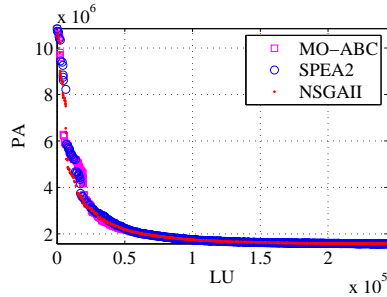


Figura 5.6: Red BALI-2: Frentes de Pareto obtenidos por cada optimizador.

Tabla 5.12: Red BALI-2: Estudio estadístico de $SC(A, B)$ entre algoritmos multiobjetivo.

	NSGAII (B)	SPEA2 (B)	MO-ABC (B)
NSGAII (A)	-	47,68 \pm 16,51 ✓	24,25 \pm 7,97 ✓
SPEA2 (A)	38,02 \pm 15,38	-	13,85 \pm 6,77 ✓
MO-ABC (A)	66,95 \pm 7,45	82,45 \pm 7,56	-

Tabla 5.13: Red BALI-2: Estudio estadístico de $I_{\epsilon}(A, B)$ entre algoritmos multiobjetivo.

	NSGAII (B)	SPEA2 (B)	MO-ABC (B)
NSGAII (A)	-	1,01 \pm 0,06 ✓	1,04 \pm 0,10 ✓
SPEA2 (A)	1,30 \pm 0,14	-	1,27 \pm 0,20 ✓
MO-ABC (A)	1,22 \pm 0,09	1,17 \pm 0,07	-

5.5.3 Conjunto de redes móviles de cuatro capitales mundiales

En esta sección se muestran las comparativas entre las metaheurísticas multiobjetivo utilizadas en esta Tesis Doctoral sobre las redes definidas en la Sección 5.2.3. Al igual que en las secciones anteriores, se hará uso de tres de los indicadores de calidad más populares en la literatura: hipervolumen (véase la Sección 4.5.1), cobertura de conjunto (véase la Sección 4.5.2) y el indicador ϵ (véase la Sección 4.5.3). El esquema de paginación utilizado es la paginación simultánea puesto que es la estrategia de paginación utilizada por los optimizadores propuestos en [28–31] y con los que se comparará posteriormente en la Sección 5.6.3. Los resultados de esta comparación se recogen en las tablas Tabla 5.14 - Tabla 5.18. En la Tabla 5.14 se muestran los resultados obtenidos con el indicador de hipervolumen ($\tilde{I}_H(A) \pm_{iqf}$), y en la Tabla 5.15 se detalla si las diferencias entre los valores de hipervo-

5.5 Comparativa entre metaheurísticas multiobjetivo

Tabla 5.14: Redes reales: Estadísticas de hipervolumen por algoritmo multiobjetivo.

	Roma	Hong Kong	Londres	París
LU_{\max}	1.397.813	1.847.928	2.332.248	3.518.099
LU_{\min}	0	0	0	0
PA_{\max}	23.341.696	23.728.980	37.283.184	58.455.765
PA_{\min}	107.072	107.859	135.084	169.437
NSGAI	$94,38 \pm_{0,11}$	$95,83 \pm_{0,06}$	$96,45 \pm_{0,03}$	$96,92 \pm_{0,02}$
SPEA2	$94,00 \pm_{0,32}$	$95,25 \pm_{0,18}$	$96,26 \pm_{0,12}$	$96,66 \pm_{0,11}$
MO-ABC	$94,58 \pm_{0,06}$	$95,95 \pm_{0,03}$	$96,47 \pm_{0,03}$	$96,96 \pm_{0,03}$

Tabla 5.15: Redes reales: Estudio estadístico de $I_H(A)$ entre algoritmos multiobjetivo.

	Roma			Hong Kong			Londres			París		
	NSGAI	SPEA2	MO-ABC	NSGAI	SPEA2	MO-ABC	NSGAI	SPEA2	MO-ABC	NSGAI	SPEA2	MO-ABC
NSGAI	-	✓	✓	-	✓	✓	-	✓	✓	-	✓	✓
SPEA2	✓	-	✓	✓	-	✓	✓	-	✓	✓	-	✓

lumen obtenidos por cada optimizador multiobjetivo son estadísticamente significativas. Se indica con ✓ si las diferencias son estadísticamente significativas, en caso contrario se utilizará el símbolo ✗ junto con el p-valor obtenido tras el estudio estadístico.

Tal y como se puede observar en estas dos tablas, el indicador de hipervolumen establece que MO-ABC es el optimizador multiobjetivo con el que se obtienen los mejores frentes de Pareto, seguido por NSGAI y quedando SPEA2 en tercer y último lugar. No obstante se aprecia que el valor de hipervolumen obtenido con cada metaheurística está muy próximo al máximo teórico (100 % del área del espacio objetivo acotada por los puntos de referencia), esto refleja la bondad de los optimizadores propuestos para optimizar el problema de planificación de áreas de registro incluso en redes de cientos de celdas. Por el otro lado, se observa un bajo valor en los rangos intercuartílicos, lo que indica que estos optimizadores son capaces de proporcionar resultados estables. Una representación gráfica de los frentes de Pareto obtenidos con cada optimizador multiobjetivo se muestra en la Fig. 5.7, donde se puede observar la calidad de los conjuntos de soluciones no dominadas, los cuales se extienden entre las dos configuraciones extremas de áreas de registro. Además, se puede ver que MO-ABC es capaz de explorar mejor la zona del espacio objetivo próxima al punto ideal o utopía (véase la Fig. 4.2) a costa de perder eficacia a la hora de explorar las zonas del

5. RESOLUCIÓN DEL PROBLEMA DE PLANIFICACIÓN DE ÁREAS DE REGISTRO

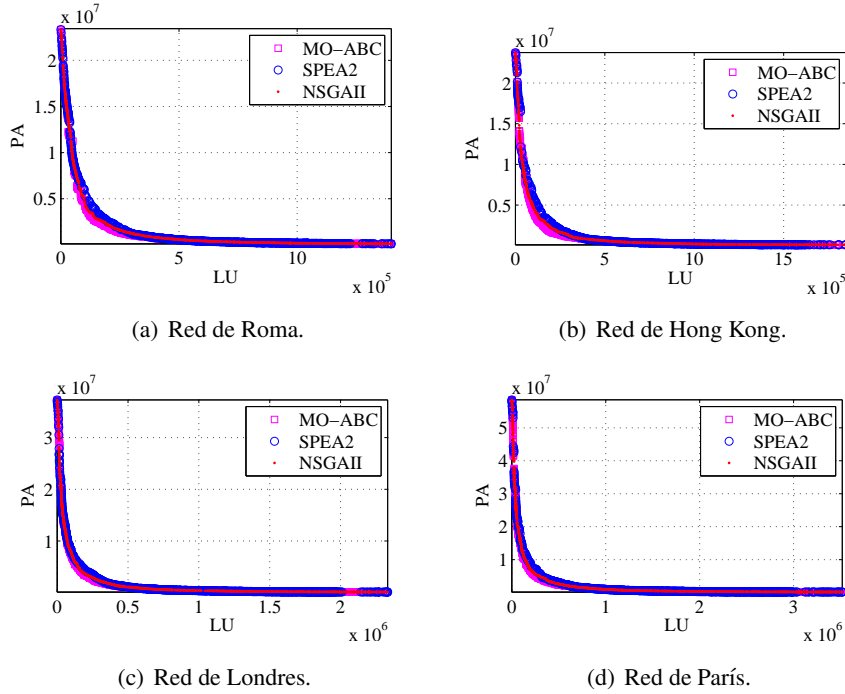


Figura 5.7: Redes reales: Frentes de Pareto obtenidos por cada optimizador.

espacio objetivo con altos costes de paginación. Por el otro lado, se observa que NSGAII es la metaheurística con la que se consigue explorar el espacio objetivo de una forma más uniforme. Los resultados tras aplicar el indicador de cobertura de conjunto ($\widetilde{SC}(A, B) \pm_{iqr}$) se muestran en la Tabla 5.16, donde se puede observar que, según este indicador, SPEA2 es el optimizador con el que se obtienen los mejores frentes de Pareto, seguido de NSGAII y quedando MO-ABC en último lugar. Además, se aprecia que las diferencias entre los valores obtenidos para cada comparación son estadísticamente significativas. Por último, la Tabla 5.17 recoge los resultados obtenidos con el indicador ϵ . Según este indicador, hay un empate entre NSGAII y MO-ABC, quedando SPEA2 en último lugar. Un resumen de este estudio comparativo se muestra en la Tabla 5.18. De esta última tabla se deduce que SPEA2 es el peor de las tres metaheurísticas multiobjetivo, existiendo un empate entre NSGAII y MO-ABC.

5.5 Comparativa entre metaheurísticas multiobjetivo

Tabla 5.16: Redes reales: Estudio estadístico de $SC(A, B)$ entre algoritmos multiobjetivo.

		NSGAI (B)	SPEA2 (B)	MO-ABC (B)
Roma	NSGAI (A)	-	38,75±20,88 ✓	46,87±5,80 ✓
	SPEA2 (A)	39,06±12,97	-	41,63±6,39 ✓
	MO-ABC (A)	48,14±7,54	41,00±10,08	-
Hong Kong	NSGAI (A)	-	38,92±8,72 ✓	53,41±6,00 ✓
	SPEA2 (A)	36,14±6,10	-	40,10±3,70 ✓
	MO-ABC (A)	38,75±6,26	34,03±4,70	-
Londres	NSGAI (A)	-	36,72±7,41 ✓	57,35±6,04 ✓
	SPEA2 (A)	37,26±7,38	-	45,49±5,43 ✓
	MO-ABC (A)	39,53±5,64	32,65±4,61	-
París	NSGAI (A)	-	30,86±5,55 ✓	62,05±5,73 ✓
	SPEA2 (A)	34,25±4,89	-	43,15±4,89 ✓
	MO-ABC (A)	26,67±3,96	36,10±13,64	-

Tabla 5.17: Redes reales: Estudio estadístico de $I_c(A, B)$ entre algoritmos multiobjetivo.

		NSGAI (B)	SPEA2 (B)	MO-ABC (B)
Roma	NSGAI (A)	-	1,04±0,02 ✓	1,11±0,03 ✓
	SPEA2 (A)	1,16±0,08	-	1,21±0,06 ✓
	MO-ABC (A)	1,09±0,08	1,07±0,06	-
Hong Kong	NSGAI (A)	-	1,03±0,01 ✓	1,13±0,02 ✓
	SPEA2 (A)	1,20±0,05	-	1,26±0,03 ✓
	MO-ABC (A)	1,09±0,04	1,07±0,01	-
Londres	NSGAI (A)	-	1,04±0,01 ✓	1,07±0,02 ✓
	SPEA2 (A)	1,11±0,05	-	1,14±0,04 ✓
	MO-ABC (A)	1,11±0,07	1,07±0,06	-
París	NSGAI (A)	-	1,04±0,01 ✓	1,03±0,01 ✓
	SPEA2 (A)	1,17±0,04	-	1,19±0,04 ✓
	MO-ABC (A)	1,04±0,03	1,07±0,07	-

5. RESOLUCIÓN DEL PROBLEMA DE PLANIFICACIÓN DE ÁREAS DE REGISTRO

Tabla 5.18: Redes reales: Resumen de resultados.

	Roma	Hong Kong	Londres	París	Ganador
$I_H(\text{NSGAI2}) > I_H(\text{SPEA2})$	SI	SI	SI	SI	NSGAI2
$I_H(\text{NSGAI2}) > I_H(\text{MO-ABC})$	NO	NO	NO	NO	MO-ABC
$I_H(\text{SPEA2}) > I_H(\text{MO-ABC})$	NO	NO	NO	NO	MO-ABC
$SC(\text{NSGAI2}, \text{SPEA2}) > SC(\text{SPEA2}, \text{NSGAI2})$	NO	SI	NO	NO	SPEA2
$SC(\text{NSGAI2}, \text{MO-ABC}) > SC(\text{MO-ABC}, \text{NSGAI2})$	NO	SI	SI	SI	NSGAI2
$SC(\text{SPEA2}, \text{MO-ABC}) > SC(\text{MO-ABC}, \text{SPEA2})$	SI	SI	SI	SI	SPEA2
$I_c(\text{NSGAI2}, \text{SPEA2}) < I_c(\text{SPEA2}, \text{NSGAI2})$	SI	SI	SI	SI	NSGAI2
$I_c(\text{NSGAI2}, \text{MO-ABC}) < I_c(\text{MO-ABC}, \text{NSGAI2})$	NO	NO	SI	SI	-
$I_c(\text{SPEA2}, \text{MO-ABC}) < I_c(\text{MO-ABC}, \text{SPEA2})$	NO	NO	NO	NO	MO-ABC

5.6 Comparativa con el estado del arte

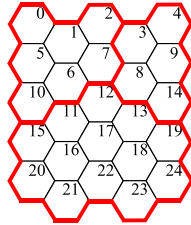
En esta sección se muestran las comparativas realizadas con varias técnicas de optimización propuestas en el estado del arte: red neuronal de Hopfield (HNN) [28], algoritmo de recocido simulado (SA) [29], algoritmo genético (GA) [30], combinaciones entre el algoritmo genético propuesto en [30] y la red neuronal de Hopfield publicada en [28] (GA-HNN) [31], evolución diferencial (DE) [32, 33] y búsqueda dispersa (SS) [34, 35].

Tal y como se comentó previamente, no se ha encontrado ningún trabajo en la literatura en el que se proponga utilizar técnicas de optimización multiobjetivo para resolver el RAPP. Es por eso que se compara con los algoritmos mono-objetivo propuestos por otros autores [28–35]. Para ello, se deberá buscar en los frentes de Pareto la solución no dominada que mejor optimice la función objetivo utilizada en esos optimizadores. En las siguientes secciones se muestran las comparativas para las redes definidas en la Sección 5.2.

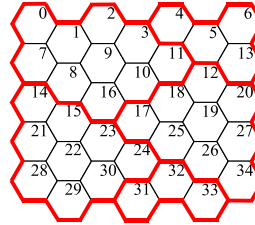
5.6.1 Conjunto de redes móviles LAx

En esta sección se muestran las comparativas con las técnicas de optimización propuestas en [28–35] sobre las instancias definidas en la Sección 5.2.1. Para ello, se deberá buscar en los frentes de Pareto obtenidos por cada optimizador multiobjetivo (véase la Fig. 5.5) la solución no dominada que mejor optimice la función objetivo utilizada en esos trabajos. Esa función objetivo no es más que la suma ponderada de las funciones definidas en la Ecuación (5.1) y en la Ecuación (5.2):

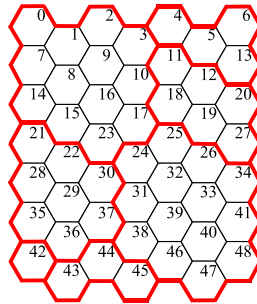
Figura 5.8: Redes LAX: Representación gráfica de las mejores soluciones encontradas.



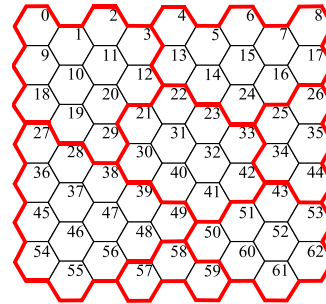
(a) Red LA25.



(b) Red LA35.



(c) Red LA49.



(d) Red LA63.

$$f_{\text{SOA}} = 10 \cdot f_1 + f_2. \quad (5.3)$$

En esta comparación se utilizará el esquema de paginación simultánea, al igual que en los trabajos con los que se va a comparar. Los resultados de este estudio comparativo se recogen en la Tabla 5.19. Lamentablemente en la literatura sólo se dispone de la mejor solución encontrada por cada método de optimización, por lo que no es posible realizar el estudio estadístico definido en la Sección 5.3. No obstante, esta tabla pone de manifiesto que los métodos de optimización multiobjetivo implementados son muy competitivos ya que son capaces no sólo de obtener amplios conjuntos de soluciones no dominadas, sino que además son capaces de obtener la mejor solución encontrada por las técnicas de optimización de un único objetivo propuestas por otros autores (con la excepción de MO-ABC para la red LA49). Esto último dista de ser trivial, puesto que se están comparando algoritmos especializados en la búsqueda de un conjunto amplio de soluciones no dominadas (NSGAI, SPEA2, MO-ABC) con algoritmos especializados en la búsqueda de una única

5. RESOLUCIÓN DEL PROBLEMA DE PLANIFICACIÓN DE ÁREAS DE REGISTRO

Tabla 5.19: Redes LAX: Comparación con algoritmos de otros autores.

	LA25	LA35	LA49	LA63
NSGAI	26.990	39.832	60.685	89.085
SPEA2	26.990	39.832	60.685	89.085
MO-ABC	26.990	39.832	60.849	89.085
HNN [28]	27.249	39.832	63.516	92.493
SA [29]	26.990	42.750	60.694	90.506
GA [30]	28.299	40.085	61.938	90.318
GA-HNN1 [31]	26.990	40.117	62.916	92.659
GA-HNN2 [31]	26.990	39.832	62.253	91.916
GA-HNN3 [31]	26.990	39.832	60.696	91.819
DE [33]	26.990	39.859	61.037	89.973
SS [34]	26.990	39.832	60.685	89.085

solución. Una representación gráfica de las mejores soluciones encontradas se muestra en la Fig. 5.8. En esta figura se observa que las áreas de registro pueden tener distintas formas y tamaños para adecuarse mejor a la actividad de los usuarios.

5.6.2 Red móvil SUMATRA

En esta sección se presenta un estudio comparativo con los métodos propuestos en [24, 32, 33, 35] sobre la red móvil BALI-2. En esos trabajos el esquema de paginación utilizado fue la paginación geométrica de dos pasos secuenciales en su versión inversa, i.e. la paginación es realizada en primer lugar en la última celda actualizada y, en caso de que la estación móvil destinataria de llamada no se encuentre en esa celda, se manda un mensaje de paginación en el resto de celdas que pertenezcan al área de registro en cuestión. Debe tenerse en cuenta que los métodos propuestos en estos trabajos relacionados sólo consideran la suma ponderada de las funciones objetivo definidas en las ecuaciones Ecuación (3.1) y Ecuación (3.2). Concretamente, la función objetivo utilizada en esos métodos es la Ecuación (5.4).

$$f_{\text{SOA}} = 10 \cdot f_1 + f_2. \quad (5.4)$$

Por lo tanto y para poder comparar con esos métodos se seguirá el mismo procedimiento que en la Sección 5.6.1, i.e. se buscarán en los frentes de Pareto las soluciones no dominadas que minimizan la Ecuación (5.4). Lamentablemente, al igual que en la Sección 5.6.1, en esos trabajos previos [24, 32, 33, 35] sólo se especifica el resultado de la mejor

5.6 Comparativa con el estado del arte

Tabla 5.20: Red BALI-2: Comparación con algoritmos de otros autores.

NSGAI	SPEA2	MO-ABC	DE [32]	SS [35]	DBLA [24]
2.619.519	2.619.560	2.616.293	2.799.289	2.756.836	2.695.282

solución encontrada y, por lo tanto, no es posible realizar el estudio estadístico definido previamente en la Sección 5.3. Los resultados de este estudio comparativo se muestran en la Tabla 5.20, donde se puede observar que entre las soluciones no dominadas encontradas por cada método de optimización multiobjetivo existe al menos una solución no dominada que supera a la mejor solución encontrada por los métodos de optimización de un único objetivo propuestos en [32, 35]. Además, también se ha conseguido superar al método propuesto por R. Subrata y A. Y. Zomaya en [24], donde se presenta una estrategia de gestión de localización dinámica en la que se asignan áreas de registro particularizadas por usuario. Es decir, se han obtenido configuraciones de red estáticas que son capaces de superar a la estrategia de gestión de localización dinámica propuesta en [24]. Esto último indica la potencia de las técnicas de optimización multiobjetivo desarrolladas en esta Tesis Doctoral ya que, en teoría, las estrategias de gestión de localización dinámicas son más eficaces que las estrategias estáticas al estar particularizadas a la actividad móvil de cada usuario.

5.6.3 Conjunto de redes móviles de cuatro capitales mundiales

En esta sección se muestra una comparativa con algunos métodos de optimización propuestos en el estado del arte [28–31] utilizando como instancias las redes de telefonía definidas en la Sección 5.2.3. Esta comparación es posible puesto que los optimizadores propuestos por J. Taheri y A. Y. Zomaya en [28–31] están incorporados en el simulador que se ha utilizado para generar las trazas de actividad móvil desarrolladas en esta Tesis Doctoral.

Tal y como en la Sección 5.6.1, para poder comparar con esos optimizadores de un único objetivo se deberán buscar en los frentes de Pareto proporcionados por cada metaheurística multiobjetivo las soluciones no dominadas que mejor optimizan la función objetivo utilizada en [28–31], la cual está definida en la Ecuación (5.3). Para ello, es necesario comprimir la información de las trazas de actividad móvil de acuerdo al formato de instancia propuesto por J. Taheri y A. Y. Zomaya, véase la Ecuación (5.1) y la Ecuación (5.2).

5. RESOLUCIÓN DEL PROBLEMA DE PLANIFICACIÓN DE ÁREAS DE REGISTRO

Table 5.21: Redes reales: Comparativa con algoritmos de otros autores.

	Rome	Hong Kong	London	París
NSGAI	4.051.300±79.863	4.045.574±99.106	5.142.012±84.358	7.320.324±158.513
SPEA2	4.208.202±153.638	4.315.309±125.360	5.311.155±110.177	7.635.726±208.106
MO-ABC	3.823.982±39.882	3.705.355±44.832	5.009.751±63.682	7.078.592±61.733
HNN [28]	8.917.680±530.554	10.669.377±616.591	14.275.539±772.907	22.124.897±1.160.301
SA [29]	4.413.052±295.266	4.682.089±299.696	6.515.813±736.793	9.594.587±703.902
GA [30]	6.933.231±213.101	7.808.113±365.648	10.239.681±244.087	15.395.328±330.733
GA-HNN [31]	6.480.313±259.514	7.511.869±417.273	10.006.821±320.291	14.431.901±589.762

Cuadro 5.22: Estudio estadístico: Comparativa con algoritmos de otros autores en las redes reales.

	Rome			Hong Kong			London			París		
	NSGAI	SPEA2	MO-ABC	NSGAI	SPEA2	MO-ABC	NSGAI	SPEA2	MO-ABC	NSGAI	SPEA2	MO-ABC
HNN [28]	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
SA [29]	✓	✗ (0,0659)	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
GA [30]	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
HNN-GA [31]	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
NSGAI	-	✓	✓	-	✓	✓	-	✓	✓	-	✓	✓
SPEA2	✓	-	✓	✓	-	✓	✓	-	✓	✓	-	✓
MO-ABC	✓	✓	-	✓	✓	-	✓	✓	-	✓	✓	-

Con el fin de realizar una comparativa justa, esas metaheurísticas de un único objetivo han sido configuradas con el mismo tamaño de población y el mismo número de generaciones que las metaheurísticas multiobjetivo propuestas en esta Tesis Doctoral. La configuración de estos optimizadores multiobjetivo puede verse en la Tabla 5.4. Además, el tiempo de ejecución de los optimizadores propuestos en [28–31] se ha limitado a 10 veces el tiempo de ejecución máximo de la metaheurística multiobjetivo más lenta. El tiempo de ejecución de la metaheurística multiobjetivo más lenta (SPEA2) cuando optimiza la red de Orange de París es de aproximadamente 9 minutos.

Este estudio comparativo se muestra en la Tabla 5.21, donde se presenta la mediana y el rango intercuartílico de las soluciones que minimizan la Ecuación (5.3). Por el otro lado, la Tabla 5.22 muestra el resumen del estudio estadístico llevado a cabo para saber si las diferencias entre las muestras de los experimentos son estadísticamente significativas. En esta última tabla, se indica con ✓ si el p-valor obtenido es menor que el nivel de significancia (0,05), i.e. se podría concluir que la diferencia entre los resultados es estadísticamente

5.7 Comparativa con el optimizador CPLEX

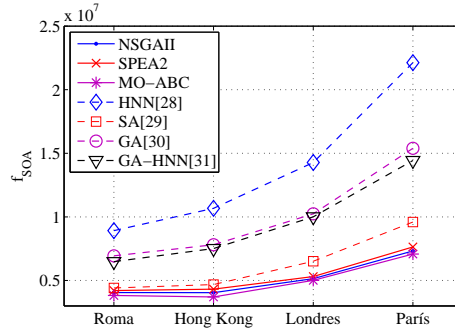


Figura 5.9: Redes reales: Comparativa con algoritmos de otros autores.

significativa con un nivel de confianza del 95 %. En caso contrario se muestra el símbolo \times y el p-valor correspondiente. Estas dos tablas revelan que las técnicas de optimización multiobjetivo desarrolladas en esta Tesis Doctoral son capaces de superar a los optimizadores propuestos en [28–31] en todas las redes móviles y requiriendo mucho menos tiempo de ejecución. Además, es importante mencionar que estas diferencias se incrementan a medida que aumenta la complejidad de la instancia, i.e. a medida que se aumenta el número de celdas de la red móvil. Una representación gráfica de esto último se muestra en la Fig. 5.9.

5.7 Comparativa con el optimizador CPLEX

Con el fin de determinar las ventajas de utilizar técnicas de optimización metaheurísticas frente a otros métodos de optimización, en esta sección se presenta una comparativa con el optimizador de alto rendimiento CPLEX [123]. IBM ILOG CPLEX Optimization Studio es un kit de herramientas de optimización diseñado para tratar una amplia gama de problemas de optimización utilizando programación matemática y de restricciones. De entre los distintos tipos de problemas que puede tratar destacan los problemas de programación entera, lineal (utilizando el método simplex o métodos del punto interior), no-convexa cuadrática (mediante programación cónica de segundo orden) y convexa. Además combina un entorno de desarrollo integrado (IDE, Integrated Development Environment) con el potente lenguaje de programación de optimización (OPL, Optimization Programming Language). Los resultados de esta comparación se muestran en la Tabla 5.23, donde se presenta la mejor solución encontrada por cada método de optimización considerando las redes y la formulación explicadas en la Sección 5.2.1. Se ha optado por utilizar las redes de test propuestas en [28–31] porque permiten realizar comparaciones con un amplio número

5. RESOLUCIÓN DEL PROBLEMA DE PLANIFICACIÓN DE ÁREAS DE REGISTRO

Cuadro 5.23: RAPP: Comparación con el optimizador CPLEX.

	LA25	LA35	LA49	LA63
CPLEX [123]	26.990	40.818	69.694	146.029
NSGAI	26.990	39.832	60.685	89.085
SPEA2	26.990	39.832	60.685	89.085
MO-ABC	26.990	39.832	60.849	89.085
HNN [28]	27.249	39.832	63.516	92.493
SA [29]	26.990	42.750	60.694	90.506
GA [30]	28.299	40.085	61.938	90.318
GA-HNN1 [31]	26.990	40.117	62.916	92.659
GA-HNN2 [31]	26.990	39.832	62.253	91.916
GA-HNN3 [31]	26.990	39.832	60.696	91.819
DE [33]	26.990	39.859	61.037	89.973
SS [34]	26.990	39.832	60.685	89.085

de técnicas de optimización metaheurísticas. Además, la complejidad de estas redes es más que suficiente para el fin de esta sección.

Tal y como se puede ver en la Tabla 5.23, el optimizador CPLEX sólo es competitivo en la red de test más sencilla (LA25). De hecho, se puede observar cómo la eficacia de este método cae bruscamente a medida que se aumenta el número de celdas de la red. Además, en esta comparativa se ha limitado el tiempo de CPLEX a 10 veces el tiempo de ejecución de la metaheurística multiobjetivo más lenta (SPEA2) cuando resuelve la red móvil más compleja (red de Orange de París), por lo que se puede concluir que los métodos de optimización desarrollados en esta Tesis Doctoral son mucho más eficientes que el optimizador CPLEX ya que son capaces de encontrar soluciones de mejor calidad en mucho menos tiempo de ejecución.

5.8 Análisis de convergencia

En esta sección se presenta el análisis de la convergencia de los métodos de optimización desarrollados en esta Tesis Doctoral. Con este estudio se pretende medir la velocidad de estos optimizadores para obtener buenos conjuntos de soluciones no dominadas. De esta forma, se podría determinar el instante en el que los optimizadores alcanzaron frentes de Pareto estables y, de este modo, limitar su tiempo de ejecución sin pérdida apreciable en la calidad de los resultados. Los resultados de este análisis se muestran en las figuras Fig.

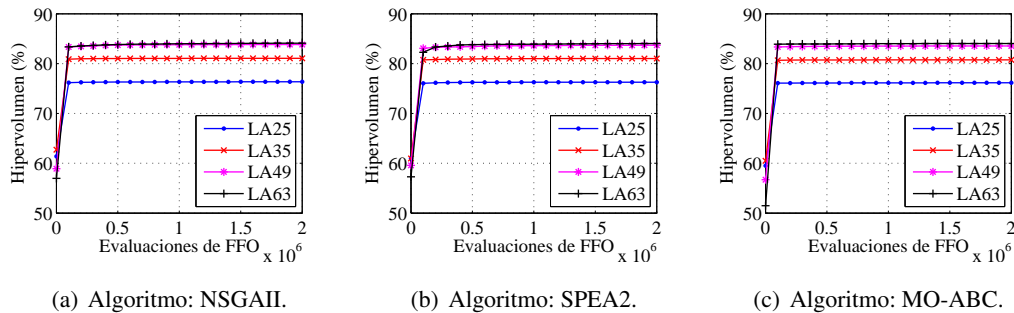


Figura 5.10: Redes LAx: Estudio de convergencia considerando el valor de Hipervolumen.

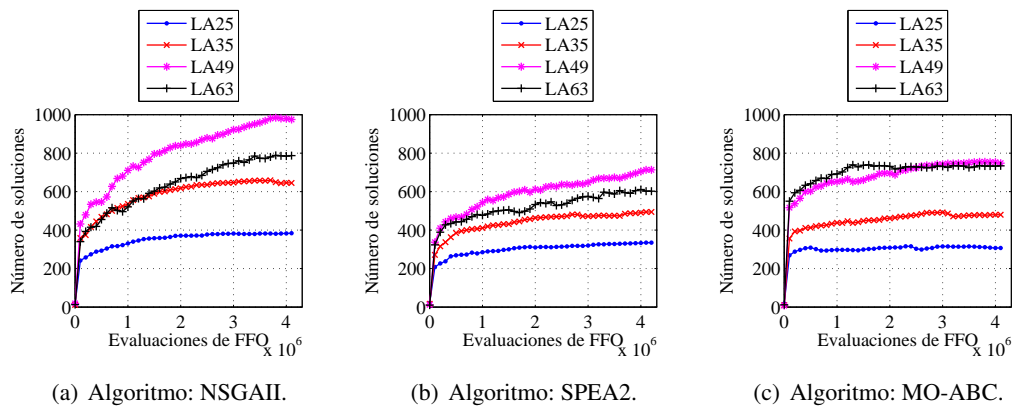


Figura 5.11: Redes LAx: Estudio de convergencia considerando el número de soluciones no dominadas.

5.10 - Fig. 5.15. En las figuras Fig. 5.10, Fig. 5.12 y Fig. 5.14 se puede observar la evolución del valor de hipervolumen con el número de evaluaciones de las funciones objetivo realizadas por cada optimizador. Estas figuras muestran la rapidez de las metaheurísticas desarrolladas para obtener buenos conjuntos de soluciones no dominadas. De hecho, tan sólo requieren 100.000 evaluaciones (aproximadamente 120 generaciones) para obtener valores estables de hipervolumen. Estos resultados hacen plantearse el por qué es necesario realizar miles de generaciones si a partir de 120 generaciones apenas se aprecia mejora en el valor de hipervolumen. Para dar respuesta a esta cuestión se realizó un segundo estudio en el que se observó la evolución del número de soluciones no dominadas con el número de evaluaciones de las funciones objetivo. Los resultados de este estudio se muestran en las figuras Fig. 5.11, Fig. 5.13 y Fig. 5.15, donde se puede ver que es necesario mante-

5. RESOLUCIÓN DEL PROBLEMA DE PLANIFICACIÓN DE ÁREAS DE REGISTRO

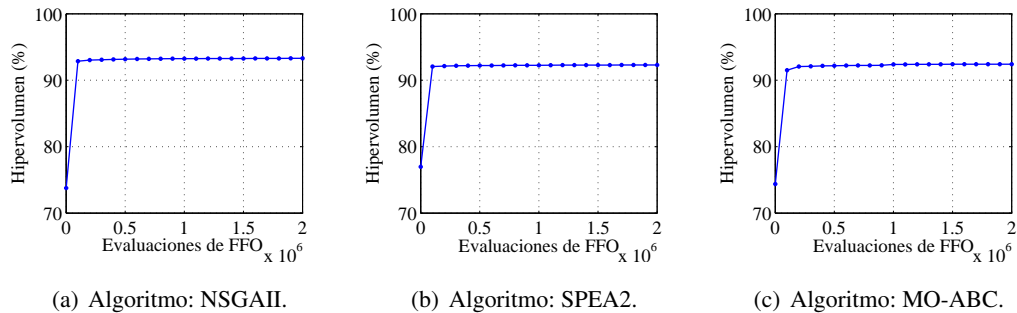


Figura 5.12: Red BALI-2: Estudio de convergencia considerando el valor de Hipervolumen.

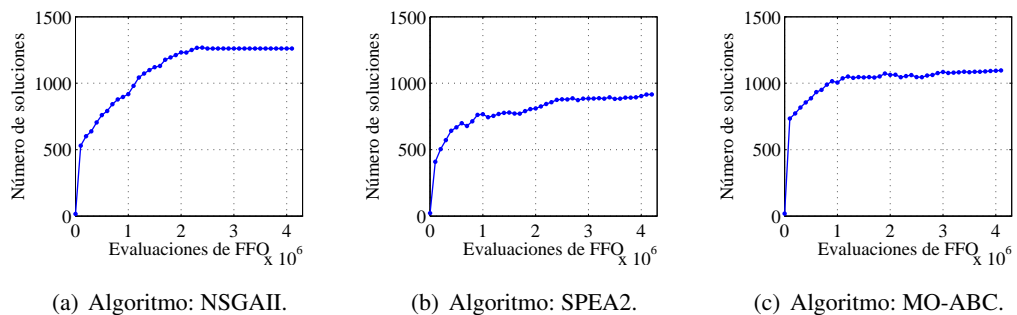


Figura 5.13: Red BALI-2: Estudio de convergencia considerando el número de soluciones no dominadas.

ner la búsqueda de los optimizadores durante varios miles de generaciones para conseguir amplios conjuntos de soluciones no dominadas. En este estudio de convergencia se puede llegar a la conclusión de que los optimizadores desarrollados obtienen el grueso del valor de hipervolumen en las primeras 100 generaciones, mientras que el resto de generaciones se utilizan para poblar los frentes de Pareto con cientos o incluso miles de soluciones no dominadas ¹. Un ejemplo de esto último se muestra en la Fig. 5.16, donde se presenta la evolución del frente de Pareto proporcionado por NSGAI para la red de Orange de París. Por el otro lado, este estudio muestra que es NSGAI el optimizador con el que se obtienen los frentes de Pareto con mayor número de soluciones no dominadas para la mayoría de las instancias. Es importante mencionar que los resultados mostrados en estas figuras son los asociados con la ejecución de cada optimizador para la que se obtuvo el valor mediana del indicador de hipervolumen.

¹Más de 1.800 soluciones para la red de Orange de París con el algoritmo MO-ABC.

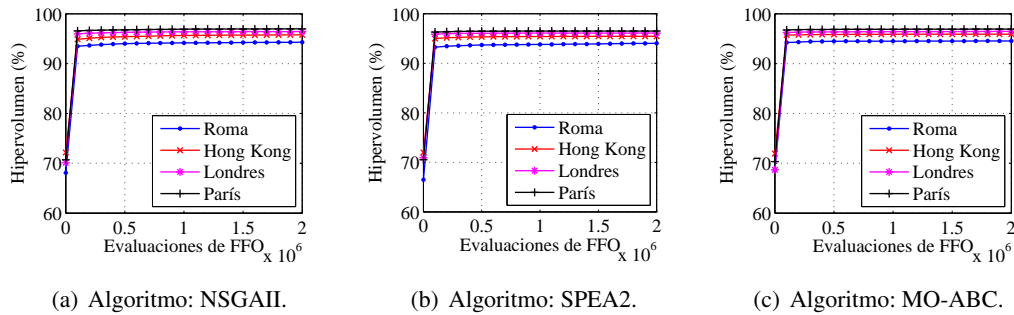


Figura 5.14: Redes reales: Estudio de convergencia considerando el valor de Hipervolumen.

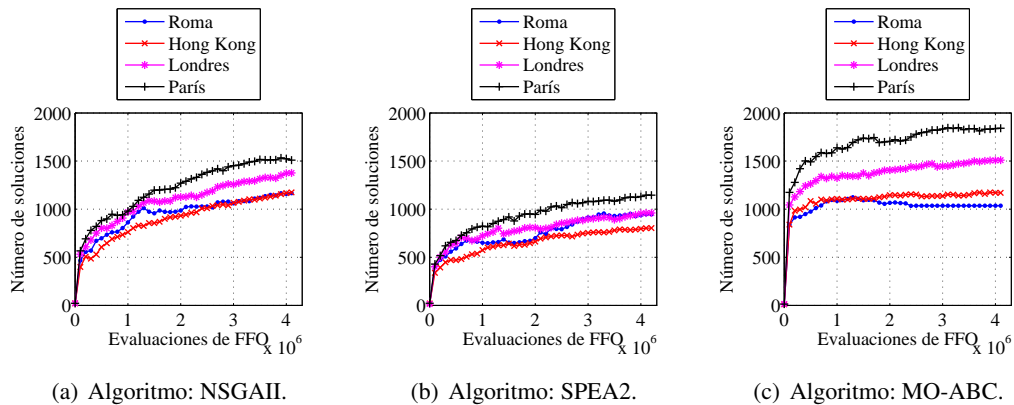


Figura 5.15: Redes reales: Estudio de convergencia considerando el número de soluciones no dominadas.

5.9 Estudio de escalabilidad

Esta sección presenta el estudio de escalabilidad llevado a cabo para evaluar la habilidad de las técnicas de optimización propuestas en esta Tesis Doctoral para tratar con redes de telefonía móvil de miles de celdas, como puede ser el caso de redes microcelulares en entornos urbanos. Para ello se ha medido el tiempo de ejecución medio de cada una de estas metaheurísticas en cada una de las instancias definidas en la Sección 5.2 para posteriormente realizar un ajuste de curvas sobre esos tiempos medios. Con esto se pretende obtener una ecuación matemática que nos permita representar la variación del tiempo de ejecución con el número de celdas de la red de telefonía para poder, de esta manera, estimar el tiempo de ejecución que estos optimizadores requerirían para tratar con redes de miles de celdas. Los

5. RESOLUCIÓN DEL PROBLEMA DE PLANIFICACIÓN DE ÁREAS DE REGISTRO

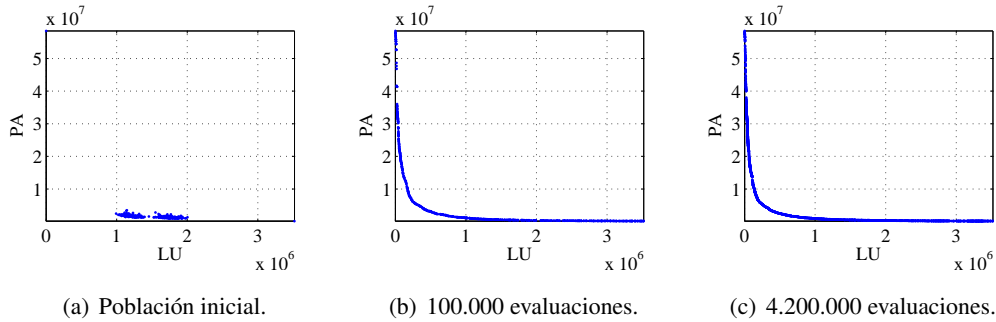


Figura 5.16: Algoritmo: NSGAI. Evolución del frente de Pareto.

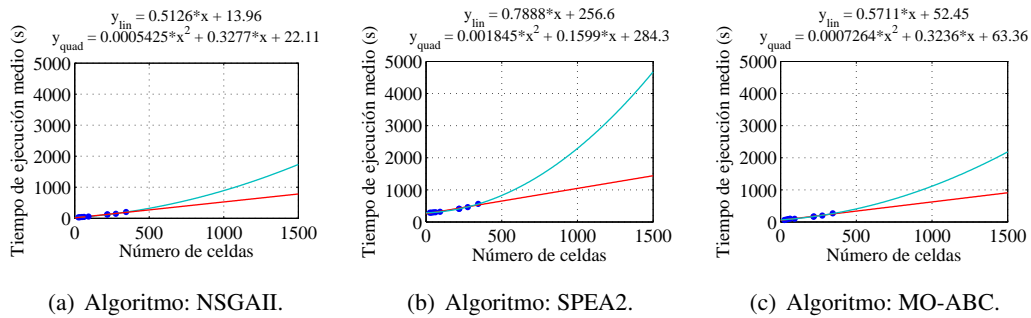


Figura 5.17: Estudio de escalabilidad.

resultados de este estudio se muestran en la figura Fig. 5.17, donde se representa con puntos el tiempo de ejecución medio (de 31 ejecuciones independientes) para cada instancia. De esta figura se pueden extraer varias conclusiones. En primer lugar, se puede observar que la curva obtenida para cada optimizador se ajusta bastante bien a los datos medidos. De hecho, en el caso del ajuste cuadrático, el valor del coeficiente R^2 es de $R^2 = 0,9959$ para NSGAI, $R^2 = 0,9984$ para SPEA2 y de $R^2 = 0,9854$ para MO-ABC. El coeficiente R^2 (también conocido como coeficiente de determinación) es un número que indica la precisión del ajuste [130]. Este coeficiente toma valores entre 0 y 1, donde 1 hace referencia al ajuste perfecto. En segundo lugar, es importante destacar que es NSGAI el optimizador con el que se obtiene el mejor comportamiento a medida que se aumenta el número de celdas de la red móvil. Y en tercer y último lugar, se puede ver que la dependencia cuadrática de las curvas obtenidas es muy baja. Es decir, se podría haber utilizado un ajuste lineal obteniendo buenos valores del coeficiente de determinación: $R^2 = 0,9896$ para NSGAI, $R^2 = 0,9681$ para SPEA2 y de $R^2 = 0,9763$ para MO-ABC. De acuerdo con estos ajus-

5.9 Estudio de escalabilidad

tes, el tiempo de ejecución esperado de estas técnicas de optimización cuando tratan con redes de 1.000 celdas sería de aproximadamente 15 minutos para NSGAI (8 minutos si se considera un ajuste lineal), 38 minutos para SPEA2 (17 minutos si se considera un ajuste lineal) y de 19 minutos para MO-ABC (10 minutos si se considera un ajuste lineal). Por lo tanto, se podría esperar un buen comportamiento de estas metaheurísticas para tratar con redes móviles de miles de celdas.

Resolución del Problema de Planificación de Celdas de Reporte

6.1 Introducción

En este capítulo se estudia la habilidad de las técnicas de optimización multiobjetivo definidas en la Sección 4.6 para tratar el Problema de Planificación de Celdas de Reporte (RCPP), definido en la Sección 3.2.2. Al igual que ocurría en el Capítulo 5 y desde nuestro mejor conocimiento, la investigación llevada a cabo en esta Tesis Doctoral es la primera en la literatura en proponer el uso de técnicas de optimización multiobjetivo para optimizar la planificación de celdas de reporte en una red de telefonía móvil. Es por eso que se han realizado dos tipos de estudios comparativos en este capítulo. En el primero se comparan las metaheurísticas multiobjetivo propuestas en esta Tesis Doctoral utilizando los indicadores de calidad definidos en la Sección 4.5: hipervolumen ($I_H(A)$, véase la Sección 4.5.1), cobertura de conjunto ($SC(A, B)$, véase la Sección 4.5.2) y el indicador ϵ ($I_\epsilon(A, B)$, véase la Sección 4.5.3). Y en el segundo se realiza una comparación con las técnicas de optimización de un único objetivo propuestas por otros autores en el estado del arte reciente [40–42]. Para ello se sigue el mismo procedimiento que en el Capítulo 5, i.e. se buscarán en los frentes de Pareto obtenidos por cada metaheurística multiobjetivo las soluciones no dominadas que mejor optimizan la función objetivo utilizada en esos trabajos previos [40–42]. Tal y como se comentó en la Sección 5.1, el uso de técnicas de optimización multiobjetivo permite evitar los inconvenientes derivados de la combinación lineal de las funciones objetivo y, al mismo tiempo, se obtiene un conjunto de soluciones no dominadas entre las cuales

6. RESOLUCIÓN DEL PROBLEMA DE PLANIFICACIÓN DE CELDAS DE REPORTE

el operador de red podría seleccionar aquella que mejor se ajuste a sus necesidades reales. Obviamente, en este capítulo se utilizan las mismas redes de test y la misma formulación que las utilizadas en esos trabajos relacionados [40–42].

Por el otro lado, se estudia la complejidad del RCPP por medio de un análisis de convexidad. Además, se ha realizado una comparación con el software IBM ILOG CPLEX [123] para evaluar las ventajas de utilizar optimización evolutiva frente a otras técnicas de optimización no evolutivas. Para finalizar, se analiza la convergencia y la escalabilidad de las metaheurísticas multiobjetivo propuestas en esta Tesis Doctoral cuando tratan el RCPP. Con esto se pretende medir la velocidad de búsqueda de estas técnicas de optimización, así como su habilidad para optimizar redes con miles de celdas.

6.1.1 Organización del capítulo

Este capítulo se organiza de la siguiente manera. Las redes de test utilizadas y la formulación subyacente se presentan en la Sección 6.2. En la Sección 6.3 se detalla la metodología experimental, así como las especificaciones del hardware y software utilizado. El análisis de la convexidad del Problema de Planificación de Celdas de Reporte se recoge en la Sección 6.4. La comparativa entre las metaheurísticas multiobjetivo propuestas en esta Tesis Doctoral se presenta en la Sección 6.5. En la Sección 6.6 se comparan las técnicas de optimización multiobjetivo desarrolladas en esta Tesis Doctoral con las técnicas de optimización propuestas por otros autores. La comparativa con el software de optimización IBM ILOG CPLEX se discute en la Sección 6.7. Los resultados del estudio de convergencia y del estudio de escalabilidad se presentan en la Sección 6.8 y la Sección 6.9 respectivamente.

6.2 Conjunto de instancias

Esta sección presenta una descripción de las redes de test utilizadas en este capítulo, así como una explicación de la formulación matemática subyacente. Dado que el fin último de este capítulo es evaluar la calidad de las metaheurísticas evolutivas desarrolladas en esta Tesis Doctoral, se usan las mismas instancias y la misma formulación que las utilizadas en los trabajos relacionados [40–42]. En esos trabajos previos se utiliza un conjunto de 12 redes de diferente complejidad ¹: TN1-TN3 (redes de 4x4 celdas, véase la Fig. 6.1(a)), TN4-TN6 (redes de 6x6 celdas, véase la Fig. 6.1(b)), TN7-TN9 (redes de 8x8 celdas, véase

¹Todas ellas disponibles en el enlace <http://oplinc.lcc.uma.es/problems/mmp.html>.

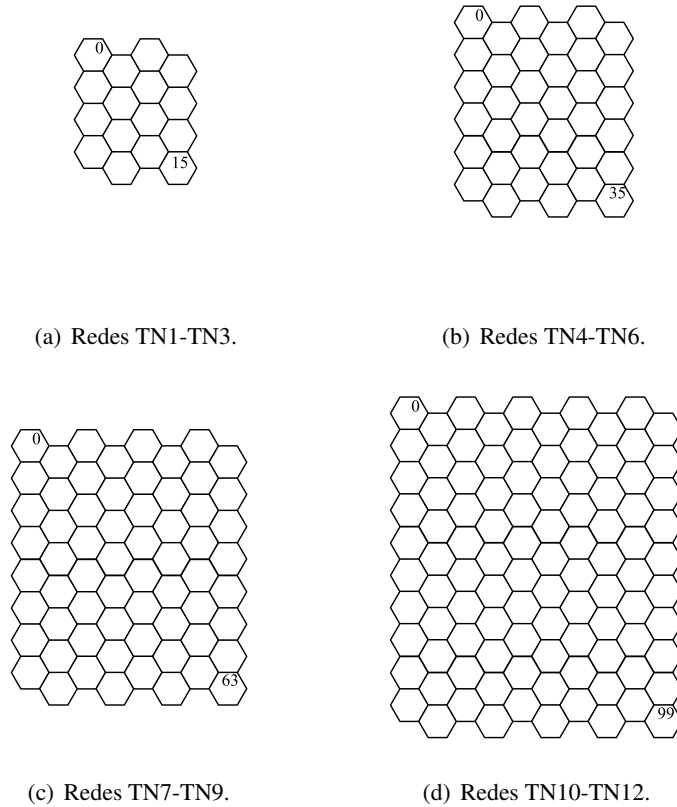


Figura 6.1: Conjunto de redes de test para el RCPP.

la Fig. 6.1(c)) y TN10-TN12 (redes de 10x10 celdas, véase la Fig. 6.1(d)). De esta forma, es posible estudiar la calidad de las técnicas de optimización propuestas en un amplio espectro del problema. Además, estas redes fueron desarrolladas considerando modelos de movilidad de usuario y patrones de llamadas realistas, a diferencia de los trabajos previos a [40], donde la actividad móvil de cada celda fue generada aleatoriamente. No obstante, la forma de presentar los datos en estas redes es muy simplista ya que sólo se consideran dos atributos por celda: número de llamadas entrantes y número de usuarios entrantes. Por lo tanto, sólo es posible estudiar una versión modificada del Problema de Planificación de Celdas de Reporte considerando exclusivamente el esquema de paginación simultánea. La formulación utilizada en esos trabajos relacionados [40–42] se presenta en la Ecuación (6.1) y en la Ecuación (6.2):

6. RESOLUCIÓN DEL PROBLEMA DE PLANIFICACIÓN DE CELDAS DE REPORTE

$$f_1 = \min \left\{ LU = \sum_{i=0}^{N-1} \rho_i \cdot N_{LU}(i) \right\}, \quad (6.1)$$

$$f_2 = \min \left\{ PA = \sum_{i=0}^{N-1} N_P(i) \cdot V(i) \right\}, \quad (6.2)$$

donde N es el número de celdas. ρ_i es una variable binaria que es igual a 1 cuando la celda i es una celda de reporte, en caso contrario $\rho_i = 0$. $N_{LU}(i)$ hace referencia al número de estaciones móviles que se mueven a la celda i . $N_P(i)$ se corresponde con el número de llamadas entrantes de la celda i . Por último, $V(i)$ es el factor de vecindad de la celda i . En el caso de que la celda i sea una celda de reporte, $V(i)$ es la vecindad de la celda i (véase la Sección 3.2.2). Por el otro lado, si la celda i no es una celda de reporte, $V(i)$ se corresponde con el máximo de las vecindades de las celdas de reporte que son alcanzables desde esa celda de no reporte. Obsérvese que esta formulación no representa fielmente el funcionamiento de la estrategia de actualización de localización basada en celdas de reporte propuesta originalmente por A. Bar-Noy e I. Kessler en [15]. Esto es debido a la forma simplista utilizada para representar la actividad móvil en una red (sólo dos atributos por celda), con la que no es posible conocer la última celda de reporte visitada por cada estación móvil.

6.3 Metodología experimental y especificaciones del hardware y software utilizado

En este capítulo se sigue la misma metodología experimental que en Capítulo 5. Puesto que las técnicas de optimización utilizadas son metaheurísticas estocásticas, se utiliza un estudio estadístico para comprobar si las diferencias entre los resultados proporcionados por cada metaheurística son estadísticamente significativas [128]. En este estudio estadístico, el primer paso consiste en aplicar el test de Kolmogorov-Smirnov para determinar si las muestras de los experimentos siguen una distribución normal. A continuación y siempre que este test sea positivo, se aplica el test de Levene para comprobar la homogeneidad de las varianzas. Si este último test es positivo, se utiliza el test de ANOVA para determinar si las diferencias entre los valores medios de los experimentos son estadísticamente significativas. En caso contrario, i.e. cuando el test de Kolmogorov-Smirnov o el test de Levene resultase negativo, se usa el test U de Mann-Whitney para comprobar si las diferencias entre

6.3 Metodología experimental y especificaciones del hardware y software utilizado

Tabla 6.1: Configuración de los algoritmos evolutivos multiobjetivo para el RCPP.

	N_{pop}	N_g	P_C	P_M	N_{arch}	Limit
NSGAI	175	1000	0,75	0,25	-	-
SPEA2	175	1000	0,75	0,25	175	-
MO-ABC	175	-	-	1,00	-	15

los valores medianos de los experimentos son estadísticamente significativas. Todos estos análisis han sido configurados con un nivel de confianza del 95 %, i.e. se podría asegurar que las diferencias entre los valores medios/medianos de los experimentos son estadísticamente significativas con un 95 % de confianza. Al igual que en el Capítulo 5, se realizarán 31 ejecuciones independientes de cada optimizador para cada experimento.

Con el fin de realizar una comparación justa con los métodos de optimización propuestos por otros autores, las metaheurísticas propuestas en esta Tesis Doctoral han sido configuradas con el mismo tamaño de la población (N_{pop}) y el mismo número de generaciones (N_g) que en esos trabajos previos [40–42]. Los otros parámetros de cada metaheurística han sido configurados por medio de un estudio paramétrico de 31 ejecuciones independientes por experimento. La configuración elegida fue aquella para la que se obtuvo el mayor valor de hipervolumen, métrica de calidad multiobjetivo definida en la Sección 4.5.1. La configuración de parámetros de cada metaheurística multiobjetivo se muestra en la Tabla 6.1.

Tal y como se comentó previamente en la Sección 6.1, se han realizado dos tipos de estudios. En el primero se comparan las metaheurísticas multiobjetivo por medio de los indicadores de calidad definidos en la Sección 4.5, y en el segundo se realiza una comparación con las metaheurísticas de un único objetivo propuestas por otros autores [40–42]. Para poder realizar este último estudio, es necesario buscar en los frentes de Pareto proporcionados por cada metaheurística multiobjetivo la solución no dominada que mejor optimiza la función objetivo utilizada en [40–42], que no es más que la suma ponderada de las funciones objetivo descritas en las ecuaciones Ecuación (6.1) y Ecuación (6.2).

Todos los experimentos han sido realizados en un ordenador personal con las siguientes especificaciones: procesador Intel(R) Core(TM) i7-2600 @3.40GHz, 8GB de memoria RAM y Windows 7 SP1 de 64 bits como sistema operativo. El código fuente ha sido programado en C y compilado con gcc 4.4.5.

6. RESOLUCIÓN DEL PROBLEMA DE PLANIFICACIÓN DE CELDAS DE REPORTE

6.4 Análisis de convexidad

Tal y como se comentó en la Sección 5.4, el primer paso antes de abordar cualquier problema de optimización consiste en estudiar la naturaleza del mismo con el fin de elegir la técnica de optimización más apropiada. En esta sección se analiza la convexidad del Problema de Planificación de Celdas de Reporte (RCPP), ya que los problemas de optimización convexos pueden ser resueltos de forma eficiente con las técnicas de optimización utilizadas en programación lineal [129]. La condición que debe cumplir todo problema de optimización convexo se definió en la Sección 4.2. Por el otro lado y al igual que se hizo en la Sección 5.4, en este análisis de convexidad se hará uso de la propiedad aditiva de las funciones convexas (i.e. si $f_1(\mathbf{x}^i)$ y $f_2(\mathbf{x}^i)$ son dos funciones convexas, $g(\mathbf{x}^i) = f_1(\mathbf{x}^i) + f_2(\mathbf{x}^i)$ es también una función convexa) y se buscará un par de soluciones (\mathbf{x}^1 , \mathbf{x}^2) para las que no se cumpla la condición de convexidad. De esta forma, se podrá garantizar que el problema de optimización abordado es un problema no convexo y se justifica el uso de técnicas de optimización evolutiva. Dado que el fin último de este capítulo es evaluar la habilidad de las técnicas de optimización multiobjetivo propuestas en esta Tesis Doctoral mediante comparación con otras técnicas de optimización utilizadas en el estado del arte, se utilizará la misma formulación y las mismas redes que en los trabajos relacionados [40–42], i.e. $f_1(\mathbf{x}^i)$ y $f_2(\mathbf{x}^i)$ hacen referencia a la Ecuación (6.1) y la Ecuación (6.2) respectivamente.

Los resultados de este análisis se muestran en la Tabla 6.2, donde se puede observar que en todas las instancias se han encontrado al menos dos soluciones que no cumplen la condición de convexidad y, por tanto, se puede concluir que el RCPP es un problema de optimización no convexo. En esta tabla también se aprecian varios aspectos importantes. En primer lugar, se observa que los valores de α son idénticos en la mayoría de las redes. Esto es debido meramente al modo de programar (α es un vector de valores ordenados entre 0 y 1), ya que se han encontrado otros valores de α para los que no se cumplía la condición de convexidad. En segundo lugar, se aprecia que para algunas redes la solución \mathbf{u} coincide con una de las dos soluciones procesadas (\mathbf{x}^1 , \mathbf{x}^2), véase por ejemplo los resultados para la red TN2. Esto se debe a que el conjunto de soluciones $N(\mathbf{y})$ (véase la Ecuación (4.4)) está formado por soluciones que pueden mantener todas o parte de las celdas de reporte de \mathbf{x}^1 y \mathbf{x}^2 . De esta forma, es posible que alguna de las soluciones de $N(\mathbf{y})$ coincida con una de las soluciones procesadas. Un ejemplo de esto se muestra con la solución \mathbf{u}^1 de la Fig. 6.2(c). Y en tercer lugar y también relacionado con esto último, se aprecia que en

Tabla 6.2: Análisis de convexidad del RCPP.

		$f_1(\mathbf{x}^i)$	$f_2(\mathbf{x}^i)$	$f_1(\mathbf{x}^i) + f_2(\mathbf{x}^i)$
TN1 ($\alpha = 0,4949$)	\mathbf{x}^1	794	117.360	118.154
	\mathbf{x}^2	982	117.360	118.342
	\mathbf{u}	434	125.184	125.618
TN2 ($\alpha = 0,9899$)	\mathbf{x}^1	727	116.790	117.517
	\mathbf{x}^2	1.009	109.004	110.013
	\mathbf{u}	727	116.790	117.517
TN3 ($\alpha = 0,4949$)	\mathbf{x}^1	759	117.420	118.179
	\mathbf{x}^2	765	117.420	118.185
	\mathbf{u}	0	125.248	125.248
TN4 ($\alpha = 0,9899$)	\mathbf{x}^1	876	249.375	250.251
	\mathbf{x}^2	1.187	242.250	243.437
	\mathbf{u}	400	256.500	256.900
TN5 ($\alpha = 0,4949$)	\mathbf{x}^1	587	249.655	250.242
	\mathbf{x}^2	609	249.655	250.264
	\mathbf{u}	220	256.788	257.008
TN6 ($\alpha = 0,4949$)	\mathbf{x}^1	667	248.535	249.202
	\mathbf{x}^2	896	248.535	249.431
	\mathbf{u}	361	255.636	255.997
TN7 ($\alpha = 0,4949$)	\mathbf{x}^1	452	680.211	680.663
	\mathbf{x}^2	487	680.211	680.698
	\mathbf{u}	0	691.008	691.008
TN8 ($\alpha = 0,4949$)	\mathbf{x}^1	512	669.375	669.887
	\mathbf{x}^2	532	669.375	669.907
	\mathbf{u}	239	680.000	680.239
TN9 ($\alpha = 0,4949$)	\mathbf{x}^1	577	679.329	679.906
	\mathbf{x}^2	628	679.329	679.957
	\mathbf{u}	0	690.112	690.112
TN10 ($\alpha = 0,4949$)	\mathbf{x}^1	250	1.674.387	1.674.637
	\mathbf{x}^2	271	1.674.387	1.674.658
	\mathbf{u}	127	1.691.300	1.691.427
TN11 ($\alpha = 0,4949$)	\mathbf{x}^1	316	1.649.736	1.650.052
	\mathbf{x}^2	319	1.649.736	1.650.055
	\mathbf{u}	0	1.666.400	1.666.400
TN12 ($\alpha = 0,4949$)	\mathbf{x}^1	211	1.659.636	1.659.847
	\mathbf{x}^2	253	1.659.636	1.659.889
	\mathbf{u}	113	1.676.400	1.676.513

6. RESOLUCIÓN DEL PROBLEMA DE PLANIFICACIÓN DE CELDAS DE REPORTE

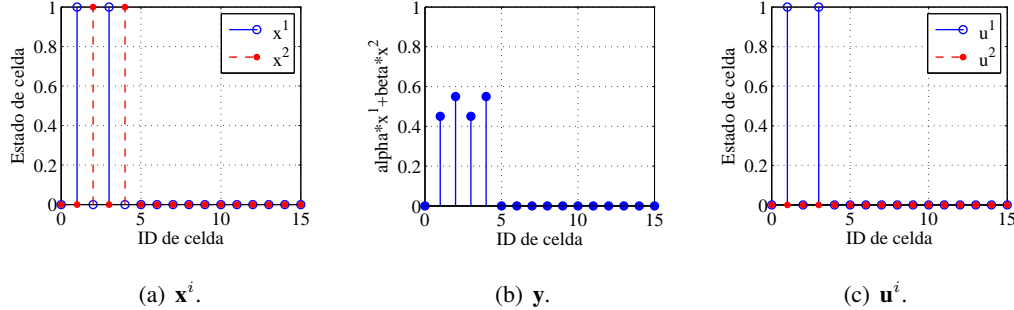


Figura 6.2: Análisis de convexidad en el RCPP.

algunos casos la solución \mathbf{u} coincide con la configuración en la que las estaciones móviles nunca actualizan su localización (i.e. todas las celdas de la red son celdas de no reporte). Un ejemplo de esto se muestra con la solución \mathbf{u}^2 de la Fig. 6.2(c).

6.5 Comparativa entre metaheurísticas multiobjetivo

En esta sección se estudia la viabilidad de las técnicas de optimización multiobjetivo definidas en la Sección 4.6 para resolver el Problema de Planificación de Celdas de Reporte (RCPP). Además se presenta un estudio comparativo por medio de las métricas de calidad multiobjetivo definidas en la Sección 4.5: hipervolumen ($I_H(A)$, véase la Sección 4.5.1), cobertura de conjunto ($SC(A, B)$, véase la Sección 4.5.2) y el indicador ϵ ($I_\epsilon(A, B)$, véase la Sección 4.5.3). Debido a que estas técnicas de optimización son metaheurísticas estocásticas, es necesario realizar un estudio estadístico con el fin de determinar si las diferencias entre los resultados proporcionados por cada metaheurística son estadísticamente significativas con un cierto nivel de confianza. La metodología estadística utilizada se definió previamente en la Sección 6.3.

Los resultados obtenidos con el indicador de hipervolumen (mediana y rango intercuartílico de 31 ejecuciones independientes: $\tilde{I}_H(A) \pm_{iqr}$) se presentan en las tablas Tabla 6.3 - Tabla 6.5. Tal y como se aprecia en estas tablas, NSGAI2 es la metaheurística con la que se obtienen los mejores valores de hipervolumen en prácticamente todas las redes, seguido por SPEA2 y quedando MO-ABC en tercer y último lugar. Además, se puede ver que las diferencias entre NSGAI2 y SPEA2 con respecto a MO-ABC se acentúan a medida que se aumenta la complejidad de las redes, i.e. a medida que se aumenta el número de celdas de red. Por el otro lado, en las tablas Tabla 6.6 - Tabla 6.8 se observa que las diferencias entre

6.5 Comparativa entre metaheurísticas multiobjetivo

Tabla 6.3: Redes TN1-TN4: Estadísticas de $I_H(A)$ por algoritmo multiobjetivo.

	TN1	TN2	TN3	TN4
LU_{max}	11.480	11.428	11.867	30.861
LU_{min}	0	0	0	0
PA_{max}	125.184	124.576	125.248	256.500
PA_{min}	7.824	7.786	7.828	7.125
NSGAI	$60,58 \pm_{0,00}$	$61,44 \pm_{0,00}$	$62,58 \pm_{0,00}$	$71,79 \pm_{0,02}$
SPEA2	$60,57 \pm_{0,03}$	$61,44 \pm_{0,01}$	$62,58 \pm_{0,00}$	$71,74 \pm_{0,03}$
MO-ABC	$60,53 \pm_{0,04}$	$61,32 \pm_{0,07}$	$62,38 \pm_{0,31}$	$71,23 \pm_{0,33}$

Tabla 6.4: Redes TN5-TN8: Estadísticas de $I_H(A)$ por algoritmo multiobjetivo.

	TN5	TN6	TN7	TN8
LU_{max}	30.237	29.864	47.854	46.184
LU_{min}	0	0	0	0
PA_{max}	256.788	255.636	691.008	680.000
PA_{min}	7.133	7.101	10.797	10.625
NSGAI	$71,93 \pm_{0,00}$	$72,73 \pm_{0,02}$	$75,93 \pm_{0,12}$	$76,73 \pm_{0,10}$
SPEA2	$71,89 \pm_{0,02}$	$72,64 \pm_{0,08}$	$75,79 \pm_{0,09}$	$76,51 \pm_{0,15}$
MO-ABC	$71,52 \pm_{0,12}$	$71,94 \pm_{0,24}$	$74,68 \pm_{0,44}$	$75,41 \pm_{0,26}$

Tabla 6.5: Redes TN9-TN12: Estadísticas de $I_H(A)$ por algoritmo multiobjetivo.

	TN9	TN10	TN11	TN12
LU_{max}	42.970	54.428	49.336	49.775
LU_{min}	0	0	0	0
PA_{max}	690.112	1.691.300	1.666.400	1.676.400
PA_{min}	10.783	16.913	16.664	16.764
NSGAI	$76,99 \pm_{0,16}$	$78,55 \pm_{0,38}$	$79,85 \pm_{0,34}$	$79,62 \pm_{0,30}$
SPEA2	$76,73 \pm_{0,21}$	$78,52 \pm_{0,15}$	$79,51 \pm_{0,37}$	$79,50 \pm_{0,21}$
MO-ABC	$76,17 \pm_{0,26}$	$77,00 \pm_{0,43}$	$77,63 \pm_{0,81}$	$77,60 \pm_{0,64}$

6. RESOLUCIÓN DEL PROBLEMA DE PLANIFICACIÓN DE CELDAS DE REPORTE

Tabla 6.6: Redes TN1-TN4: Estudio estadístico de $I_H(A)$ entre algoritmos multiobjetivo.

	TN1			TN2			TN3			TN4		
	NSGAI	SPEA2	MO-ABC	NSGAI	SPEA2	MO-ABC	NSGAI	SPEA2	MO-ABC	NSGAI	SPEA2	MO-ABC
NSGAI	-	✓	✓	-	✓	✓	-	✗ (0,2976)	✓	-	✓	✓
SPEA2	✓	-	✓	✓	-	✓	✗ (0,2976)	-	✓	✓	-	✓

Tabla 6.7: Redes TN5-TN8: Estudio estadístico de $I_H(A)$ entre algoritmos multiobjetivo.

	TN5			TN6			TN7			TN8		
	NSGAI	SPEA2	MO-ABC	NSGAI	SPEA2	MO-ABC	NSGAI	SPEA2	MO-ABC	NSGAI	SPEA2	MO-ABC
NSGAI	-	✓	✓	-	✓	✓	-	✓	✓	-	✓	✓
SPEA2	✓	-	✓	✓	-	✓	✓	-	✓	✓	-	✓

Tabla 6.8: Redes TN9-TN12: Estudio estadístico de $I_H(A)$ entre algoritmos multiobjetivo.

	TN9			TN10			TN11			TN12		
	NSGAI	SPEA2	MO-ABC	NSGAI	SPEA2	MO-ABC	NSGAI	SPEA2	MO-ABC	NSGAI	SPEA2	MO-ABC
NSGAI	-	✓	✓	-	✗ (0,3175)	✓	-	✓	✓	-	✓	✓
SPEA2	✓	-	✓	✗ (0,3175)	-	✓	✓	-	✓	✓	-	✓

los valores de hipervolumen obtenidos con cada optimizador multiobjetivo son estadísticamente significativas en la mayoría de las redes. En estas tablas el símbolo ✓ indica que las diferencias entre las medianas de los experimentos son estadísticamente significativas con un nivel de confianza del 95 %, en caso contrario se muestra el símbolo ✗ con el p-valor correspondiente.

Una representación gráfica de los frentes de Pareto ¹ obtenidos con cada metaheurística multiobjetivo se muestra en la Fig. 6.3. Esta figura pone de manifiesto que las tres técnicas de optimización multiobjetivo obtienen muy buenos conjuntos de soluciones no dominadas, los cuales cubren gran parte del espacio objetivo incluyendo las dos configuraciones extremas de celdas de reporte, i.e. cuando todas las celdas de la red son celdas de reporte ($[LU_{\max}, PA_{\min}]$) y cuando todas las celdas de la red no son celdas de reporte ($[LU_{\min}, PA_{\max}]$). También se observa que, aunque las diferencias son pequeñas, NSGAI es el algoritmo con el que se obtienen los mejores conjuntos de soluciones no dominadas y que MO-ABC se comporta peor a medida que se aumenta el número de celdas de red.

¹Frentes de Pareto asociados con la mediana de los valores de hipervolumen.

6.5 Comparativa entre metaheurísticas multiobjetivo

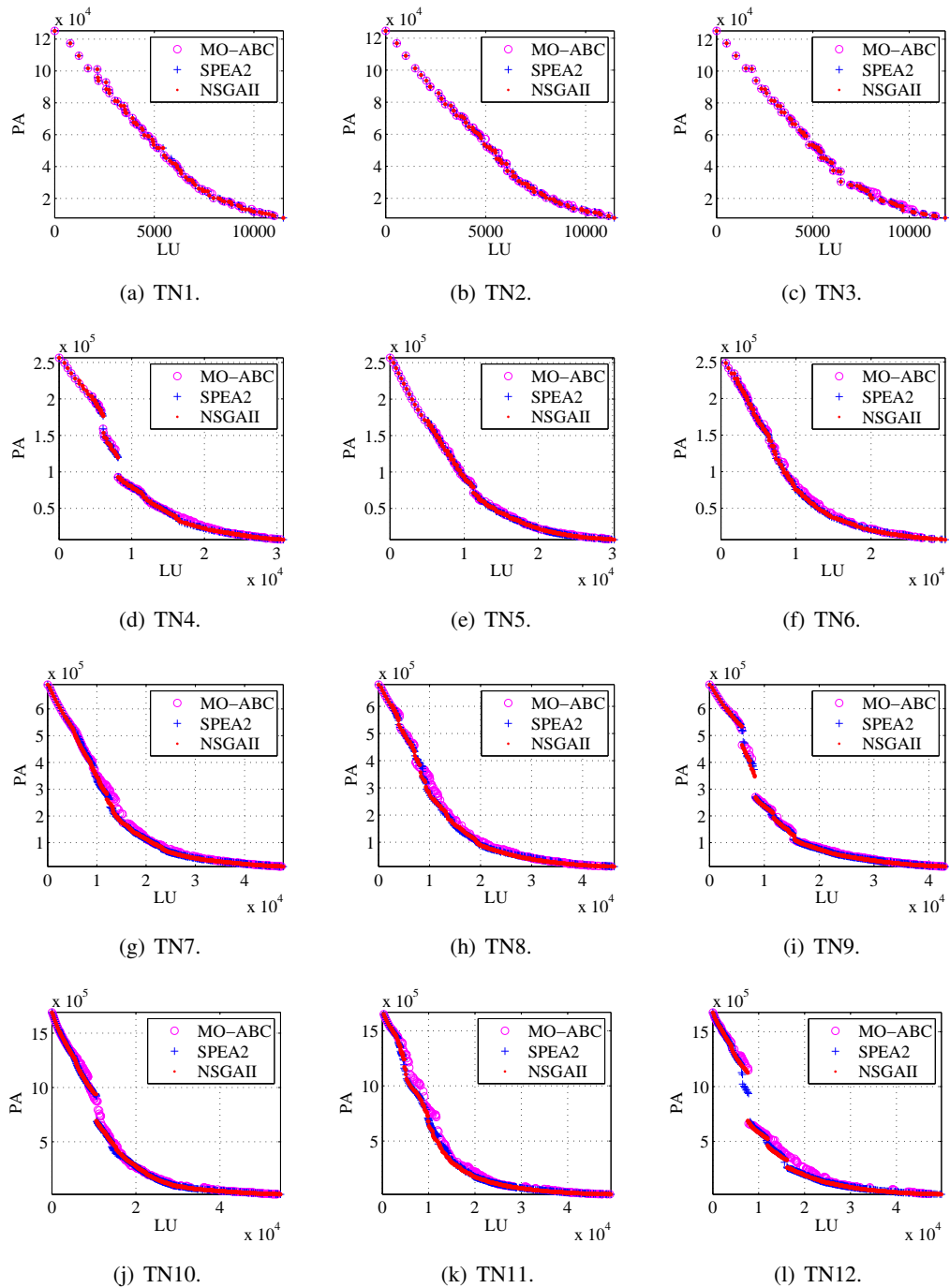


Figura 6.3: Redes TNx: Frentes de Pareto obtenidos por cada optimizador.

6. RESOLUCIÓN DEL PROBLEMA DE PLANIFICACIÓN DE CELDAS DE REPORTE

En segundo lugar la Tabla 6.9 recoge los resultados obtenidos tras aplicar el indicador de cobertura de conjunto ($\widetilde{SC}(A, B) \pm_{iqr}$). En esta tabla también se indica con \checkmark si las diferencias entre $\widetilde{SC}(A, B)$ y $\widetilde{SC}(B, A)$ son estadísticamente significativas con un nivel de confianza del 95 %, en caso contrario se muestra el símbolo \times . Tal y como se puede observar en esta tabla, el indicador SC(A, B) establece que es NSGAI el optimizador con el que se obtienen los mejores conjuntos de soluciones no dominadas en la mayoría de las redes, seguido por SPEA2 y quedando MO-ABC en tercer lugar. Además se puede apreciar que las diferencias son estadísticamente significativas en la mayoría de los casos y que estas diferencias aumentan a medida que se incrementa la complejidad de la red.

Por último, la Tabla 6.10 muestra la comparativa realizada utilizando el indicador $I_\epsilon(A, B)$. En esta tabla, al igual que en las anteriores, se presenta el valor mediano y el rango intercuartílico de este indicador en el formato $\widetilde{I}_\epsilon(A, B) \pm_{iqr}$ y se indica con \checkmark si las diferencias entre $\widetilde{I}_\epsilon(A, B)$ y $\widetilde{I}_\epsilon(B, A)$ son estadísticamente significativas con un nivel de confianza del 95 %, en caso contrario se muestra el símbolo \times . De acuerdo a este último indicador, NSGAI es el optimizador con el que se obtienen los mejores frentes de Pareto en la mayoría de las redes, seguido de SPEA2 que mejora a NSGAI en las redes TN10 y TN12, y quedando MO-ABC en tercer lugar. Además, se puede ver que en la mayoría de los casos, las diferencias entre $\widetilde{I}_\epsilon(A, B)$ y $\widetilde{I}_\epsilon(B, A)$ son estadísticamente significativas.

Un resumen del estudio comparativo realizado en esta sección se muestra en las tablas Tabla 6.11 - Tabla 6.13. En estas tablas se puede observar que los tres indicadores de calidad multiobjetivo establecen que es NSGAI el optimizador con el que se obtienen los mejores conjuntos de soluciones no dominadas en la mayoría de las redes, quedando SPEA2 en segunda posición y MO-ABC en tercer y último lugar.

6.6 Comparativa con el estado del arte

Esta sección recoge la comparativa entre las técnicas de optimización multiobjetivo propuestas en esta Tesis Doctoral y las metaheurísticas propuestas en el estado del arte para resolver el Problema de Planificación de Celdas de Reporte (RCPP) [40–42]. Tal y como ocurría en el Capítulo 5, la investigación llevada a cabo en esta Tesis Doctoral es la primera en la literatura en abordar el RCPP con técnicas de optimización multiobjetivo. Es por eso que en esta sección se compara con las técnicas de optimización de un único objetivo propuestas en el estado del arte. Para ello, se han buscado en los frentes de Pareto

6.6 Comparativa con el estado del arte

Tabla 6.9: Redes TNx: Estudio estadístico de SC(A, B) entre algoritmos multiobjetivo.

		NSGAI (B)	SPEA2 (B)	MO-ABC (B)
TN1	NSGAI (A)	-	100,00±0,00 ✓	100,00±0,00 ✓
	SPEA2 (A)	98,85±2,30	-	98,63±2,67 ✓
	MO-ABC (A)	78,16±5,75	78,65±6,16	-
TN2	NSGAI (A)	-	100,00±0,00 ✓	100,00±0,00 ✓
	SPEA2 (A)	97,14±2,86	-	98,86±1,22 ✓
	MO-ABC (A)	68,57±7,62	69,90±8,36	-
TN3	NSGAI (A)	-	100,00±0,00 ✗	100,00±0,00 ✓
	SPEA2 (A)	100,00±0,00	-	100,00±0,00 ✓
	MO-ABC (A)	64,95±20,61	64,95±20,62	-
TN4	NSGAI (A)	-	92,08±3,34 ✓	96,87±2,76 ✓
	SPEA2 (A)	51,84±5,28	-	88,33±8,67 ✓
	MO-ABC (A)	14,37±5,62	21,10±8,95	-
TN5	NSGAI (A)	-	94,26±2,29 ✓	97,84±1,83 ✓
	SPEA2 (A)	68,70±5,72	-	90,51±4,02 ✓
	MO-ABC (A)	15,58±4,32	18,88±5,96	-
TN6	NSGAI (A)	-	88,19±5,23 ✓	96,71±2,84 ✓
	SPEA2 (A)	50,47±7,46	-	91,36±6,23 ✓
	MO-ABC (A)	12,57±3,79	18,80±6,50	-
TN7	NSGAI (A)	-	71,94±11,08 ✓	97,94±3,26 ✓
	SPEA2 (A)	33,85±7,87	-	84,87±8,11 ✓
	MO-ABC (A)	2,83±2,00	6,61±4,05	-
TN8	NSGAI (A)	-	75,81±8,73 ✓	95,52±4,20 ✓
	SPEA2 (A)	27,52±6,76	-	82,76±10,54 ✓
	MO-ABC (A)	5,17±3,68	12,16±6,24	-
TN9	NSGAI (A)	-	71,77±9,54 ✓	95,24±3,87 ✓
	SPEA2 (A)	25,97±7,65	-	88,37±7,93 ✓
	MO-ABC (A)	4,46±3,20	9,68±5,26	-
TN10	NSGAI (A)	-	64,69±14,02 ✓	96,10±5,62 ✓
	SPEA2 (A)	27,39±12,99	-	85,40±7,93 ✓
	MO-ABC (A)	2,73±4,00	6,98±5,50	-
TN11	NSGAI (A)	-	69,68±12,91 ✓	98,76±2,80 ✓
	SPEA2 (A)	21,75±9,34	-	93,40±6,66 ✓
	MO-ABC (A)	1,11±1,72	3,43±5,36	-
TN12	NSGAI (A)	-	72,40±13,84 ✓	97,56±3,70 ✓
	SPEA2 (A)	24,76±11,77	-	92,19±8,81 ✓
	MO-ABC (A)	2,04±2,67	4,18±4,79	-

6. RESOLUCIÓN DEL PROBLEMA DE PLANIFICACIÓN DE CELDAS DE REPORTE

Tabla 6.10: Redes TNx: Estudio estadístico de $I_c(A, B)$ entre algoritmos multiobjetivo.

		NSGAII (B)	SPEA2 (B)	MO-ABC (B)
TN1	NSGAII (A)	-	1,00±0,00 ✓	1,00±0,00 ✓
	SPEA2 (A)	1,01±0,02	-	1,01±0,02 ✓
	MO-ABC (A)	1,16±0,00	1,16±0,00	-
TN2	NSGAII (A)	-	1,00±0,00 ✓	1,00±0,00 ✓
	SPEA2 (A)	1,00±0,02	-	1,00±0,00 ✓
	MO-ABC (A)	1,16±0,12	1,16±0,12	-
TN3	NSGAII (A)	-	1,00±0,00 ✗	1,00±0,00 ✓
	SPEA2 (A)	1,00±0,00	-	1,00±0,00 ✓
	MO-ABC (A)	1,13±0,00	1,13±0,00	-
TN4	NSGAII (A)	-	1,01±0,01 ✓	1,01±0,01 ✓
	SPEA2 (A)	1,02±0,01	-	1,01±0,00 ✓
	MO-ABC (A)	1,10±0,03	1,10±0,03	-
TN5	NSGAII (A)	-	1,01±0,01 ✓	1,00±0,01 ✓
	SPEA2 (A)	1,03±0,00	-	1,03±0,00 ✓
	MO-ABC (A)	1,07±0,04	1,07±0,04	-
TN6	NSGAII (A)	-	1,02±0,01 ✓	1,01±0,02 ✓
	SPEA2 (A)	1,03±0,01	-	1,02±0,01 ✓
	MO-ABC (A)	1,13±0,01	1,13±0,01	-
TN7	NSGAII (A)	-	1,03±0,02 ✓	1,01±0,01 ✓
	SPEA2 (A)	1,04±0,01	-	1,02±0,01 ✓
	MO-ABC (A)	1,09±0,05	1,10±0,04	-
TN8	NSGAII (A)	-	1,03±0,02 ✓	1,03±0,03 ✓
	SPEA2 (A)	1,05±0,03	-	1,04±0,03 ✓
	MO-ABC (A)	1,10±0,02	1,09±0,03	-
TN9	NSGAII (A)	-	1,03±0,02 ✓	1,02±0,03 ✓
	SPEA2 (A)	1,07±0,04	-	1,05±0,05 ✓
	MO-ABC (A)	1,09±0,06	1,08±0,05	-
TN10	NSGAII (A)	-	1,04±0,03 ✗	1,02±0,02 ✓
	SPEA2 (A)	1,04±0,01	-	1,02±0,02 ✓
	MO-ABC (A)	1,12±0,05	1,13±0,07	-
TN11	NSGAII (A)	-	1,03±0,03 ✓	1,01±0,01 ✓
	SPEA2 (A)	1,06±0,04	-	1,02±0,03 ✓
	MO-ABC (A)	1,17±0,09	1,17±0,09	-
TN12	NSGAII (A)	-	1,05±0,06 ✓	1,01±0,05 ✓
	SPEA2 (A)	1,05±0,03	-	1,02±0,03 ✓
	MO-ABC (A)	1,19±0,07	1,19±0,08	-

6.6 Comparativa con el estado del arte

Tabla 6.11: Redes TN1-TN4: Resumen de resultados.

	TN1	TN2	TN3	TN4	Ganador
$I_H(\text{NSGAI}) > I_H(\text{SPEA2})$	SI	SI	NO	SI	NSGAI
$I_H(\text{NSGAI}) > I_H(\text{MO-ABC})$	SI	SI	SI	SI	NSGAI
$I_H(\text{SPEA2}) > I_H(\text{MO-ABC})$	SI	SI	SI	SI	SPEA2
$SC(\text{NSGAI}, \text{SPEA2}) > SC(\text{SPEA2}, \text{NSGAI})$	SI	SI	NO	SI	NSGAI
$SC(\text{NSGAI}, \text{MO-ABC}) > SC(\text{MO-ABC}, \text{NSGAI})$	SI	SI	SI	SI	NSGAI
$SC(\text{SPEA2}, \text{MO-ABC}) > SC(\text{MO-ABC}, \text{SPEA2})$	SI	SI	SI	SI	SPEA2
$I_e(\text{NSGAI}, \text{SPEA2}) < I_e(\text{SPEA2}, \text{NSGAI})$	SI	SI	NO	SI	NSGAI
$I_e(\text{NSGAI}, \text{MO-ABC}) < I_e(\text{MO-ABC}, \text{NSGAI})$	SI	SI	SI	SI	NSGAI
$I_e(\text{SPEA2}, \text{MO-ABC}) < I_e(\text{MO-ABC}, \text{SPEA2})$	SI	SI	SI	SI	SPEA2

Tabla 6.12: Redes TN5-TN8: Resumen de resultados.

	TN5	TN6	TN7	TN8	Ganador
$I_H(\text{NSGAI}) > I_H(\text{SPEA2})$	SI	SI	SI	SI	NSGAI
$I_H(\text{NSGAI}) > I_H(\text{MO-ABC})$	SI	SI	SI	SI	NSGAI
$I_H(\text{SPEA2}) > I_H(\text{MO-ABC})$	SI	SI	SI	SI	SPEA2
$SC(\text{NSGAI}, \text{SPEA2}) > SC(\text{SPEA2}, \text{NSGAI})$	SI	SI	SI	SI	NSGAI
$SC(\text{NSGAI}, \text{MO-ABC}) > SC(\text{MO-ABC}, \text{NSGAI})$	SI	SI	SI	SI	NSGAI
$SC(\text{SPEA2}, \text{MO-ABC}) > SC(\text{MO-ABC}, \text{SPEA2})$	SI	SI	SI	SI	SPEA2
$I_e(\text{NSGAI}, \text{SPEA2}) < I_e(\text{SPEA2}, \text{NSGAI})$	SI	SI	SI	SI	NSGAI
$I_e(\text{NSGAI}, \text{MO-ABC}) < I_e(\text{MO-ABC}, \text{NSGAI})$	SI	SI	SI	SI	NSGAI
$I_e(\text{SPEA2}, \text{MO-ABC}) < I_e(\text{MO-ABC}, \text{SPEA2})$	SI	SI	SI	SI	SPEA2

Tabla 6.13: Redes TN9-TN12: Resumen de resultados.

	TN9	TN10	TN11	TN12	Ganador
$I_H(\text{NSGAI}) > I_H(\text{SPEA2})$	SI	SI	SI	SI	NSGAI
$I_H(\text{NSGAI}) > I_H(\text{MO-ABC})$	SI	SI	SI	SI	NSGAI
$I_H(\text{SPEA2}) > I_H(\text{MO-ABC})$	SI	SI	SI	SI	SPEA2
$SC(\text{NSGAI}, \text{SPEA2}) > SC(\text{SPEA2}, \text{NSGAI})$	SI	SI	SI	SI	NSGAI
$SC(\text{NSGAI}, \text{MO-ABC}) > SC(\text{MO-ABC}, \text{NSGAI})$	SI	SI	SI	SI	NSGAI
$SC(\text{SPEA2}, \text{MO-ABC}) > SC(\text{MO-ABC}, \text{SPEA2})$	SI	SI	SI	SI	SPEA2
$I_e(\text{NSGAI}, \text{SPEA2}) < I_e(\text{SPEA2}, \text{NSGAI})$	SI	NO	SI	NO	-
$I_e(\text{NSGAI}, \text{MO-ABC}) < I_e(\text{MO-ABC}, \text{NSGAI})$	SI	SI	SI	SI	NSGAI
$I_e(\text{SPEA2}, \text{MO-ABC}) < I_e(\text{MO-ABC}, \text{SPEA2})$	SI	SI	SI	SI	SPEA2

6. RESOLUCIÓN DEL PROBLEMA DE PLANIFICACIÓN DE CELDAS DE REPORTE

Tabla 6.14: Redes TNx: Comparación con algoritmos de otros autores.

		TN1	TN2	TN3	TN4	TN5	TN6	TN7	TN8	TN9	TN10	TN11	TN12
NSGAI	Min.	98535	97156	95038	173701	182331	174519	308702	287149	264204	385927	357368	370868
	Aver.	98535	97156	95038	173701	182331	174605	308859	287149	264396	387416	358777	371349
	Dev.(%)	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,05	0,05	0,00	0,07	0,38	0,39	0,13
SPEA2	Min.	98535	97156	95038	173701	182331	174519	308702	287149	264204	386721	358392	370868
	Aver.	98535	97156	95038	173701	182331	174711	308822	287149	264279	387764	359077	371331
	Dev.(%)	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,11	0,04	0,00	0,03	0,27	0,19	0,12
MO-ABC	Min.	98535	97156	95038	173701	182331	174519	309293	289690	264204	387649	359523	372145
	Aver.	98535	97156	96150	173706	182726	175872	313632	294542	265418	393738	364164	377508
	Dev.(%)	0,00	0,00	1,16	0,00	0,22	0,77	1,38	1,65	0,46	1,55	1,27	1,42
SS [42]	Min.	98535	97156	95038	173701	182331	174519	307695	287149	264204	385927	357714	370868
	Aver.	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
	Dev.	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
DE [41]	Min.	98535	97156	95038	173701	182331	174519	308401	287149	264204	386681	358167	371829
	Aver.	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
	Dev.(%)	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
HNN-BD [40]	Min.	98535	97156	95038	173701	182331	174519	308929	287149	264204	386351	358167	370868
	Aver.	98627	97655	95751	174690	182430	176050	311351	287149	264695	387820	359036	374205
	Dev.(%)	0,09	0,51	0,75	0,56	0,05	0,87	0,78	0,00	0,18	0,38	0,24	0,89
GPSO [40]	Min.	98535	97156	95038	173701	182331	174519	308401	287149	264204	385972	359191	370868
	Aver.	98535	97156	95038	174090	182331	175080	310062	287805	264475	387825	359928	373722
	Dev.(%)	0,00	0,00	0,00	0,22	0,00	0,32	0,53	0,22	0,10	0,48	0,20	0,76

obtenidos con cada metaheurística multiobjetivo las soluciones no dominadas que mejor satisfacen la función objetivo utilizada en esos trabajos relacionados, que no es más que la suma ponderada de las funciones objetivo definidas en las ecuaciones Ecuación (6.1) y Ecuación (6.2):

$$f_{SOA} = 10 \cdot f_1 + f_2. \quad (6.3)$$

Los resultados de este estudio comparativo se muestran en la Tabla 6.14, donde se utilizan los mismos estadísticos que en los trabajos con los que se compara [40–42]: mejor valor encontrado (Min.), valor medio de la Ecuación (6.3) (Aver.) y porcentaje de desviación del valor medio respecto al valor mínimo (Dev.(%)). Además se indica con "–" que el estadístico correspondiente no está disponible en ese trabajo previo. Lamentablemente ésta es la única información disponible en [40–42] y, por tanto, no es posible realizar un estudio estadístico como el definido en la Sección 6.3 con el que se pueda verificar si las diferencias entre los resultados proporcionados por cada metaheurística son estadísticamente significativas con un cierto nivel de confianza. Varias conclusiones pueden extraerse de la Tabla 6.14. En primer lugar se observa que, en general, NSGAI obtiene mejores resultados que SPEA2 y MO-ABC para la solución no dominada que mejor se ajusta a la función

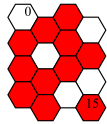
objetivo dada por la Ecuación (6.3). En segundo lugar, se aprecia que las metaheurísticas multiobjetivo propuestas en esta Tesis Doctoral son capaces no sólo de obtener buenos conjuntos de soluciones no dominadas (véase la Fig. 6.3) sino que también obtienen en la mayoría de las redes al menos una solución no dominada que iguala en calidad a la mejor solución encontrada con técnicas de optimización de un único objetivo. Por último, se puede observar que además NSGAI y SPEA2 obtienen, en la mayoría de las redes, resultados más estables que las metaheurísticas propuestas en [40]. La Fig. 6.4 muestra una representación gráfica de la solución no dominada (obtenida por las metaheurísticas propuestas en esta Tesis Doctoral) que mejor se ajusta a la función objetivo dada por la Ecuación (6.3).

6.7 Comparativa con el optimizador CPLEX

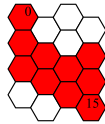
En esta sección se muestra una comparativa con el optimizador de alto rendimiento CPLEX. Este optimizador está integrado dentro del kit de herramientas IBM ILOG CPLEX Optimization Studio, el cual está diseñado para tratar distintos tipos problemas de optimización utilizando para ello programación matemática y restricciones. Esta herramienta de optimización permite tratar problemas de programación entera, lineal, no-convexa cuadrática y convexa [123]. El fin último de esta sección es mostrar las ventajas de utilizar técnicas de optimización evolutiva frente a otras técnicas de optimización para tratar el Problema de Planificación de Celdas de Reporte (RCPP). Los resultados de este estudio se recogen en la Tabla 6.15, donde se puede observar que el optimizador CPLEX sólo es capaz de igualar a las técnicas de optimización evolutiva en las redes más pequeñas (redes TN1 a TN3). Además se puede observar que el comportamiento de CPLEX empeora a medida que se aumenta la complejidad de la red, i.e. a medida que se aumenta el número de celdas de la red. En esta comparativa se ha limitado el tiempo de ejecución de CPLEX a 10 veces el tiempo de ejecución de la metaheurística multiobjetivo más lenta cuando optimiza una de las redes más complejas (i.e. redes de 100 celdas). El tiempo de ejecución de la metaheurística multiobjetivo más lenta (SPEA2) cuando optimiza la red TN12 es de aproximadamente 9 minutos. Por tanto, se puede concluir que las técnicas de optimización evolutiva permiten obtener soluciones de mayor calidad en mucho menos tiempo.

6. RESOLUCIÓN DEL PROBLEMA DE PLANIFICACIÓN DE CELDAS DE REPORTE

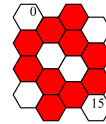
Figura 6.4: Redes TNx: Representación gráfica de las mejores soluciones encontradas.



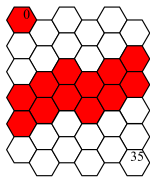
(a) TN1.



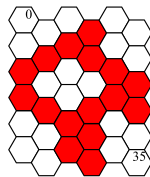
(b) TN2.



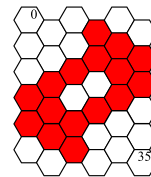
(c) TN3.



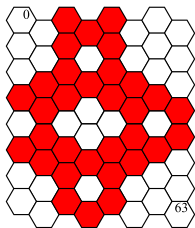
(d) TN4.



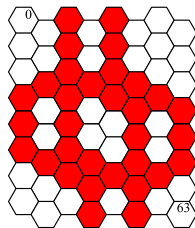
(e) TN5.



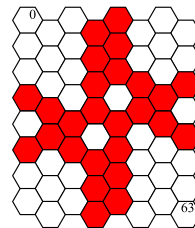
(f) TN6.



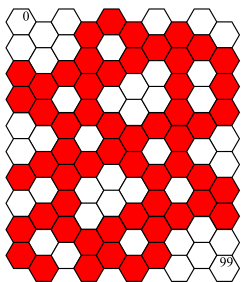
(g) TN7.



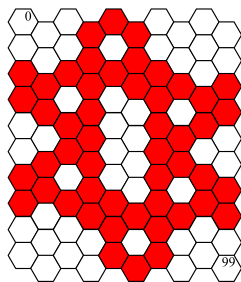
(h) TN8.



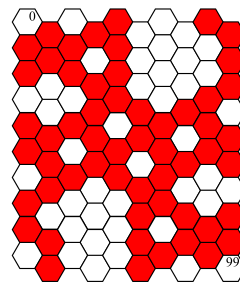
(i) TN9.



(j) TN10.



(k) TN11.



(l) TN12.

Tabla 6.15: RCPP: Comparación con el optimizador CPLEX.

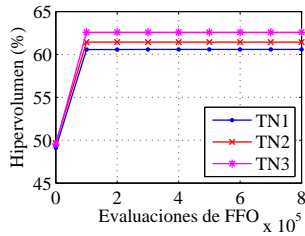
		TN1	TN2	TN3	TN4	TN5	TN6	TN7	TN8	TN9	TN10	TN11	TN12
CPLEX	Min.	98535	97156	95038	181677	200990	186481	375103	351505	407457	514504	468118	514514
	Aver.	98535	97156	95038	181677	200990	186481	375103	351505	407457	514504	468118	514514
	Dev.(%)	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
NSGAI	Min.	98535	97156	95038	173701	182331	174519	308702	287149	264204	385927	357368	370868
	Aver.	98535	97156	95038	173701	182331	174605	308859	287149	264396	387416	358777	371349
	Dev.(%)	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,05	0,05	0,00	0,07	0,38	0,39	0,13
SPEA2	Min.	98535	97156	95038	173701	182331	174519	308702	287149	264204	386721	358392	370868
	Aver.	98535	97156	95038	173701	182331	174711	308822	287149	264279	387764	359077	371331
	Dev.(%)	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,11	0,04	0,00	0,03	0,27	0,19	0,12
MO-ABC	Min.	98535	97156	95038	173701	182331	174519	309293	289690	264204	387649	359523	372145
	Aver.	98535	97156	96150	173706	182726	175872	313632	294542	265418	393738	364164	377508
	Dev.(%)	0,00	0,00	1,16	0,00	0,22	0,77	1,38	1,65	0,46	1,55	1,27	1,42
SS [42]	Min.	98535	97156	95038	173701	182331	174519	307695	287149	264204	385927	357714	370868
	Aver.	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
	Dev.	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
DE [41]	Min.	98535	97156	95038	173701	182331	174519	308401	287149	264204	386681	358167	371829
	Aver.	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
	Dev.(%)	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
HNN-BD [40]	Min.	98535	97156	95038	173701	182331	174519	308929	287149	264204	386351	358167	370868
	Aver.	98627	97655	95751	174690	182430	176050	311351	287149	264695	387820	359036	374205
	Dev.(%)	0,09	0,51	0,75	0,56	0,05	0,87	0,78	0,00	0,18	0,38	0,24	0,89
GPSO [40]	Min.	98535	97156	95038	173701	182331	174519	308401	287149	264204	385972	359191	370868
	Aver.	98535	97156	95038	174090	182331	175080	310062	287805	264475	387825	359928	373722
	Dev.(%)	0,00	0,00	0,00	0,22	0,00	0,32	0,53	0,22	0,10	0,48	0,20	0,76

6.8 Análisis de convergencia

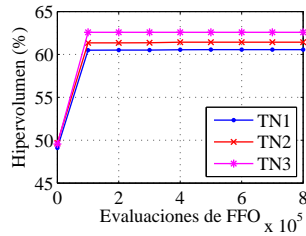
En esta sección se analiza la convergencia de las técnicas de optimización multiobjetivo propuestas en esta Tesis Doctoral cuando optimizan el Problema de Planificación de Celdas de Reporte (RCPP). Con ello se pretende medir la velocidad de optimización de estas metaheurísticas y conocer al mismo tiempo si estos optimizadores obtienen conjuntos estables de soluciones no dominadas. Para tal fin, se ha medido la variación del indicador de hipervolumen en tiempo de ejecución con respecto al número de evaluaciones de las funciones objetivo.

Los resultados de este estudio se muestran en las figuras Fig. 6.5, Fig. 6.7, Fig. 6.9 y Fig. 6.11. Tal y como se puede observar en estas figuras, tanto NSGAI como SPEA2 son capaces de obtener rápidamente buenos conjuntos de soluciones no dominadas. De hecho, en apenas 300.000 evaluaciones de las funciones objetivo estos dos métodos son capaces de alcanzar el grueso del valor de hipervolumen en las redes más complejas (redes TN10, TN11 y TN12). Además, se aprecia que el optimizador MO-ABC es peor y más lento que NSGAI y SPEA2, ya que obtiene peores valores del indicador de hipervolumen y necesita

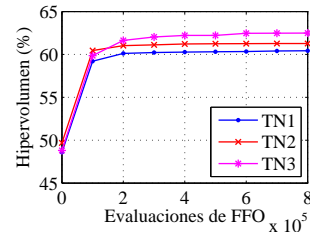
6. RESOLUCIÓN DEL PROBLEMA DE PLANIFICACIÓN DE CELDAS DE REPORTE



(m) Algoritmo: NSGAI.

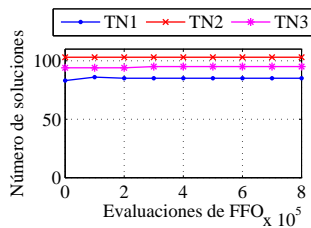


(n) Algoritmo: SPEA2.

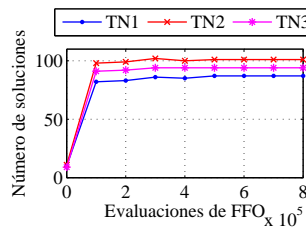


(o) Algoritmo: MO-ABC.

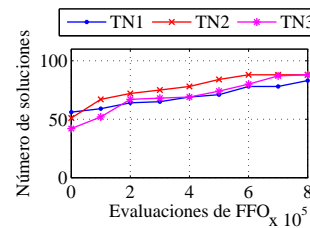
Figura 6.5: Redes TN1-TN3: Estudio de convergencia considerando el valor de Hipervolumen.



(a) Algoritmo: NSGAI.



(b) Algoritmo: SPEA2.



(c) Algoritmo: MO-ABC.

Figura 6.6: Redes TN1-TN3: Estudio de convergencia considerando el número de soluciones no dominadas.

un mayor número de evaluaciones de las funciones objetivo para alcanzar valores estables de este indicador.

Por el otro lado, si se representa la variación del número de soluciones no dominadas con respecto al número de evaluaciones de las funciones objetivo (véase las figuras Fig. 6.6, Fig. 6.8, Fig. 6.10, y Fig. 6.12), se llega a la conclusión de que, aunque el grueso del valor de hipervolumen se alcanza en las primeras generaciones, es necesario mantener la búsqueda de los optimizadores para obtener frentes de Pareto con un gran número de soluciones no dominadas. Esto también se observó al estudiar la convergencia de las metaheurísticas propuestas cuando optimizan el Problema de Planificación de Áreas de Registro, véase la Sección 5.8. En estas últimas figuras se aprecia que es NSGAI el optimizador con el que se obtiene un mayor número de soluciones no dominadas, seguido por SPEA2 y quedando MO-ABC en tercer y último lugar, muy por debajo de NSGAI.

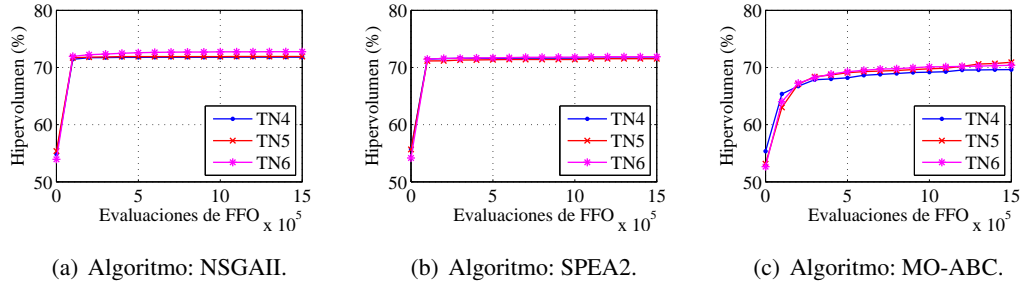


Figura 6.7: Redes TN4-TN6: Estudio de convergencia considerando el valor de Hipervolumen.

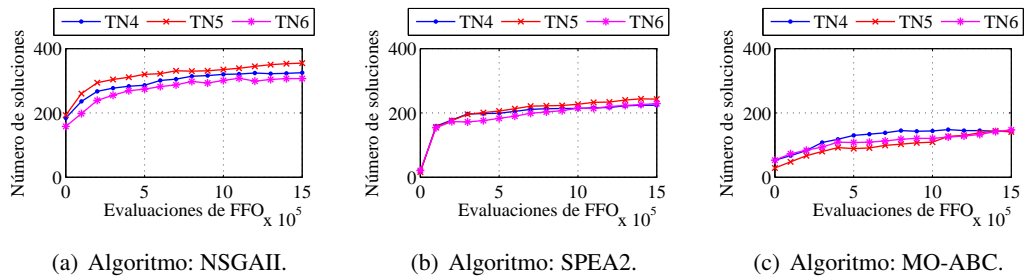


Figura 6.8: Redes TN4-TN6: Estudio de convergencia considerando el número de soluciones no dominadas.

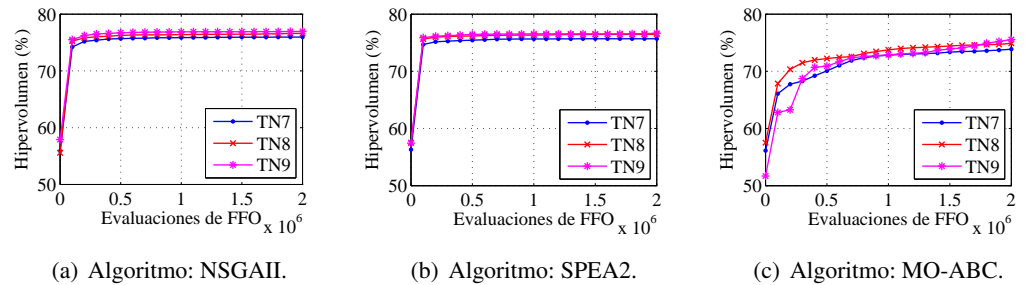


Figura 6.9: Redes TN7-TN9: Estudio de convergencia considerando el valor de Hipervolumen.

6. RESOLUCIÓN DEL PROBLEMA DE PLANIFICACIÓN DE CELDAS DE REPORTE

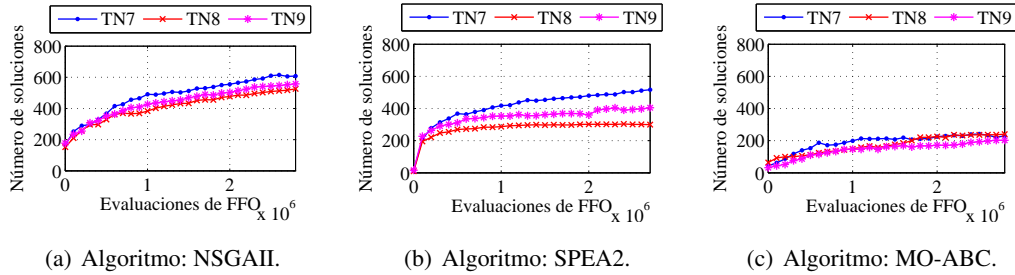


Figura 6.10: Redes TN7-TN9: Estudio de convergencia considerando el número de soluciones no dominadas.

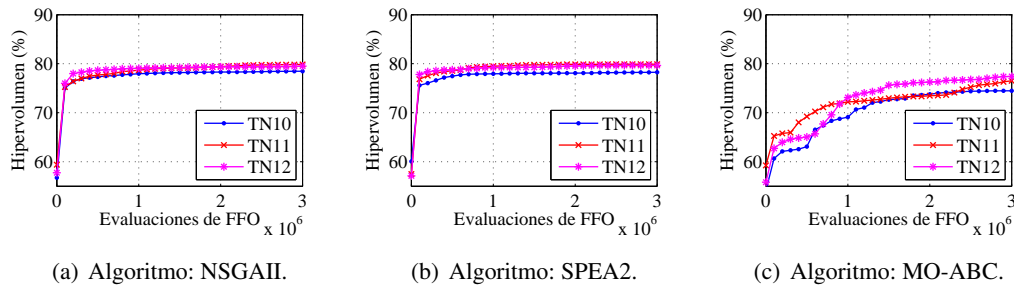


Figura 6.11: Redes TN10-TN12: Estudio de convergencia considerando el valor de Hipervolumen.

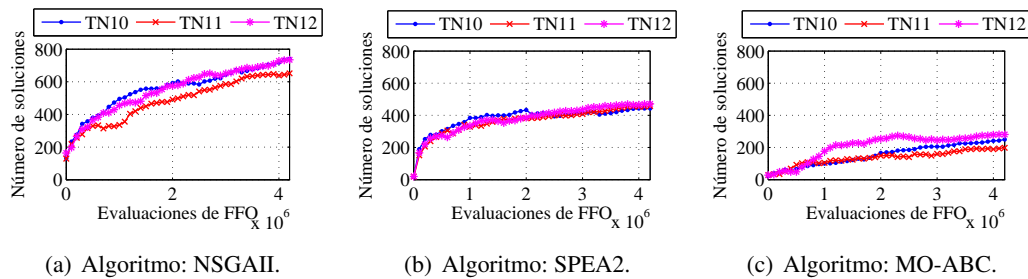


Figura 6.12: Redes TN10-TN12: Estudio de convergencia considerando el número de soluciones no dominadas.

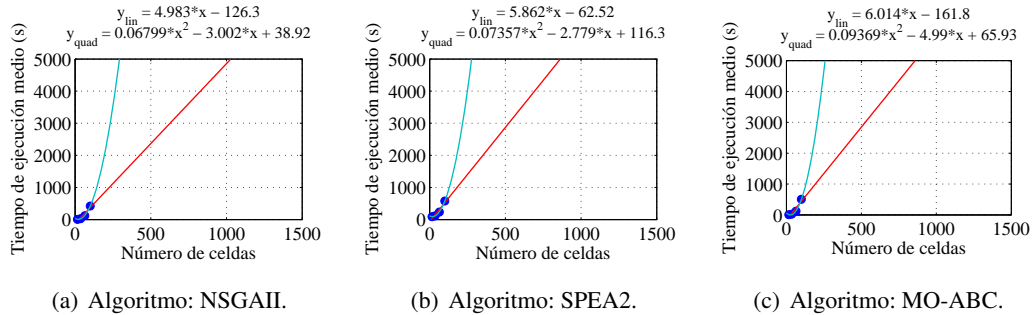


Figura 6.13: Estudio de escalabilidad.

6.9 Estudio de escalabilidad

Por último, en esta sección se analiza la variación en el tiempo de ejecución de las metaheurísticas propuestas en esta Tesis Doctoral a medida que se aumenta el número de celdas de red. Con este estudio lo que se pretende es realizar un ajuste de curvas sobre los tiempos de ejecución en cada conjunto de redes para, posteriormente, obtener una ecuación matemática que permita estimar el tiempo de cómputo que requeriría cada metaheurística en la optimización de redes de miles de celdas, como puede ser el caso de redes microcelulares en ciudades.

Los resultados de este análisis se presentan en la Fig. 6.13, donde se han realizado un ajuste lineal (y_{lin}) y un ajuste cuadrático (y_{quad}). En esta figura se observa que los tiempos de ejecución de cada metaheurística se ajustan bastante bien a una curva de segundo orden. De hecho, el valor del coeficiente de determinación para estos ajustes es de $R^2 = 0,9996$ para NSGAI, $R^2 = 0,9993$ para SPEA2 y de $R^2 = 0,9977$ para MO-ABC. Para el caso lineal el ajuste no es tan bueno, obteniéndose valores de $R^2 = 0,9145$ para NSGAI, $R^2 = 0,9003$ para SPEA2 y de $R^2 = 0,8726$ para MO-ABC. Esto último puede ser debido a que el número de veces que se aplica un procedimiento de mutación por individuo y por generación se determina aleatoriamente en función del número de celdas de la red, método que permite obtener soluciones competitivas a costa de incrementar el tiempo de ejecución de los optimizadores.

Por el otro lado, se puede apreciar que el optimizador más rápido y con el que se consigue el mejor comportamiento a medida que se aumenta el número de celdas es NSGAI, seguido de SPEA2 y quedando MO-ABC en tercer lugar. De hecho y de acuerdo a estos

6. RESOLUCIÓN DEL PROBLEMA DE PLANIFICACIÓN DE CELDAS DE REPORTE

ajustes cuadráticos, el tiempo de ejecución que requerirían estas metaheurísticas al optimizar redes de 1.000 celdas sería aproximadamente de 18 horas para NSGAI, 20 horas para SPEA2 y 25 horas para MO-ABC. Estos tiempos, aunque muy superiores a los obtenidos en el Problema de Planificación de Áreas de Registro (véase la Sección 5.9) son perfectamente asumibles. En cualquier caso, si se desea reducir el tiempo de ejecución de estas metaheurísticas multiobjetivo siempre se puede recurrir a técnicas de paralelismo en sistemas paralelos de memoria compartida (procesadores multicore o multiprocesadores) y/o distribuida (clústeres de computación).

Análisis de distintas estrategias de gestión de movilidad

7.1 Introducción

Tras demostrar la calidad de las técnicas de optimización multiobjetivo desarrolladas en esta Tesis Doctoral (véase el Capítulo 5 y el Capítulo 6), el siguiente paso en nuestra investigación consiste en utilizar el mejor de estos optimizadores para analizar de forma multiobjetivo distintas estrategias de gestión de movilidad, entendiéndose por estrategia de gestión de movilidad a una estrategia de actualización de localización (i.e. basada en áreas de registro o basada en celdas de reporte) junto con un procedimiento de paginación específico. El estudio llevado a cabo en este capítulo supone un avance significativo con respecto al estado del arte por varios motivos. En primer lugar, un estudio multiobjetivo permite analizar el comportamiento de cada una de las estrategias de gestión de movilidad en todo el espacio objetivo. En segundo lugar y también relacionado con el uso de optimización multiobjetivo, se evita la dependencia de los resultados con la configuración de red utilizada para gestionar la actualización de la localización de las estaciones móviles. Esto es porque, para cada procedimiento de paginación, el optimizador obtiene las configuraciones de red que minimizan simultáneamente el tráfico de señalización debido a actualizaciones de localización y debido a mensajes de paginación. Por tanto, se puede analizar por separado el tráfico de señalización generado por cada uno de estos dos procedimientos en cada estrategia de gestión de movilidad. Y en tercer lugar, se estudia cada estrategia de actualización de localización considerando distintos procedimientos de paginación. Tal y como

7. ANÁLISIS DE DISTINTAS ESTRATEGIAS DE GESTIÓN DE MOVILIDAD

se comentó previamente en el Capítulo 2, los trabajos relacionados pueden clasificarse en tres grandes grupos. En el primero de ellos se asume una determinada configuración para gestionar la actualización de la localización de las estaciones móviles y se busca minimizar la carga de señalización debida exclusivamente al procedimiento de paginación. Por lo tanto, los resultados obtenidos en esos trabajos son dependientes de la configuración de red utilizada para gestionar la actualización de la localización, una configuración de red no optimizada. Esto es debido a que una configuración de red puede ser más favorable para un determinado procedimiento de paginación. El segundo y el tercer grupo están formados por trabajos que proponen optimizadores para encontrar las mejores configuraciones posibles de áreas de registro o de celdas de reporte respectivamente. En esos trabajos se asume una formulación mono-objetivo ¹, lo que sólo permite analizar un único punto del espacio objetivo y tiene asociado una serie de inconvenientes (véase la Sección 2.1). Además en esos trabajos sólo se estudia un único procedimiento de paginación. El esquema de paginación utilizado en esos trabajos suele ser normalmente el procedimiento de paginación simultánea por ser el más sencillo de implementar.

En este capítulo se realizan dos tipos de estudios. En el primero de ellos, se analizan de forma multiobjetivo las distintas estrategias de gestión de movilidad, y en el segundo estudio se realiza una comparación del tráfico de señalización generado por cada estrategia de gestión de movilidad. Para ello, se buscarán en los frentes de Pareto las soluciones no dominadas que minimizan el tráfico de señalización asociado a la gestión de movilidad, donde se asume que el coste en realizar una actualización de localización es 10 veces superior al coste en mandar un mensaje de paginación, tal y como se asume en la mayoría de los trabajos publicados en la literatura.

El optimizador utilizado en este capítulo será nuestra versión del algoritmo NSGAI, presentado en la Sección 4.6.1. Se ha elegido este optimizador porque es con el que se han obtenido, en global, los mejores resultados tanto en el Problema de Planificación de Áreas de Registro (RAPP, véase el Capítulo 5) como en el Problema de Planificación de Celdas de Reporte (RCPP, véase el Capítulo 6). Además, NSGAI ha demostrado ser el optimizador más rápido en ambos problemas de optimización, tal y como puede verse en las secciones Sección 5.9 y Sección 6.9. Debido a que este optimizador es una metaheurística estocástica, es necesario realizar un estudio estadístico con el fin de determinar si las diferencias

¹Véase por ejemplo la Ecuación (5.3) para el Problema de Planificación de Áreas de Registro o la Ecuación (6.3) para el Problema de Planificación de Celdas de Reporte.

7.2 Metodología experimental y especificaciones del hardware y software utilizado

entre los resultados obtenidos con cada estrategia de gestión de movilidad son estadísticamente significativas con un cierto nivel de confianza. La metodología experimental seguida en este capítulo se define en la Sección 7.2. Por el otro lado, como instancias se utilizan las trazas de actividad móvil definidas en la Sección 5.2.3, pues presentan características muy similares a la actividad medida en redes reales. Además, se usa la formulación definida inicialmente en esta Tesis Doctoral (véase el Capítulo 3), formulación que permite representar fielmente la actividad móvil debida a la gestión de movilidad en una red de telefonía móvil pública terrestre.

7.1.1 Organización del capítulo

El resto del capítulo se organiza de la siguiente manera. La metodología experimental así como las especificaciones del hardware y software utilizados se detallan en la Sección 7.2. El análisis multiobjetivo de los distintos procedimientos de paginación se recoge en la Sección 7.3 para una estrategia de actualización de localización basada en áreas de registro y en la Sección 7.4 para una estrategia de actualización de localización basada en celdas de reporte. En la Sección 7.5 se presenta la comparación multiobjetivo de las distintas estrategias de gestión de movilidad. Por último, en la Sección 7.6 se muestra el análisis del tráfico de señalización (a nivel de mensajes de señalización) generado por cada estrategia de gestión de movilidad.

7.2 Metodología experimental y especificaciones del hardware y software utilizado

La metodología experimental seguida en este capítulo será la misma que la seguida en los capítulos anteriores. Es decir, se realizará un estudio estadístico sobre los resultados obtenidos con el optimizador multiobjetivo (NSGAI) para cada estrategia de gestión de movilidad con el fin de determinar si las diferencias son estadísticamente significativas con un nivel de confianza del 95 %. Para ello, es necesario realizar previamente 31 ejecuciones independientes del optimizador para cada estrategia de gestión de movilidad. El primer paso en este estudio estadístico consiste en aplicar el test de Kolmogorov-Smirnov para determinar si las muestras de los experimentos siguen una distribución normal. En caso afirmativo, se usa el test de Levene para comprobar la homogeneidad de las varianzas. Por último y siempre que el test de Levene sea positivo, se chequea si las diferencias entre

7. ANÁLISIS DE DISTINTAS ESTRATEGIAS DE GESTIÓN DE MOVILIDAD

los valores medios de los experimentos son estadísticamente significativas por medio del test de ANOVA. Si el test de Kolmogorov-Smirnov o el test de Levene resultase negativo, se aplica el test U de Mann-Whitney para comprobar si las diferencias entre los valores medianos de los experimentos son estadísticamente significativas. En cuanto a la configuración de NSGAI, se utilizará la misma configuración que la mostrada en la Tabla 5.4 para las redes reales: $N_{pop} = 300$, $N_g = 3.000$, $P_C = 0,90$ y $P_M = 0,25$.

Tal y como se ha comentado previamente en la Sección 7.1, en este capítulo se realizan dos tipos de estudios. El primero consiste en analizar de forma multiobjetivo las distintas estrategias de gestión de movilidad. Por el otro lado, en el segundo estudio comparativo se analiza el tráfico de señalización (a nivel de mensajes) generado por cada estrategia de gestión de movilidad. Para ello, es necesario buscar en los frentes de Pareto la solución no dominada que minimiza el tráfico de señalización asociado con la gestión de movilidad. En este segundo estudio se asume que la carga de señalización por actualización de localización es 10 veces superior a la carga de señalización necesaria para mandar un mensaje de paginación y, además, se representa la carga total normalizada respecto al número de mensajes de señalización por mensaje de paginación. Esta simplificación se asume en la mayoría de los trabajos relacionados [24, 28–36, 38–42, 45–47] porque la carga real de señalización es dependiente de la arquitectura de la red troncal, la cual no suele estar a disposición de la comunidad científica y técnica por motivos de secreto empresarial.

En este capítulo todos los experimentos han sido realizados en un clúster de computación con las siguientes especificaciones:

- Clúster con 128 núcleos Intel Xeon 2,33 GHz y 128 GB de RAM con Scientific Linux 6.1.
- Clúster heterogéneo con 36 núcleos Intel Xeon 2,33 GHz y 3,00 GHz, y 36 GB de RAM con Scientific Linux 6.1.
- Clúster con 192 núcleos AMD Opteron 2,20 GHz y 256 GB de RAM con Scientific Linux 6.1.

Al igual que en los capítulos anteriores, el código fuente ha sido programado en C y compilado con gcc 4.4.5. Como entorno de programación en C se ha utilizado el software de dominio público Netbeans.

7.3 Análisis multiobjetivo de estrategias de paginación considerando áreas de registro

En esta sección se analizan los conjuntos de soluciones no dominadas obtenidos para los procedimientos de paginación definidos en las secciones Sección 3.3.1 - Sección 3.3.2.3, considerando un procedimiento de actualización de localización basado en áreas de registro. Para cada una de estas estrategias de gestión de movilidad se proporcionan los valores estadísticos de hipervolumen (mediana y rango intercuartílico con el formato $\tilde{I}_H(A) \pm_{iqr}$) obtenidos en cada una de las redes definidas en la Sección 5.2.3, así como una representación gráfica de los frentes Pareto asociados con el valor mediana del hipervolumen. Para poder comparar las distintas estrategias de gestión de movilidad mediante el indicador de hipervolumen es necesario utilizar los mismos puntos de referencia en todas ellas. Es por eso que se utilizan los puntos de referencia asociados a la paginación simultánea, procedimiento para el que se obtienen los máximos valores del coste de paginación. Las funciones objetivo utilizadas por NSGAII a lo largo de esta sección vienen dadas por la Ecuación (3.1) y la Ecuación (3.2). La única diferencia de un procedimiento de paginación a otro reside en la forma en la que se agrupan las celdas de la red en áreas de paginación, i.e. en el valor que toma la variable $\varphi_{t,u}$.

7.3.1 Paginación simultánea

Los resultados obtenidos con NSGAII para la paginación simultánea se muestran en esta sección. En este estudio el valor que toma $\varphi_{t,u}$ se define en la Ecuación (3.5). Como se puede observar en la Fig. 7.1, NSGAII es capaz de encontrar muy buenos frentes de Pareto, con soluciones no dominadas que se extienden entre las dos configuraciones extremas de áreas de registro en todas las redes. De hecho, en la Tabla 7.1 se observa que, en todas las redes, se obtienen altos valores del indicador de hipervolumen (superior al 94 % del área total del espacio objetivo). En esta tabla también se muestran los puntos de referencia necesarios para el cálculo del hipervolumen. Es importante destacar que estos puntos de referencia son diferentes a los mostrados en la Tabla 5.14 del Capítulo 5. Eso es porque en este capítulo se utiliza otra formulación que nos permite representar con precisión la actividad móvil de una red de telefonía móvil pública terrestre.

7. ANÁLISIS DE DISTINTAS ESTRATEGIAS DE GESTIÓN DE MOVILIDAD

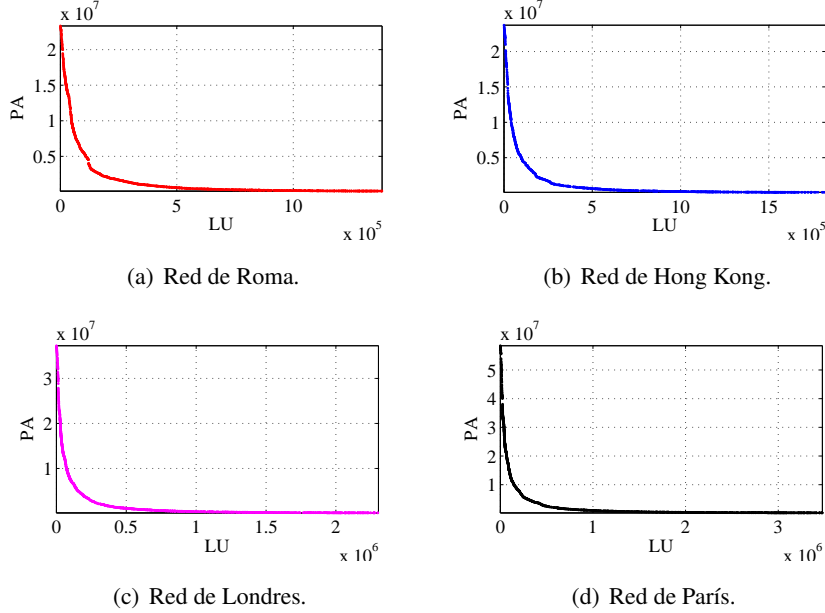


Figura 7.1: Áreas de registro y paginación simultánea: Frentes de Pareto obtenidos.

Tabla 7.1: Áreas de registro y paginación simultánea: Estadísticas de hipervolumen.

	Roma	Hong Kong	Londres	París
LU_{\max}	1.381.003	1.822.841	2.303.888	3.475.953
LU_{\min}	0	0	0	0
PA_{\max}	23.341.478	23.728.980	37.283.184	58.455.420
PA_{\min}	107.071	107.859	135.084	169.436
$\tilde{I}_H(A) \pm_{iqr}$	$94,16 \pm_{0,13}$	$95,70 \pm_{0,02}$	$96,35 \pm_{0,04}$	$96,84 \pm_{0,04}$

7.3.2 Paginación geométrica

En esta sección se analiza de forma multiobjetivo el comportamiento del esquema de paginación geométrica considerando una estrategia de actualización de localización basada en áreas de registro. En este caso, $\varphi_{t,u}$ se define en la Ecuación 3.10, donde el valor que toma $A_{t,u,j}$ se explica con un ejemplo en la Sección 3.3.2.1. Tal y como se comentó previamente en esa sección, el comportamiento de este esquema de paginación se analiza para cuatro umbrales de probabilidad diferentes: G- PA_n , donde n hace referencia al número de anillos concéntricos dentro de la primera área de paginación. Para una explicación detallada de este procedimiento de paginación, consulte la Sección 3.3.2.1.

7.3 Análisis multiobjetivo de estrategias de paginación considerando áreas de registro

Tabla 7.2: Áreas de registro y paginación geométrica: Estadísticas de hipervolumen.

	Roma	Hong Kong	Londres	París
G-PA1	$97,72 \pm 4,84e-2 \triangleleft \triangleright \diamond$	$98,24 \pm 1,79e-2 \triangleleft \triangleright \diamond$	$98,51 \pm 1,57e-2 \triangleleft \triangleright \diamond$	$98,70 \pm 1,98e-2 \triangleleft \triangleright \diamond$
G-PA2	$97,59 \pm 5,78e-2 \ominus \triangleright \diamond$	$98,17 \pm 3,56e-2 \ominus \triangleright \diamond$	$98,46 \pm 1,29e-2 \ominus \triangleright \diamond$	$98,65 \pm 1,64e-2 \ominus \triangleright \diamond$
G-PA3	$97,32 \pm 5,21e-2 \ominus \triangleleft \diamond$	$97,97 \pm 2,30e-2 \ominus \triangleleft \diamond$	$98,30 \pm 1,31e-2 \ominus \triangleleft \diamond$	$98,48 \pm 1,58e-2 \ominus \triangleleft \diamond$
G-PA4	$96,95 \pm 3,14e-2 \ominus \triangleleft \triangleright$	$97,79 \pm 1,66e-2 \ominus \triangleleft \triangleright$	$98,18 \pm 1,83e-2 \ominus \triangleleft \triangleright$	$98,34 \pm 1,46e-2 \ominus \triangleleft \triangleright$

\ominus significa que la diferencia con respecto a G-PA1 es estadísticamente significativa

\triangleleft significa que la diferencia con respecto a G-PA2 es estadísticamente significativa

\triangleright significa que la diferencia con respecto a G-PA3 es estadísticamente significativa

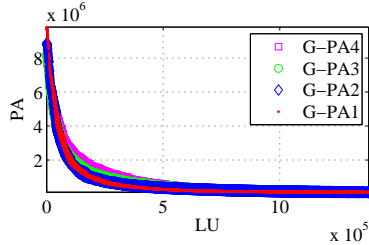
\diamond significa que la diferencia con respecto a G-PA4 es estadísticamente significativa

Una representación gráfica de los frentes de Pareto obtenidos para cada umbral de probabilidad en cada una de las redes se muestra en la Fig. 7.2. De esta figura se pueden obtener varias conclusiones. En primer lugar, si se compara esta figura con la Fig. 7.1, se observa que con el esquema de paginación geométrica se puede reducir considerablemente el coste de paginación máximo con respecto al obtenido en la paginación simultánea. En segundo lugar, se aprecia que nuestra versión de NSGAI también proporciona buenos conjuntos de soluciones no dominadas en esta estrategia de paginación. Y en tercer lugar, si se combinan los frentes de Pareto obtenidos en cada umbral de probabilidad y se extraen las soluciones no dominadas de ese frente combinado (véase las figuras Fig. 7.2(b), Fig. 7.2(d), Fig. 7.2(f) y Fig. 7.2(h)), se puede observar que cada umbral de probabilidad tiene su propia región no dominada en el espacio objetivo. Este comportamiento del esquema de paginación geométrica no hubiese sido detectado sin un análisis multiobjetivo y, además, permite indicar al operador de red qué umbral de probabilidad debe utilizar en función de la configuración de áreas de registro (i.e. solución no dominada) elegida.

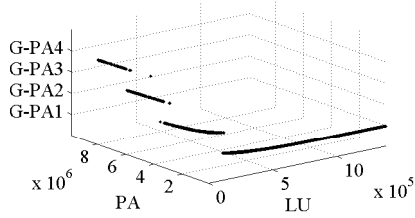
Por el otro lado, en la Tabla 7.2 se muestran los valores estadísticos de hipervolumen para cada uno de los umbrales de probabilidad. Con el fin de poder comparar con la paginación simultánea a nivel de hipervolumen, estos valores han sido obtenidos considerando los puntos de referencia de la Tabla 7.1. Como se puede apreciar en la Tabla 7.2, es posible incrementar considerablemente el valor de hipervolumen con un poco de inteligencia en el procedimiento de paginación. Esto se traduce en que se obtienen configuraciones de red que generan un menor tráfico de señalización para gestionar la movilidad de los abonados. Además, se observa que el valor de hipervolumen decrece progresivamente a medida que

7. ANÁLISIS DE DISTINTAS ESTRATEGIAS DE GESTIÓN DE MOVILIDAD

Red de Roma.



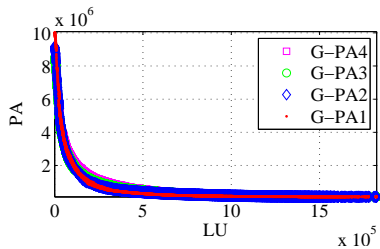
(a) Frente de Pareto por umbral



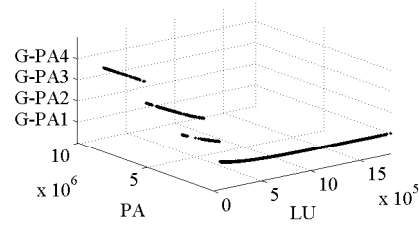
(b) Soluciones no dominadas por umbral.

Vista 3D

Red de Hong Kong.



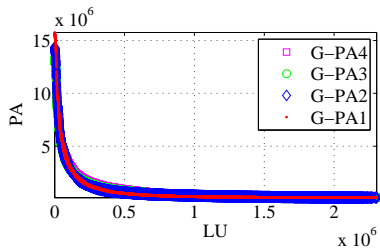
(c) Frente de Pareto por umbral



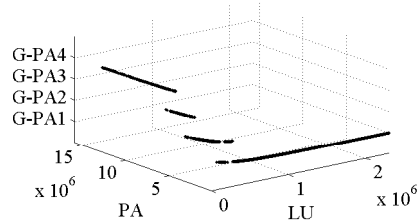
(d) Soluciones no dominadas por umbral.

Vista 3D

Red de Londres.



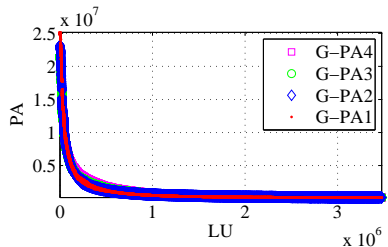
(e) Frente de Pareto por umbral



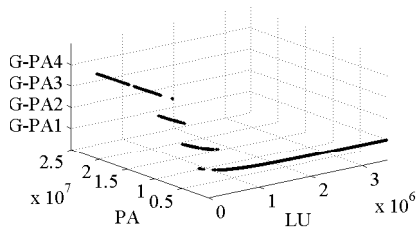
(f) Soluciones no dominadas por umbral.

Vista 3D

Red de París.



(g) Frente de Pareto por umbral



(h) Soluciones no dominadas por umbral.

Vista 3D

Figura 7.2: Áreas de registro y paginación geométrica: Frentes de Pareto obtenidos.

7.3 Análisis multiobjetivo de estrategias de paginación considerando áreas de registro

Tabla 7.3: Áreas de registro y paginación basada en tiempo de permanencia: Estadísticas de hipervolumen.

Roma	Hong Kong	Londres	París
98,59±0,04	98,86±0,02	99,05±0,01	99,17±0,01

se aumenta el tamaño de la primera área de paginación (i.e. a medida que n aumenta), por lo que, según el indicador de hipervolumen, G-PA1 es el umbral de probabilidad con el que se obtienen los mejores conjuntos de soluciones no dominadas.

7.3.3 Paginación basada en tiempo de permanencia

Los resultados obtenidos para el esquema de paginación basada en tiempo de permanencia se muestran en la Fig. 7.3 y en la Tabla 7.3. Una explicación más detallada de este procedimiento de paginación puede verse en la Sección 3.3.2.2. Al igual que en la sección anterior, los valores de hipervolumen se han calculado utilizando los puntos de referencia de la paginación simultánea (véase la Tabla 7.1). Tal y como se puede apreciar en la Fig. 7.3, NSGAI es capaz de obtener buenos conjuntos de soluciones no dominadas también en este procedimiento de paginación y, además, si se compara la Fig. 7.3 con la Fig. 7.2 y la Fig. 7.1, se observa que con un esquema de paginación basado en el tiempo de permanencia se consigue reducir aún más el coste máximo de paginación.

Por el otro lado, en la Tabla 7.3 se observa que los valores de hipervolumen obtenidos en este procedimiento de paginación son superiores a los obtenidos con la paginación geométrica y a los obtenidos con la paginación simultánea. Por tanto, se puede concluir que, de acuerdo al indicador de hipervolumen, el esquema de paginación analizado en esta sección es más eficiente que los esquemas de paginación vistos en la Sección 7.3.2 y en la Sección 7.3.1.

7.3.4 Paginación basada en modelos de cadenas de Markov

Esta sección muestra el análisis multiobjetivo del esquema de paginación probabilístico basado en modelos de cadenas de Markov considerando una estrategia de actualización de localización basada en áreas de registro. Una descripción detallada de este procedimiento de paginación puede encontrarse en la Sección 3.3.2.3. Los resultados de este análisis se

7. ANÁLISIS DE DISTINTAS ESTRATEGIAS DE GESTIÓN DE MOVILIDAD

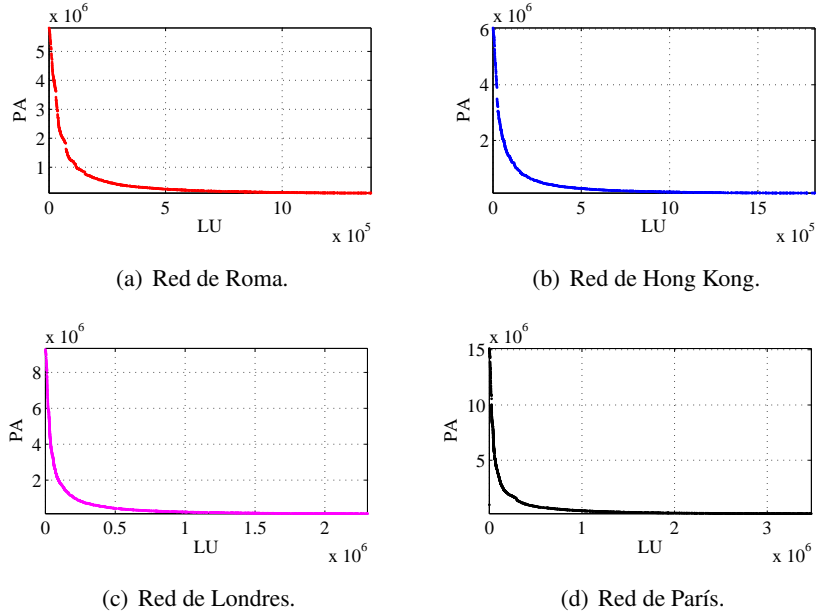


Figura 7.3: Áreas de registro y paginación basada en tiempo de permanencia: Frentes de Pareto obtenidos.

muestran en la Fig. 7.5 y en la Tabla 7.4, donde se recogen datos de las tres principales estrategias de agrupación de celdas en áreas de registro¹: paginación inversa, paginación semi-inversa y paginación uniforme. Alternativamente a esas tres posibilidades de paginación secuencial, se propone un método para obtener configuraciones cuasi-óptimas de áreas de paginación. Para ello, si se representa la variación del coste de paginación con el umbral de probabilidad elegido, se observa que esta variación se puede aproximar con un polinomio de segundo orden y, por tanto, es posible obtener un umbral de probabilidad cuasi-óptimo utilizando un método de interpolación cuadrática. Una representación gráfica de la variación del coste de paginación con el umbral seleccionado para la red de Roma considerando 10, 20 y 50 áreas de registro se muestra en la Fig. 7.4. Con este método, se obtienen umbrales de probabilidad cuasi-óptimos con una desviación (en media) del valor óptimo de aproximadamente 0.29 %. Este valor de desviación se ha obtenido tras realizar el estudio en un conjunto de 1.000 configuraciones diferentes de áreas de registro. Con el fin de medir la bondad del método en un amplio rango de posibilidades, este estudio se

¹Las estrategias de paginación inversa, paginación semi-inversa y paginación uniforme se explican en la Sección 3.3.2.3

7.3 Análisis multiobjetivo de estrategias de paginación considerando áreas de registro

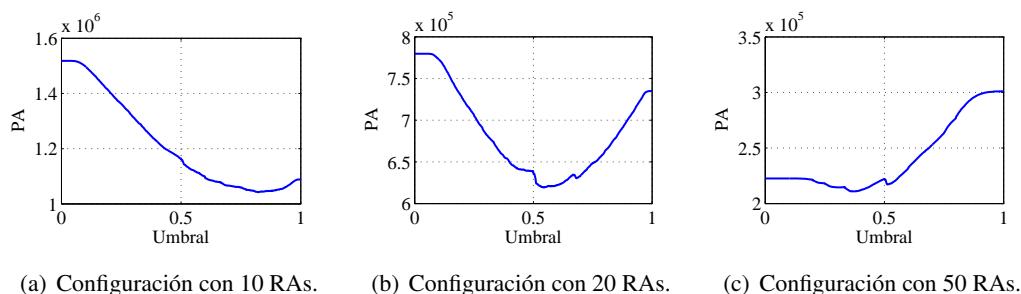


Figura 7.4: Áreas de registro y paginación basada en modelos de cadenas de Markov: Relación entre el coste de paginación y el umbral de probabilidad seleccionado.

Tabla 7.4: Áreas de registro y paginación basada en modelos de cadenas de Markov: Estadísticas de hipervolumen.

	Roma	Hong Kong	Londres	París
Inversa	97,71±0,07 ⊖ ◁ ▷	98,25±0,04 ⊖ ◁ ▷	98,56±0,01 ⊖ ◁ ▷	98,75±0,02 ⊖ ◁ ▷
Semi-inversa	97,63±0,05 ● ◁ ▷	98,17±0,03 ● ◁ ▷	98,49±0,02 ● ◁ ▷	98,68±0,03 ● ◁ ▷
Uniforme	96,98±0,10 ● ⊖ ▷	97,73±0,03 ● ⊖ ▷	98,08±0,02 ● ⊖ ▷	98,33±0,03 ● ⊖ ▷
Cuasi-óptima	98,76±0,02 ● ⊖ ◁	98,92±0,02 ● ⊖ ◁	99,14±0,01 ● ⊖ ◁	99,25±0,01 ● ⊖ ◁

- significa que la diferencia con respecto a la estrategia inversa es estadísticamente significativa
- ⊖ significa que la diferencia con respecto a la estrategia semi-inversa es estadísticamente significativa
- ◁ significa que la diferencia con respecto a la estrategia uniforme es estadísticamente significativa
- ▷ significa que la diferencia con respecto a la estrategia cuasi-óptima es estadísticamente significativa

ha realizado sobre configuraciones en las que el número de áreas de registro varía desde 1 hasta 218 (número máximo de celdas de la red de Roma).

Los datos de la Tabla 7.4 muestran que, con nuestro método de selección de umbral cuasi-óptimo se obtienen frentes de Pareto con mayores valores de hipervolumen, lo que significa que se obtienen configuraciones de red que generan menos tráfico de señalización. Además, se observa que los valores de hipervolumen son ligeramente superiores a los obtenidos en la paginación basada en tiempo de permanencia (véase la Tabla 7.3). Por el otro lado, en la Fig. 7.5 se puede ver que nuestra versión de NSGAI también es capaz de encontrar muy buenos conjuntos de soluciones no dominadas en este esquema de paginación y que además se ha reducido el coste de paginación máximo con respecto al esquema de paginación basada en tiempo de permanencia.

7. ANÁLISIS DE DISTINTAS ESTRATEGIAS DE GESTIÓN DE MOVILIDAD

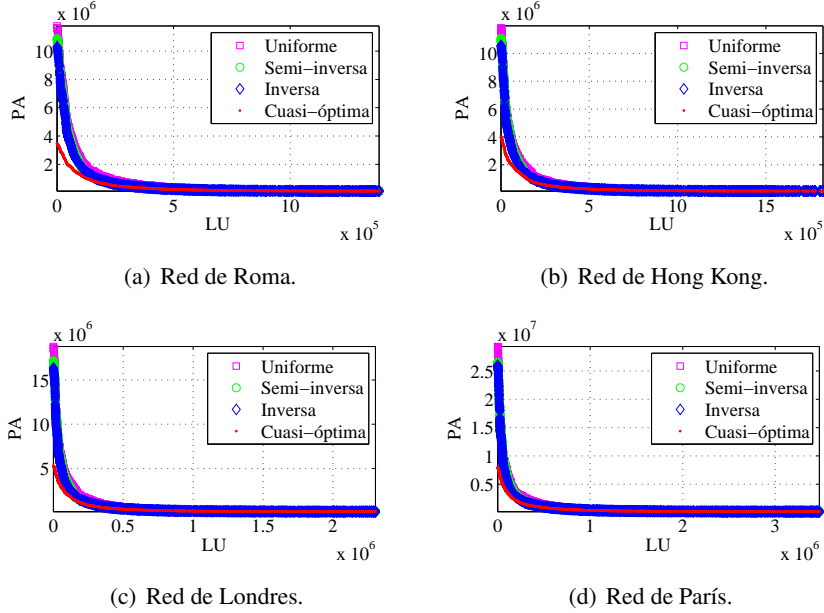


Figura 7.5: Áreas de registro y paginación basada en modelos de cadenas de Markov: Frentes de Pareto obtenidos.

7.4 Análisis multiobjetivo de estrategias de paginación considerando celdas de reporte

Esta sección recoge el análisis multiobjetivo de distintas estrategias de paginación sobre una estrategia de actualización de localización basada en celdas de reporte. Al igual que en la Sección 7.3, se analizan los procedimientos de paginación definidos en las secciones Sección 3.3.1 - Sección 3.3.2.3. Además, para cada estrategia de gestión de movilidad se proporcionan datos estadísticos del indicador de hipervolumen en el formato $\tilde{I}_H(A) \pm_{iqr}$, así como una representación gráfica de los frentes de Pareto asociados con la mediana de este indicador. Los puntos de referencia utilizados para el cálculo de hipervolumen son los obtenidos para la paginación simultánea porque es el procedimiento que proporciona los máximos valores del coste de paginación. Las funciones objetivo utilizadas por NSGAI son aquellas definidas en la Ecuación (3.3) y en la Ecuación (3.4), resolviendo la diferencia entre los distintos esquemas de paginación en el valor que toma la variable $\varphi_{t,u}$.

7.4 Análisis multiobjetivo de estrategias de paginación considerando celdas de reporte

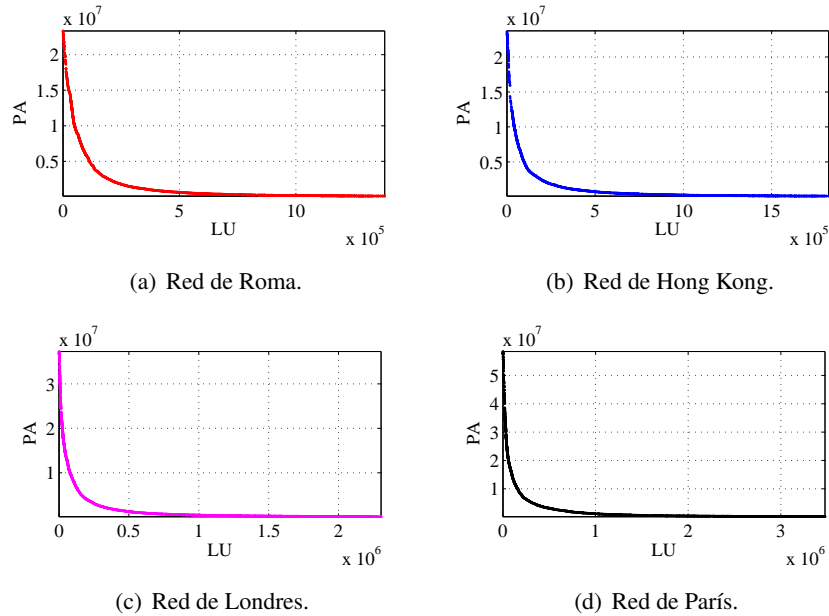


Figura 7.6: Celdas de reporte y paginación simultánea: Frentes de Pareto obtenidos.

Tabla 7.5: Celdas de reporte y paginación simultánea: Estadísticas de hipervolumen.

	Roma	Hong Kong	Londres	París
LU_{\max}	1.381.003	1.822.841	2.303.888	3.475.953
LU_{\min}	0	0	0	0
PA_{\max}	23.341.478	23.728.980	37.283.184	58.455.420
PA_{\min}	107.071	107.859	135.084	169.436
$\tilde{I}_H(A) \pm_{iqr}$	$93,82 \pm_{0,02}$	$95,53 \pm_{0,01}$	$96,20 \pm_{0,04}$	$96,69 \pm_{0,02}$

7.4.1 Paginación simultánea

En esta sección se analizan los conjuntos de soluciones no dominadas proporcionados por NSGAI en las redes definidas en la Sección 5.2.3 para una estrategia de gestión de movilidad basada en celdas de reporte y paginación simultánea, i.e. el valor de $\varphi_{t,u}$ viene dado por la Ecuación (3.6). Tal y como se puede observar en la Fig. 7.6, NSGAI proporciona muy buenos conjuntos de soluciones no dominadas, cubriendo gran parte del espacio objetivo e incluyendo las dos configuraciones extremas de celdas de reporte. La calidad de estos frentes de Pareto queda reflejada en la Tabla 7.5, donde se aprecian los altos valores del indicador de hipervolumen obtenidos en todas las redes.

7. ANÁLISIS DE DISTINTAS ESTRATEGIAS DE GESTIÓN DE MOVILIDAD

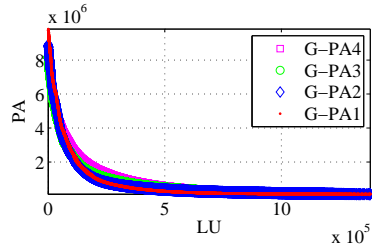
Por el otro lado, si se comparan los datos de esta tabla con los mostrados en la Tabla 7.1, se podría concluir que, para el esquema de paginación simultánea y de acuerdo al indicador de hipervolumen, las soluciones obtenidas en la estrategia de actualización de localización basada en áreas de registro son más eficientes que las obtenidas en la estrategia de actualización de localización basada en celdas de reporte. Obsérvese que se obtienen valores mayores de este indicador en la estrategia basada en áreas de registro.

7.4.2 Paginación geométrica

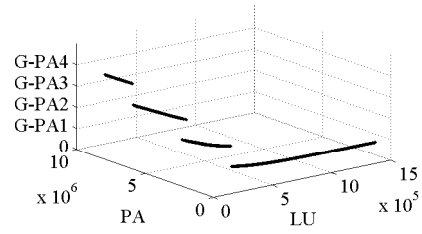
En esta sección se presentan los resultados obtenidos con NSGAI en una estrategia de gestión de movilidad basada en celdas de reporte con un procedimiento de paginación geométrica, véase la Sección 3.3.2.1. Al igual que en la Sección 7.3.2, este esquema de paginación se analiza para cuatro umbrales de probabilidad diferentes: $G-PA_n$, donde n hace referencia al número de anillos concéntricos dentro de la primera área de paginación. De la Fig. 7.7 y de la Tabla 7.6 se pueden extraer cuatro conclusiones principales. En primer lugar, se aprecia que nuestra versión de NSGAI también obtiene buenos conjuntos de soluciones no dominadas en esta estrategia de gestión de movilidad. En segundo lugar y atendiendo a los valores de hipervolumen mostrados en la Tabla 7.6 y en la Tabla 7.5, se concluye que con un poco de inteligencia en el procedimiento de paginación se pueden obtener soluciones más eficientes, i.e. soluciones que generan un menor tráfico de señalización debido a la gestión de la movilidad de los abonados. En tercer lugar y también de acuerdo al indicador de hipervolumen, se observa que el umbral para el que se obtienen los mejores frentes de Pareto es $G-PA_2$ para las redes de Roma y Hong Kong, y $G-PA_1$ para las redes de Londres y París. En cuarto lugar, si se obtienen las soluciones no dominadas del conjunto formado por la unión de los frentes de Pareto obtenidos para cada umbral de probabilidad (véase las figuras Fig. 7.7(b), Fig. 7.7(d), Fig. 7.7(f) y Fig. 7.7(h)), se llega a la conclusión de que cada umbral de probabilidad tiene su propia región no dominada en el espacio objetivo. De esta forma, se le da al operador de red la posibilidad de seleccionar no sólo una configuración de celdas de reporte sino también el umbral de probabilidad correspondiente. Por el otro lado, si se comparan los datos de la Tabla 7.6 con los mostrados en la Tabla 7.2, se puede ver que, también para el caso de la paginación geométrica, las soluciones no dominadas obtenidas con NSGAI en una estrategia de actualización de localización basada en áreas de registro son más eficientes que las obtenidas en una estrategia de actualización de localización basada en celdas de reporte.

7.4 Análisis multiobjetivo de estrategias de paginación considerando celdas de reporte

Red de Roma.



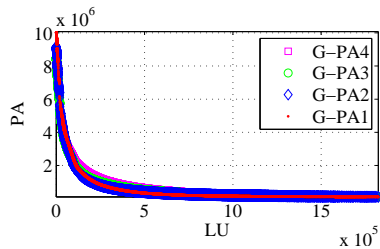
(a) Frente de Pareto por umbral



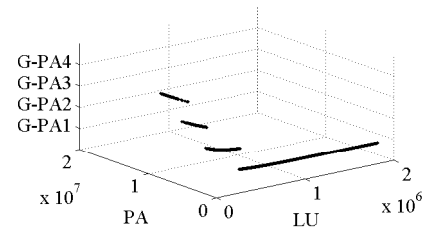
(b) Soluciones no dominadas por umbral

Vista 3D

Red de Hong Kong.



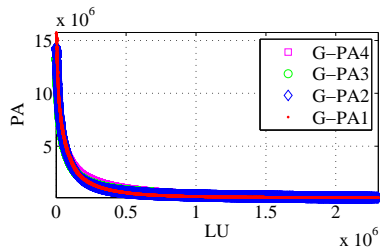
(c) Frente de Pareto por umbral



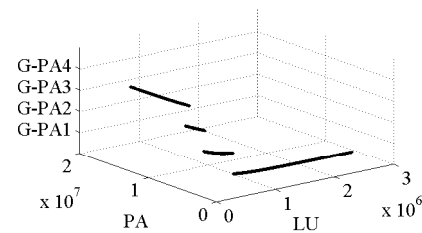
(d) Soluciones no dominadas por umbral.

Vista 3D

Red de Londres.



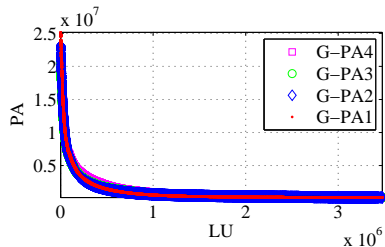
(e) Frente de Pareto por umbral



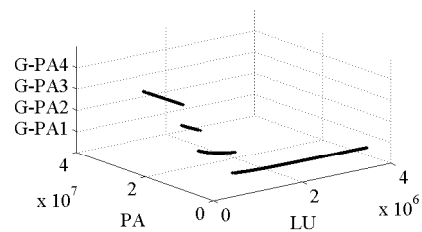
(f) Soluciones no dominadas por umbral.

Vista 3D

Red de París.



(g) Frente de Pareto por umbral



(h) Soluciones no dominadas por umbral.

Vista 3D

Figura 7.7: Celdas de reporte y paginación geométrica: Frentes de Pareto obtenidos.

7. ANÁLISIS DE DISTINTAS ESTRATEGIAS DE GESTIÓN DE MOVILIDAD

Tabla 7.6: Celdas de reporte y paginación geométrica: Estadísticas de hipervolumen.

	Roma	Hong Kong	Londres	París
G-PA1	97,44±0,02 ◁▷◇	98,11±0,01 ◁▷◇	98,39±0,01 ◁▷◇	98,58±0,01 ◁▷◇
G-PA2	97,46±0,02 ⊖▷◇	98,13±0,01 ⊖▷◇	98,37±0,01 ⊖▷◇	98,56±0,01 ⊖▷◇
G-PA3	97,13±0,01 ⊖◁◇	97,88±0,01 ⊖◁◇	98,20±0,01 ⊖◁◇	98,41±0,01 ⊖◁◇
G-PA4	96,74±0,02 ⊖◁▷	97,64±0,01 ⊖◁▷	98,05±0,01 ⊖◁▷	98,26±0,01 ⊖◁▷

⊖ significa que la diferencia con respecto a G-PA1 es estadísticamente significativa

◁ significa que la diferencia con respecto a G-PA2 es estadísticamente significativa

▷ significa que la diferencia con respecto a G-PA3 es estadísticamente significativa

◇ significa que la diferencia con respecto a G-PA4 es estadísticamente significativa

Tabla 7.7: Celdas de reporte y paginación basada en tiempo de permanencia: Estadísticas de hipervolumen.

Roma	Hong Kong	Londres	París
98,40±0,01	98,74±0,00	98,94±0,00	99,07±0,00

7.4.3 Paginación basada en tiempo de permanencia

Esta sección recoge el análisis multiobjetivo de la estrategia de gestión de movilidad basada en celdas de reporte con un procedimiento de paginación basado en tiempo de permanencia. Para una explicación detallada de este procedimiento de paginación, consulte la Sección 3.3.2.2. Los resultados de este análisis pueden verse en la Fig. 7.8 y en la Tabla 7.7, donde se aprecia la bondad de los frentes de Pareto proporcionados por NSGAI, tanto por dispersión del frente como por el valor de hipervolumen obtenido en cada una de las redes. Además, se aprecia que con una estrategia de paginación basada en tiempo de permanencia se consiguen mayores valores de hipervolumen que con los procedimientos de paginación simultánea y geométrica, por lo que se deduce que este esquema de paginación es más eficiente que los dos anteriores. Por el otro lado, si se comparan los datos de la Tabla 7.7 con los datos de la Tabla 7.3, se concluye que, también para el caso de la paginación basada en tiempo de permanencia, NSGAI proporciona soluciones más eficientes en la estrategia de gestión de localización basada en áreas de registro.

7.4 Análisis multiobjetivo de estrategias de paginación considerando celdas de reporte

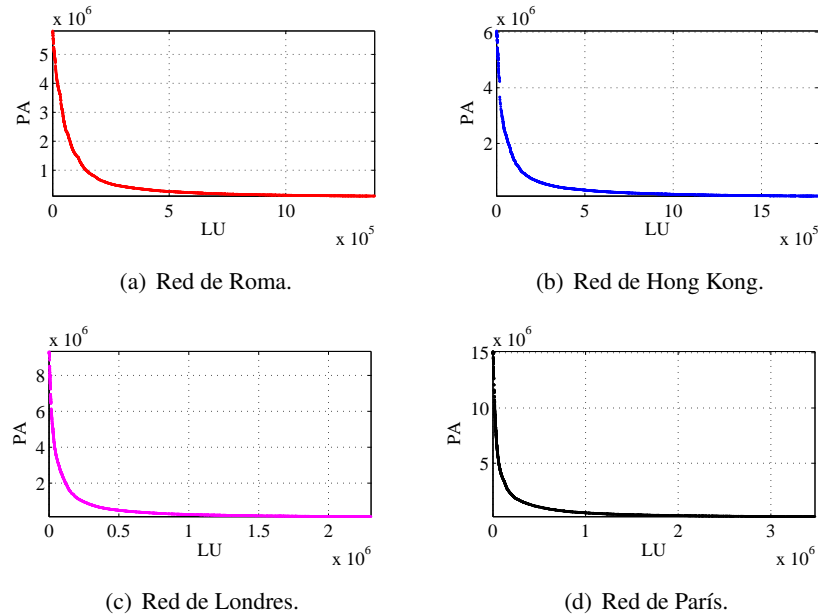


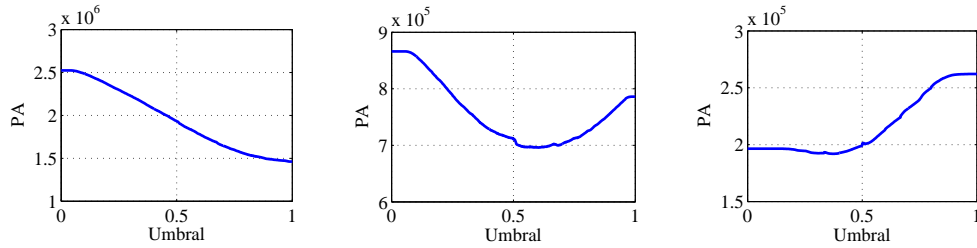
Figura 7.8: Celdas de reporte y paginación basada en tiempo de permanencia: Frentes de Pareto obtenidos.

7.4.4 Paginación basada en modelos de cadenas de Markov

En esta sección se muestran los resultados proporcionados por NSGAI2 sobre una estrategia de gestión de movilidad basada en celdas de reporte con un procedimiento de paginación basado en modelos de cadenas de Markov. Consulte la Sección 3.3.2.3 para una explicación detallada de este esquema de paginación probabilística. Al igual que en la Sección 7.3.4, este procedimiento de paginación se estudia para las tres formas más populares de agrupar las celdas de red en áreas de paginación: paginación inversa, paginación semi-inversa y paginación uniforme. Además también se muestran los resultados obtenidos con el método de interpolación cuadrática usado en la Sección 7.3.4 para determinar valores cuasi-óptimos del umbral de probabilidad. Para el caso de celdas de reporte, la variación del coste de paginación con el umbral de probabilidad elegido también se puede aproximar con un polinomio de segundo orden, véase la Fig. 7.9 donde se muestran los resultados obtenidos en configuraciones con 20, 50 y 150 celdas de reporte en la red de Roma.

Los resultados de este análisis se presentan en la Tabla 7.8 y en la Fig. 7.10, donde se puede observar la calidad de los frentes de Pareto proporcionados por NSGAI2 para cada estrategia de agrupación de celdas en áreas de paginación. Además, resulta también

7. ANÁLISIS DE DISTINTAS ESTRATEGIAS DE GESTIÓN DE MOVILIDAD



(a) Configuración con 20 RCs. (b) Configuración con 50 RCs. (c) Configuración con 150 RCs.

Figura 7.9: Celdas de reporte y paginación basada en modelos de cadenas de Markov: Relación entre el coste de paginación y el umbral de probabilidad seleccionado.

Tabla 7.8: Celdas de reporte y paginación basada en modelos de cadenas de Markov: Estadísticas de hipervolumen.

	Roma	Hong Kong	Londres	París
Inversa	97,38± _{0,01} ⊖ ◁▷	98,06± _{0,02} ⊖ ◁▷	98,40± _{0,01} ⊖ ◁▷	98,60± _{0,01} ⊖ ◁▷
Semi-inversa	97,35± _{0,01} • ◁▷	97,99± _{0,01} • ◁▷	98,34± _{0,01} • ◁▷	98,53± _{0,01} • ◁▷
Uniforme	96,75± _{0,01} • ⊖▷	97,58± _{0,01} • ⊖▷	97,96± _{0,01} • ⊖▷	98,22± _{0,01} • ⊖▷
Cuasi-óptima	98,53± _{0,01} • ⊖◁	98,71± _{0,01} • ⊖◁	98,98± _{0,01} • ⊖◁	99,09± _{0,01} • ⊖◁

- significa que la diferencia con respecto a la estrategia inversa es estadísticamente significativa
- ⊖ significa que la diferencia con respecto a la estrategia semi-inversa es estadísticamente significativa
- ◁ significa que la diferencia con respecto a la estrategia uniforme es estadísticamente significativa
- ▷ significa que la diferencia con respecto a la estrategia cuasi-óptima es estadísticamente significativa

interesante ver que el método de selección de umbral cuasi-óptimo permite obtener mejores conjuntos de soluciones no dominadas, lo que se traduce en configuraciones de red que generan un menor tráfico de señalización debido a la gestión de movilidad de los abonados. Por el otro lado si se comparan los resultados de la Tabla 7.8 con los mostrados en la Tabla 7.4, se aprecia que NSGAI también proporciona soluciones más eficientes en el caso de la estrategia de actualización de localización basada en áreas de registro.

7.5 Comparación multiobjetivo de distintas estrategias de gestión de movilidad

Una vez comprobado que el optimizador multiobjetivo NSGAI es capaz de proporcionar buenos conjuntos de soluciones no dominadas tanto en una estrategia de actualización de

7.5 Comparación multiobjetivo de distintas estrategias de gestión de movilidad

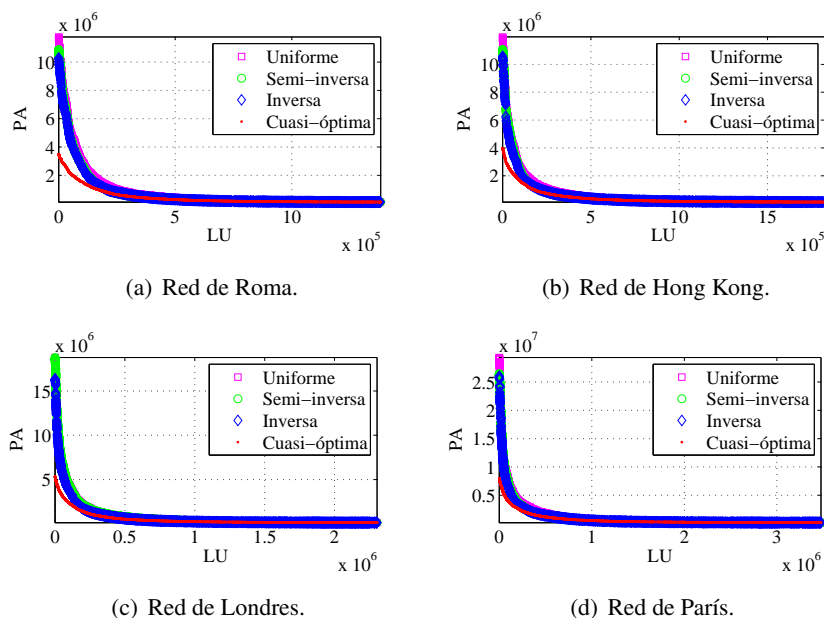


Figura 7.10: Celdas de reporte y paginación basada en modelos de cadenas de Markov: Frentes de Pareto obtenidos.

localización basada en áreas de registro como en una estrategia basada en celdas de reporte e independientemente del procedimiento de paginación utilizado, se procede a la comparación multiobjetivo de las distintas estrategias de gestión de movilidad estudiadas en esta Tesis Doctoral ¹.

En primer lugar se realizará un estudio comparativo utilizando para ello el indicador de hipervolumen ($I_H(A)$), definido en la Sección 4.5.1. Los resultados de este estudio comparativo se recogen en la Tabla 7.9, donde se muestran datos estadísticos (mediana y rango intercuartílico de 31 ejecuciones independientes) de este indicador con el formato $\tilde{I}_H(A) \pm_{iqr}$. De esta tabla se pueden extraer dos principales conclusiones. En primer lugar se aprecia que, en general, los frentes de Pareto obtenidos para la estrategia de actualización de localización basada en áreas de registro son mejores que los obtenidos para la estrategia basada en celdas de reporte, independientemente del procedimiento de paginación utilizado. En segundo lugar se puede observar que el procedimiento de paginación para el que se obtienen los mejores conjuntos de soluciones no dominadas en ambas estrategias de actualización

¹Entendiéndose por estrategia de gestión de movilidad a una determinada estrategia de actualización de localización con un procedimiento de paginación específico.

7. ANÁLISIS DE DISTINTAS ESTRATEGIAS DE GESTIÓN DE MOVILIDAD

Tabla 7.9: Estadísticas de hipervolumen para cada estrategia de gestión de movilidad.

	Roma	Hong Kong	Londres	París
LU_{\max}	1.381.003	1.822.841	2.303.888	3.475.953
LU_{\min}	0	0	0	0
PA_{\max}	23.341.478	23.728.980	37.283.184	58.455.420
PA_{\min}	107.071	107.859	135.084	169.436
RA+BP	$94,16 \pm 0,13$	$95,70 \pm 0,02$	$96,35 \pm 0,04$	$96,84 \pm 0,04$
RA+G-PA	$97,92 \pm 0,04$	$98,39 \pm 0,01$	$98,65 \pm 0,01$	$98,80 \pm 0,01$
RA+Tp _{rms}	$98,59 \pm 0,04$	$98,86 \pm 0,02$	$99,05 \pm 0,01$	$99,17 \pm 0,01$
RA+Markov	$98,76 \pm 0,02$	$98,92 \pm 0,02$	$99,14 \pm 0,01$	$99,25 \pm 0,01$
RC+BP	$93,82 \pm 0,02$	$95,53 \pm 0,01$	$96,20 \pm 0,04$	$96,69 \pm 0,02$
RC+G-PA	$97,73 \pm 0,01$	$98,32 \pm 0,01$	$98,56 \pm 0,00$	$98,70 \pm 0,01$
RC+Tp _{rms}	$98,40 \pm 0,01$	$98,74 \pm 0,00$	$98,94 \pm 0,00$	$99,07 \pm 0,00$
RC+Markov	$98,53 \pm 0,01$	$98,71 \pm 0,01$	$98,98 \pm 0,01$	$99,09 \pm 0,01$

Tabla 7.10: Estudio estadístico de $I_H(A)$ entre estrategias de gestión de movilidad.

	RA+BP	RA+G-PA	RA+Tp _{rms}	RA+Markov	RC+BP	RC+G-PA	RC+Tp _{rms}	RC+Markov
RA+BP	-	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
RA+G-PA	✓	-	✓	✓	✓	✓	✓	✓
RA+Tp _{rms}	✓	✓	-	✓	✓	✓	✓	✓
RA+Markov	✓	✓	✓	-	✓	✓	✓	✓
RC+BP	✓	✓	✓	✓	-	✓	✓	✓
RC+G-PA	✓	✓	✓	✓	✓	-	✓	✓
RC+Tp _{rms}	✓	✓	✓	✓	✓	✓	-	✓
RC+Markov	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	-

7.5 Comparación multiobjetivo de distintas estrategias de gestión de movilidad

de localización es aquel basado en modelos de cadenas de Markov, seguido de cerca por el procedimiento de paginación basado en tiempo de permanencia y quedando la paginación geométrica y simultánea en tercer y cuarto lugar respectivamente. Además, las diferencias entre estos valores de hipervolumen son estadísticamente significativas en todos los casos, tal y como se puede ver en la Tabla 7.10, donde se indica con ✓ si las diferencias entre las muestras de los experimentos son estadísticamente significativas con un nivel de confianza del 95 %. En caso contrario se mostraría el símbolo ✗ y p-valor correspondiente.

Por el otro lado, en lugar de utilizar el indicador de cobertura de conjunto ($SC(A, B)$, véase la Sección 4.5.2) y el indicador ϵ ($I_\epsilon(A, B)$, véase la Sección 4.5.3), se realizará un análisis de los frentes de Pareto obtenidos en cada estrategia de gestión de movilidad a nivel de soluciones no dominadas. De esta forma, se puede extraer información importante que no es proporcionada por ninguno de los indicadores de calidad utilizados anteriormente. Los resultados de este análisis se muestran en las figuras Fig. 7.11, Fig. 7.12 y Fig. 7.13. En este estudio se consideran las mejores soluciones obtenidas en cada estrategia de gestión de movilidad, i.e. los frentes de las figuras Fig. 7.2(b), Fig. 7.2(d), Fig. 7.2(f), Fig. 7.2(h), Fig. 7.7(b), Fig. 7.7(d), Fig. 7.7(f) y Fig. 7.7(h) para la paginación geométrica y los frentes asociados a la selección de umbral cuasi-óptimo para la paginación basada en modelos de cadenas de Markov.

En la Fig. 7.11 se muestran los frentes de Pareto ¹ para cada procedimiento de paginación considerando una estrategia de actualización de localización basada en áreas de registro (figuras Fig. 7.11(a), Fig. 7.11(c), Fig. 7.11(e) y Fig. 7.11(g)), así como la contribución de cada procedimiento de paginación al frente no dominado global (figuras Fig. 7.11(b), Fig. 7.11(d), Fig. 7.11(f) y Fig. 7.11(h)), donde por frente no dominado global se entiende al conjunto de soluciones no dominadas del conjunto formado por la unión de los frentes de Pareto obtenidos en cada procedimiento de paginación. Esta figura revela que los procedimientos de paginación más eficientes son el procedimiento basado en modelos de cadenas de Markov y el procedimiento basado en tiempo de permanencia, ya que son los que más soluciones aportan al frente no dominado global. De hecho, se aprecia que la paginación simultánea es la menos eficiente (no presenta soluciones en el frente global) y que la paginación geométrica sólo proporciona un pequeño número de soluciones en la zona del frente global con alto coste de actualización de localización, o incluso puede llegar

¹Frentes de Pareto asociados con el valor mediana del hipervolumen.

7. ANÁLISIS DE DISTINTAS ESTRATEGIAS DE GESTIÓN DE MOVILIDAD

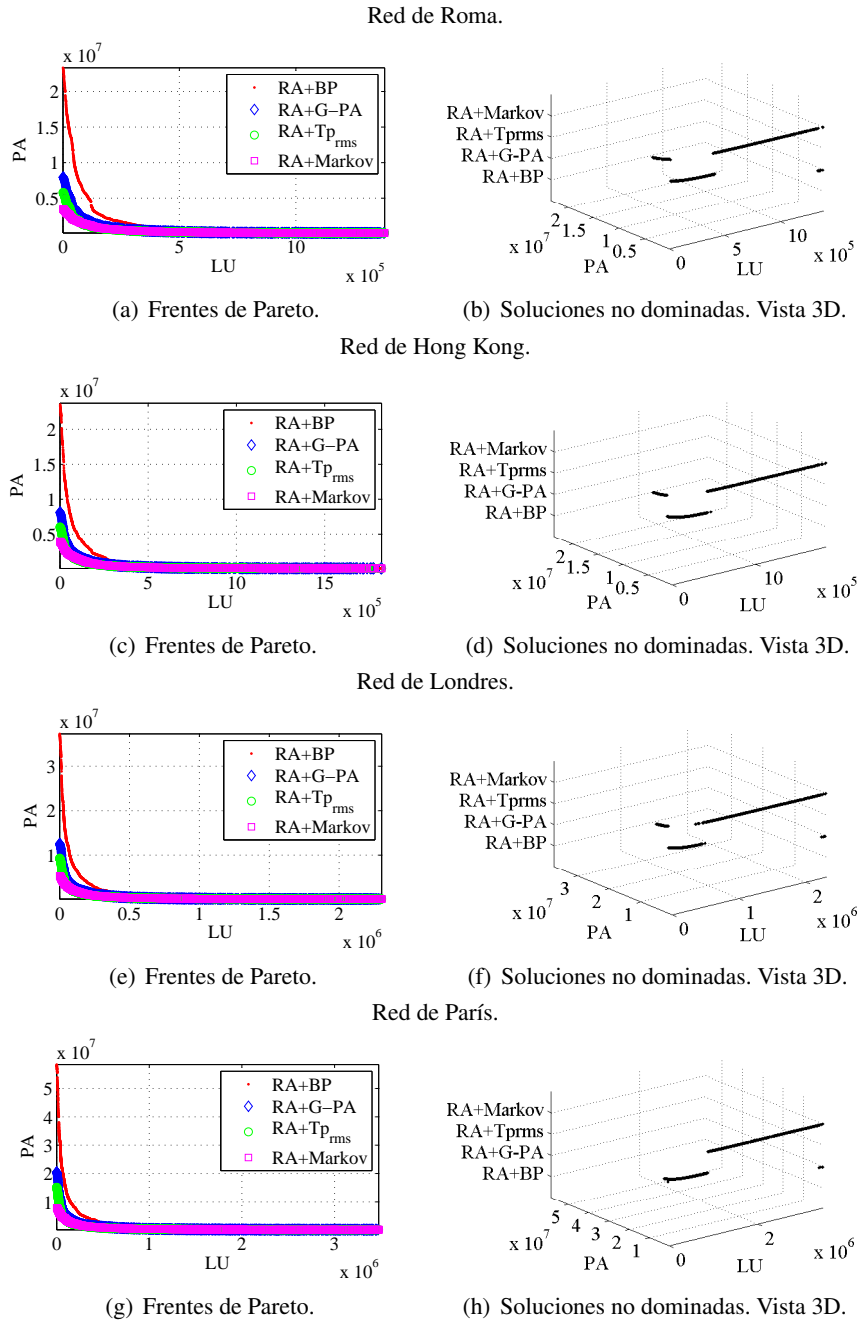


Figura 7.11: Distintos procedimientos de paginación en áreas de registro: Frentes de Pareto obtenidos.

7.5 Comparación multiobjetivo de distintas estrategias de gestión de movilidad

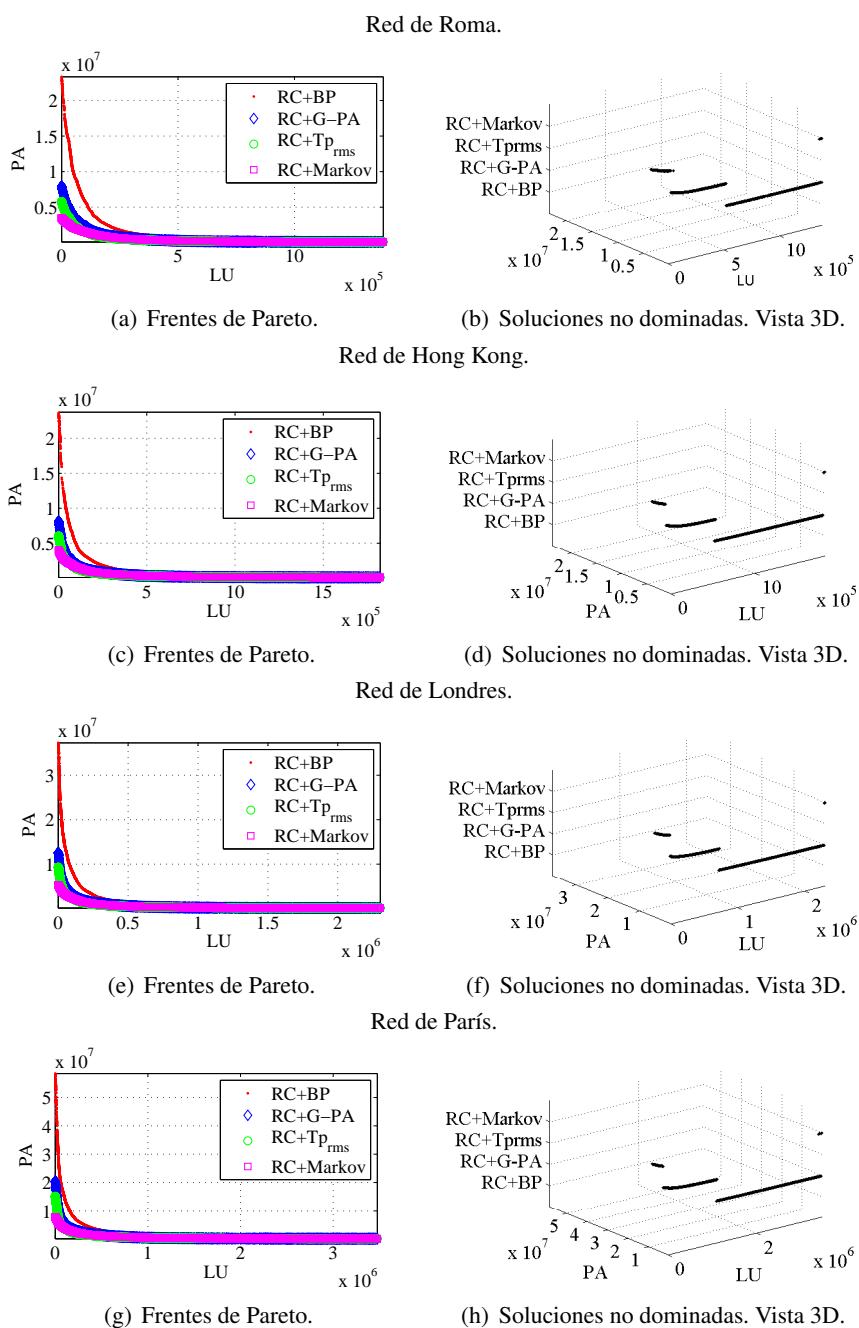


Figura 7.12: Distintos procedimientos de paginación en celdas de reporte: Frentes de Pareto obtenidos.

7. ANÁLISIS DE DISTINTAS ESTRATEGIAS DE GESTIÓN DE MOVILIDAD

a desaparecer en la red de Hong Kong. Además, se observa que el procedimiento de paginación basada en tiempo de permanencia es el dominante en la zona del espacio objetivo más próxima al punto ideal (o punto utopía, véase la Fig. 4.2), estando el resto del frente global constituido por soluciones del procedimiento de paginación basado en modelos de cadenas de Markov.

Por el otro lado, en la Fig. 7.12 se presentan los resultados de un estudio análogo al mostrado en la Fig. 7.11 pero considerando una estrategia de actualización de localización basada en celdas de reporte. En este caso, se observa que el procedimiento de paginación geométrica es el que más contribuye al frente global, dominando en la mayor parte del espacio objetivo. Además se aprecia que, al igual que en el caso de áreas de registro, el esquema de paginación basado en tiempo de permanencia es el que domina en la zona del espacio objetivo próxima al punto utopía, y que el procedimiento de paginación probabilística basada en modelos de cadenas de Markov sólo contribuye con un pequeño número de soluciones situadas en las zonas extremas del frente global. En cuanto al procedimiento de paginación simultánea, se puede ver que este procedimiento no presenta soluciones en el frente global, por lo que se puede decir que es el menos eficiente en ambas estrategias de actualización de localización.

Por último, en la Fig. 7.13 se muestra una comparación entre los frentes globales obtenidos en cada estrategia de actualización de localización. La metodología seguida en este estudio comparativo es la misma que la utilizada en las figuras Fig. 7.12 y Fig. 7.11, i.e. primero se representan los frentes de Pareto asociados a cada estrategia de actualización de localización y, posteriormente, se muestran las soluciones no dominadas del conjunto formado por la unión de esos frentes de Pareto. Tal y como se puede ver en la Fig. 7.13, la estrategia de actualización de localización basada en áreas de registro domina a la estrategia basada en celdas de reporte en la mayor parte del espacio objetivo, con la excepción de las zonas con alto coste de paginación. Esto es, se podría decir que, en general, las soluciones obtenidas con NSGAI considerando una estrategia de actualización de localización basada en áreas de registro son más eficientes que las obtenidas para una estrategia basada en celdas de reporte.

Con el estudio llevado a cabo en estas figuras se concluye que la bondad de una determinada estrategia de gestión de movilidad depende en gran medida de la zona del espacio objetivo que se esté analizando. De esta forma, el operador de red seleccionaría la solución

no dominada (i.e. la estrategia de gestión de movilidad) que más se ajuste a sus requerimientos. No obstante, en general, se podría decir que la estrategia de actualización de localización basada en áreas de registro se comporta mejor que la estrategia basada en celdas de reporte y, además, se observa que el procedimiento de paginación probabilística basada en modelos de cadenas de Markov es el que proporciona los mejores resultados considerando una estrategia de actualización de localización basada en áreas de registro. También se aprecia que con el procedimiento de paginación basado en tiempo de permanencia se obtienen mejores soluciones en un área del espacio objetivo más pequeña pero más cercana al punto ideal o utopía. Es importante mencionar que estas conclusiones no hubiesen sido extraídas fuera de un estudio multiobjetivo, lo que da valor a la investigación realizada en esta Tesis Doctoral.

7.6 Análisis del tráfico de señalización

Esta sección presenta un estudio comparativo entre las distintas estrategias de gestión de movilidad centrándose en exclusiva en una solución no dominada, aquella que minimiza el tráfico total de señalización asociado a la gestión de la movilidad de los usuarios en una red de telefonía móvil pública terrestre. Al igual que en la mayoría de los trabajos previos publicados en la literatura [24, 28–36, 38–42, 45–47], se asume que la carga de señalización por actualización de localización es 10 veces superior a la carga de señalización necesaria para mandar un mensaje de paginación y, además, se representa el tráfico total normalizado respecto al número de mensajes de señalización por mensaje de paginación. Esta simplificación se realiza porque el tráfico de señalización asociado a la gestión de la movilidad es dependiente de la arquitectura de la red troncal, la cual no suele estar a disposición de la comunidad científica y técnica por motivos de secreto empresarial.

Los resultados de este análisis se recogen en la Tabla 7.11, Fig. 7.14 y Fig. 7.15. En la Tabla 7.11 se presentan el coste de actualización de localización (i.e. número de mensajes de actualización de localización, LU), el coste de paginación (i.e. número de mensajes de paginación, PA) y el tráfico total (i.e. $10 \cdot LU + PA$) obtenidos en cada una de las estrategias de gestión de movilidad. Además, en esta tabla se muestra el tráfico generado por las configuraciones de áreas de registro implantadas en las redes de Roma, Hong Kong,

7. ANÁLISIS DE DISTINTAS ESTRATEGIAS DE GESTIÓN DE MOVILIDAD

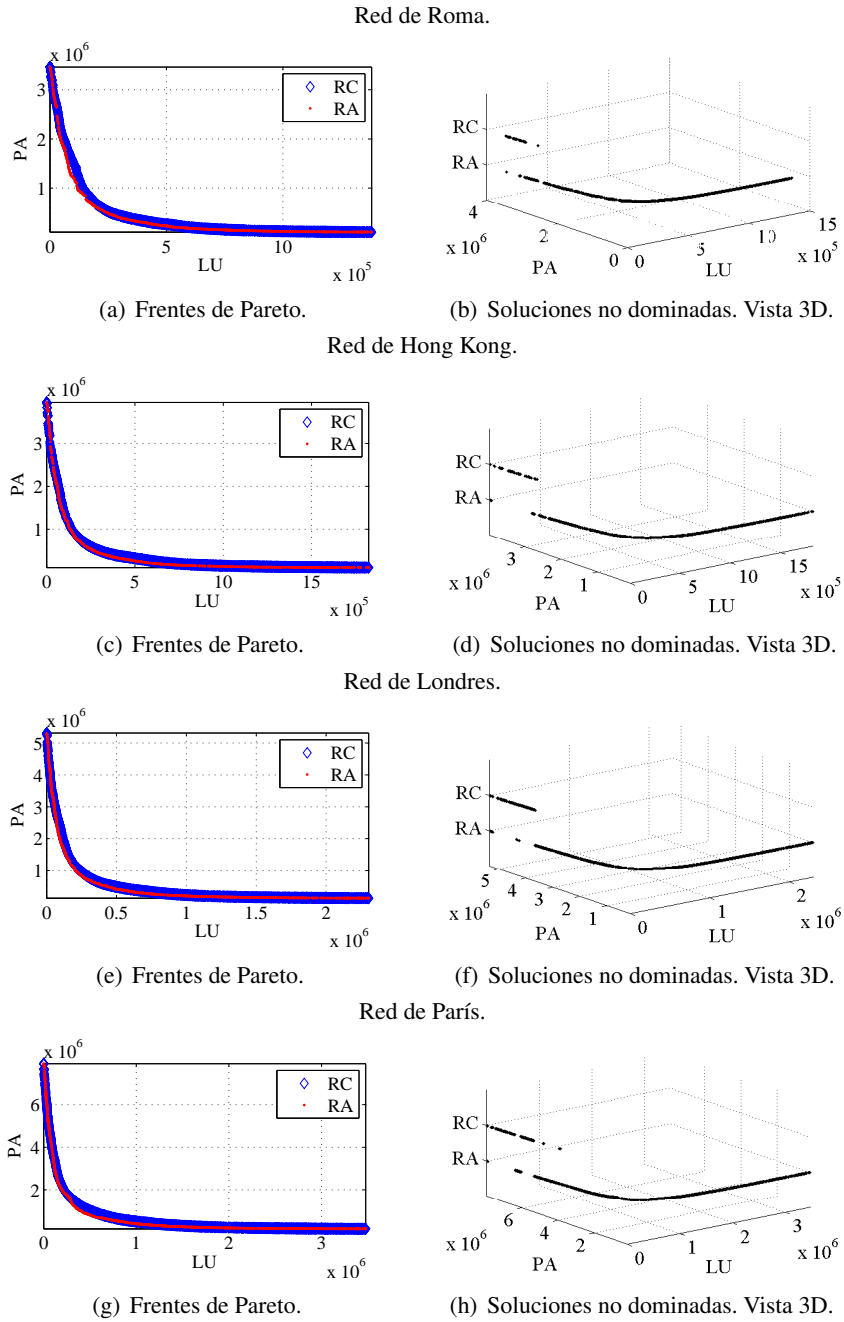


Figura 7.13: Áreas de registro y celdas de reporte: Frentes de Pareto obtenidos.

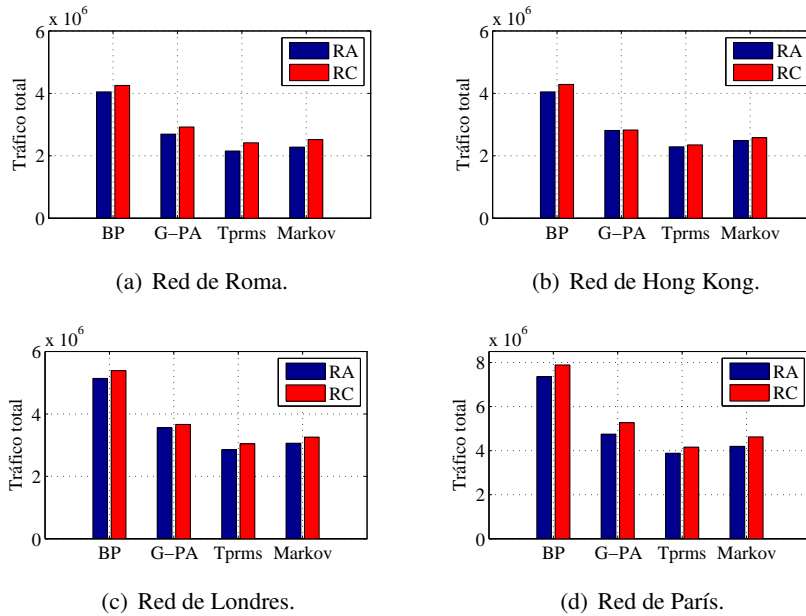


Figura 7.14: Tráfico de señalización generado por cada estrategia de gestión de movilidad.

Londres y París¹, donde se ha asumido que en estas redes se utiliza un procedimiento de paginación simultánea.

De esta tabla se pueden obtener varias conclusiones. En primer lugar, se aprecia que la estrategia de gestión de movilidad para la que se obtiene el menor tráfico total es aquella basada en áreas de registro con un procedimiento de paginación basado en tiempo de permanencia. Por tanto y de acuerdo a la Fig. 7.11, se concluye que la solución no dominada que minimiza el tráfico total de señalización se encuentra en la zona del espacio objetivo próxima al punto ideal o punto utopía. En segundo lugar, se puede observar que el tráfico generado por la estrategia de actualización de localización basada en áreas de registro es siempre inferior al generado por la estrategia basada en celdas de reporte independientemente del procedimiento de paginación elegido. Véase la Fig. 7.14 para una representación gráfica del tráfico total generado por cada estrategia de gestión de movilidad.

En tercer lugar se puede ver que, para la solución no dominada elegida, el segundo mejor procedimiento de paginación es aquel basado en modelos de cadenas de Markov, seguido por el esquema de paginación geométrica y quedando la paginación simultánea en

¹Recuerde que estas redes fueron generadas a partir de los paquetes de identificación global de celda (véase la Sección 3.2.1) y, por tanto, se conoce la configuración de áreas de registro de cada una de estas redes.

7. ANÁLISIS DE DISTINTAS ESTRATEGIAS DE GESTIÓN DE MOVILIDAD

Tabla 7.11: Tráfico de señalización generado por cada estrategia de gestión de movilidad.

		Rome	Hong Kong	London	Paris
RA+BP	LU	213.804	269.158	299.442	471.384
	PA	1.909.571	1.359.485	2.145.048	2.644.264
	Tráfico total	4.047.611	4.051.065	5.139.468	7.358.104
RA+G-PA	LU	132.267	127.355	169.596	250.540
	PA	1.372.676	1.538.391	1.863.841	2.243.719
	Tráfico total	2.695.346	2.811.941	3.559.801	4.749.119
RA+Tprms	LU	89.551	106.196	136.954	159.270
	PA	1.258.497	1.226.171	1.484.388	2.288.281
	Tráfico total	2.154.007	2.288.131	2.853.928	3.880.981
RA+Markov	LU	92.630	88.080	161.263	160.528
	PA	1.353.730	1.607.610	1.448.913	2.590.245
	Tráfico total	2.280.030	2.488.410	3.061.543	4.195.525
RC+BP	LU	242.467	231.681	279.169	420.299
	PA	1.831.002	1.971.036	2.596.218	3.684.010
	Tráfico total	4.255.672	4.287.846	5.387.908	7.887.000
RC+G-PA	LU	152.855	145.139	173.784	239.328
	PA	1.396.456	1.376.270	1.927.709	2.875.928
	Tráfico total	2.925.006	2.827.660	3.665.549	5.269.208
RC+Tprms	LU	132.086	110.186	158.418	169.133
	PA	1.096.574	1.247.412	1.461.437	2.469.118
	Tráfico total	2.417.434	2.349.272	3.045.617	4.160.448
RC+Markov	LU	91.920	105.767	151.630	159.340
	PA	1.600.723	1.524.866	1.743.364	3.030.368
	Tráfico total	2.519.923	2.582.536	3.259.664	4.623.768
Tráfico generado por las configuraciones implantadas en las redes reales					
RA+BP	LU	190.448	154.315	352.476	592.596
	PA	6.809.244	6.721.814	5.348.451	4.283.315
	Tráfico total	8.713.724	8.264.964	8.873.211	10.209.275

7.6 Análisis del tráfico de señalización

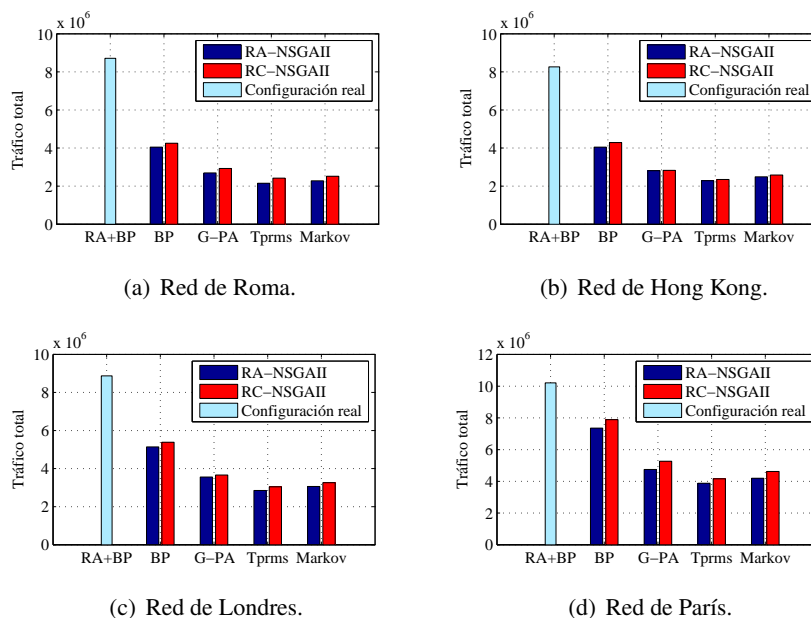


Figura 7.15: Comparación con las configuraciones de red implantadas en las redes reales.

cuarto y último lugar. Además, es importante destacar que el uso de esquemas de paginación eficientes permite no sólo reducir el coste de paginación (PA) sino que también permite utilizar configuraciones de red con un menor número de áreas de registro o celdas de reporte, lo que da lugar a una reducción en el coste de actualización de localización (LU). Por último, si se comparan los datos obtenidos con NSGAI para la estrategia de gestión de movilidad basada en áreas de registro y paginación simultánea con los datos de tráfico obtenidos en las configuraciones reales implantadas, se observa que nuestro optimizador es capaz de encontrar soluciones que reducen (en media) el tráfico total en aproximadamente un 43,64 %. Es decir, con nuestro optimizador se obtienen configuraciones de red que generan casi la mitad del tráfico total de señalización. Además, si se comparan los datos asociados a las configuraciones de red implantadas en estas redes con los obtenidos por NSGAI para una estrategia de gestión de movilidad basada en áreas de registro y un procedimiento de paginación basado en tiempo de permanencia, se puede ver que el tráfico total se puede reducir (en media) en aproximadamente un 69,35 %. Una representación gráfica de esto último se muestra en la Fig. 7.15. Estas dos últimas conclusiones hacen que el uso de optimización evolutiva sea muy interesante para optimizar la tarea de gestión de movilidad de abonados en redes de telefonía móvil pública terrestre.

Conclusiones, trabajo futuro y méritos científicos

8.1 Conclusiones

En esta Tesis Doctoral se analizan de forma multiobjetivo distintas estrategias para gestionar la movilidad de los abonados en una red de telefonía móvil pública terrestre. En este tipo de redes la zona de cobertura se divide en zonas más pequeñas (conocidas como celdas) con el fin de proporcionar a un gran número de usuarios comunicaciones en cualquier lugar, en todo momento y de cualquier tipo, tanto de forma estática como en movimiento. Esta última característica hace que la tarea de gestión de la movilidad de los abonados sea una de las más importantes, tarea que puede generar más de un 33 % de la carga de señalización procesada por el Sistema de Gestión de Movilidad (MMS, Mobility Management System). Además, estas redes son de las más utilizadas en el mundo. De hecho, un estudio de mercado realizado por la Asociación GSM (GSM, Global System for Mobile communications) estima que en 2017 la mitad de la población mundial (i.e. 3900 millones de personas) utilizará servicios de comunicaciones móviles. Este grado de penetración es aún mayor en los países desarrollados, llegando a ser del 79 % en Europa. Por tanto, la gestión de la movilidad de los abonados será más crítica en un futuro próximo debido a este crecimiento esperado de usuarios móviles. Es por eso que en esta Tesis Doctoral se propone aplicar optimización evolutiva y multiobjetivo para minimizar la carga de señalización asociada a la gestión de movilidad.

8. CONCLUSIONES, TRABAJO FUTURO Y MÉRITOS CIENTÍFICOS

En la literatura se pueden encontrar varias estrategias de gestión de movilidad. No obstante, en esta Tesis Doctoral se estudian varias estrategias que pueden ser directamente implementadas en las redes de telefonía móvil actuales. Concretamente, se analizan dos estrategias de actualización de localización (basada en áreas de registro y basada en celdas de reporte) cada una con cuatro procedimientos de paginación (simultánea, geométrica, basada en tiempo de permanencia y basada en modelos de cadenas de Markov). Si bien es cierto que la estrategia de celdas de reporte no puede ser directamente implementada en redes 2G (GSM) y 3G (UMTS), esta estrategia puede ser utilizada en redes de última generación (4G, LTE) si se hace uso de listas de áreas de rastreo. Toda estrategia de gestión de movilidad está compuesta por dos procedimientos principales: actualización de la localización de las estaciones móviles y paginación. El primer procedimiento es utilizado por las estaciones móviles para indicar a la red que su localización (a nivel de celda) debe ser actualizada en la base de datos del núcleo de la red, y el segundo procedimiento es utilizado por la red para determinar la celda exacta en la que se encuentran las estaciones móviles destinatarias de llamada y poder entregar correctamente las llamadas entrantes. Es bien conocido en la literatura la existencia de un compromiso inherente entre estos dos procedimientos. Es decir, si se aumenta la tasa de actualización de localización se reduciría el número de celdas en las que es posible encontrar a una estación móvil y con ello el número de mensajes de paginación necesarios para encontrar a la estación móvil destinataria de llamada. Por el otro lado, al reducir la tasa de actualización de localización aumenta la incertidumbre sobre la posible localización de una estación móvil, incrementando por tanto el número de mensajes necesarios para encontrar a las estaciones móviles destinatarias de llamada. Es por eso que toda estrategia de gestión de movilidad podría ser representada matemáticamente como un problema de minimización con dos funciones objetivo en conflicto: encontrar las configuraciones de red que (a) minimizan el número de actualizaciones de localización y (b) minimizan el número de mensajes de paginación. Además, se ha demostrado en la literatura que los problemas de optimización relacionados con las estrategias de gestión de movilidad estudiadas en esta Tesis Doctoral pertenecen al grupo de problemas NP-completos, i.e. problemas que no pueden ser resueltos en tiempo polinómico. Por tanto, los problemas abordados son problemas de optimización multiobjetivo NP-completos. Para hacer frente a estos problemas, se propone la adaptación y modificación de tres técnicas de optimización evolutiva multiobjetivo: NSGAI (Non-dominated

Sorting Genetic Algorithm II), SPEA2 (Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2) y MO-ABC (MultiObjective Artificial Bee Colony). Hasta la fecha, no se ha encontrado ningún otro autor en la literatura que proponga el uso de técnicas de optimización multiobjetivo aplicadas a distintas estrategias de gestión de movilidad, por lo que la investigación llevada a cabo en esta Tesis Doctoral podría ser considerada como una contribución novedosa al estado del arte, cubriendo además las debilidades de los trabajos previos.

La investigación realizada en esta Tesis Doctoral supone un avance significativo con respecto al estado del arte por varios motivos. En primer lugar, un estudio multiobjetivo permite analizar el comportamiento de cada una de las estrategias de gestión de movilidad en todo el espacio objetivo. Además, se evitan los inconvenientes derivados de la combinación lineal de las funciones objetivo, estrategia utilizada en los trabajos previos para poder tratar el problema con técnicas de optimización de un único objetivo. En segundo lugar, se analiza de forma multiobjetivo el comportamiento de distintos procedimientos de paginación en cada una de las estrategias de actualización de localización. Esto es en sí una contribución novedosa puesto que en los trabajos previos o se asumía un procedimiento de paginación (comúnmente el procedimiento de paginación simultánea por su simplicidad) y se buscaba la configuración de red que minimizaba una función formada por la suma ponderada de las funciones objetivo, o se asumía una determinada configuración de red y se proponían métodos para minimizar el número de mensajes de paginación necesarios para encontrar a una estación móvil. Además, en estos últimos trabajos no se tuvo en cuenta la dependencia de los resultados con la configuración de red utilizada para gestionar la actualización de la localización de las estaciones móviles. Esto es porque el comportamiento de un determinado procedimiento de paginación depende en gran medida de la configuración de red utilizada.

La parte experimental de esta Tesis Doctoral se puede clasificar en tres grandes grupos. En el primer grupo (véase el Capítulo 5), se analiza en primer lugar la naturaleza del Problema de Planificación de Áreas de Registro (RAPP), resultando ser un problema de optimización no convexo, y posteriormente se estudia la habilidad de las técnicas de optimización propuestas en esta Tesis Doctoral para resolver el RAPP. Las instancias utilizadas en este estudio son: las redes de test propuestas por J. Taheri y A. Y. Zomaya en [28–31], la red móvil SUMATRA desarrollada por la Universidad de Stanford y un conjunto de cuatro redes basadas en redes reales que han sido desarrolladas en esta Tesis Doctoral con el fin de disponer de instancias que simulen de forma realista la actividad de los usuarios en una

8. CONCLUSIONES, TRABAJO FUTURO Y MÉRITOS CIENTÍFICOS

red de telefonía móvil pública terrestre. Los resultados de este estudio muestran que las tres metaheurísticas propuestas son capaces de obtener muy buenos conjuntos de soluciones no dominadas en todas las instancias, cubriendo gran parte del espacio objetivo e incluyendo las dos configuraciones extremas de áreas de registro (i.e. cuando todas las celdas de red pertenecen al mismo área de registro y cuando cada celda de red pertenece a un área de registro diferente). Además, se observa que es NSGAI la metaheurística con la que se obtienen, en general, los mejores resultados. Para ello se han utilizado tres de los indicadores de calidad multiobjetivo más populares en la literatura: hipervolumen, cobertura de conjunto e indicador ϵ . Por el otro lado y con el fin de determinar la calidad de las soluciones obtenidas, se comparan las metaheurísticas propuestas con otras técnicas de optimización publicadas en el estado del arte. Este estudio comparativo demuestra que nuestras propuestas no sólo son capaces de obtener buenos conjuntos de soluciones no dominadas sino que también son capaces de superar o igualar a las técnicas de optimización de un único objetivo desarrolladas por otros autores, requiriendo incluso mucho menos tiempo de ejecución. Como estudio complementario, se presenta también una comparativa con el optimizador de alto rendimiento IBM ILOG CPLEX Optimization Studio. Este tercer estudio pone de manifiesto las ventajas de utilizar técnicas de optimización evolutiva frente a otro tipo de técnicas, puesto que CPLEX sólo es competitivo en la red más pequeña (LA25, una red de 25 celdas). Por último, se analiza la convergencia y la escalabilidad de las metaheurísticas propuestas. El análisis de convergencia muestra que, aunque nuestras adaptaciones de NSGAI, SPEA2 y MO-ABC tan sólo requieren 120 generaciones para alcanzar valores estables de hipervolumen, es necesario mantener la búsqueda de los optimizadores para poder conseguir frentes de Pareto con un gran número de soluciones no dominadas, e.g. más de 1.800 soluciones para la red de Orange de París con el algoritmo MO-ABC. Por el otro lado, en el estudio de escalabilidad se puede observar la habilidad de las metaheurísticas propuestas para tratar con redes de telefonía móvil de miles de celdas. En este estudio se estima que el tiempo de ejecución requerido por cada metaheurística para optimizar una red de 1.000 celdas es aproximadamente de 15 minutos para NSGAI, 38 minutos para SPEA2 y 19 minutos para MO-ABC.

En el segundo grupo (véase el Capítulo 6) se analiza la habilidad de las metaheurísticas propuestas en esta Tesis Doctoral para optimizar el Problema de Planificación de Celdas de Reporte (RCPP). El conjunto de instancias utilizado en este caso está formado por un grupo

de 12 redes de test de diferente complejidad cuyos tamaños varían desde 16 hasta 100 celdas de red. Al igual que en la experimentación realizada en el Capítulo 5, en primer lugar se estudia la naturaleza del RCPP, resultando ser también un problema de optimización no convexo, y a continuación se analiza la calidad de las soluciones no dominadas encontradas por cada metaheurística multiobjetivo. En este análisis se realizan estudios comparativos a dos niveles, donde las metaheurísticas multiobjetivo se comparan utilizando para ello tres de los indicadores de calidad multiobjetivo más populares en la literatura (hipervolumen, cobertura de conjunto y el indicador ϵ) y posteriormente se comparan con las metaheurísticas de un único objetivo propuestas por otros autores. Los resultados muestran que las metaheurísticas propuestas en esta Tesis Doctoral no sólo son capaces de proporcionar buenos conjuntos de soluciones no dominadas sino que además obtienen en la mayoría de las redes mejores resultados (en media) que las técnicas de optimización de un único objetivo propuestas por otros autores. Además y de acuerdo a los indicadores de calidad multiobjetivo, se observa que es NSGAI2 la metaheurística con la que se obtienen los mejores resultados. Por el otro lado, también se observa que el optimizador de alto rendimiento IBM ILOG CPLEX Optimization Studio sólo es competitivo en las redes de test más pequeñas (redes de 16 celdas). Por último se analiza la convergencia y la escalabilidad de las metaheurísticas multiobjetivo propuestas cuando optimizan el RCPP. Las conclusiones tras el estudio de convergencia son las mismas que las obtenidas para el RAPP, i.e. el grueso del valor de hipervolumen se obtiene en las primeras generaciones, sin embargo es necesario mantener la búsqueda de los optimizadores para poder conseguir frentes de Pareto con un alto número de soluciones no dominadas. En este estudio se observa además que MO-ABC se comporta bastante peor que NSGAI2 y SPEA2 en este problema. Por el otro lado, el estudio de escalabilidad pone de manifiesto que nuestras adaptaciones de NSGAI2, SPEA2 y MO-ABC requieren de bastante tiempo para optimizar el RCPP en redes de 1.000 celdas. El tiempo estimado es de 18 horas para NSGAI2, 20 horas para SPEA2 y 25 horas para MO-ABC. Aunque estos tiempos pueden parecer excesivos, son perfectamente asumibles y se abre una nueva línea de investigación basada en el uso de técnicas de paralelismo en sistemas paralelos de memoria compartida (procesadores multicore o multiprocesadores) y/o distribuida (clústeres de computación) con el fin reducir el tiempo de cómputo necesario en la optimización del RCPP.

Por último, una vez demostrada la calidad de las técnicas de optimización propuestas en esta Tesis Doctoral, en el tercer grupo de experimentos (véase el Capítulo 7) se analiza

8. CONCLUSIONES, TRABAJO FUTURO Y MÉRITOS CIENTÍFICOS

de forma multiobjetivo el comportamiento de distintas estrategias de gestión de movilidad. Concretamente se han analizado cuatro esquemas de paginación (paginación simultánea, paginación geométrica, paginación basada en tiempo de permanencia y paginación basada en modelos de cadenas de Markov) en dos estrategias de actualización de localización (actualización de localización basada en áreas de registro y actualización de localización basada en celdas de reporte). De este estudio se pueden extraer varias conclusiones. En primer lugar, se observa que nuestra adaptación de NSGAI es capaz de proporcionar buenos conjuntos de soluciones no dominadas en todas y cada una de las estrategias de gestión de movilidad analizadas. En segundo lugar, se concluye que la bondad de una determinada estrategia de gestión de movilidad depende en gran medida de la zona del espacio objetivo que se esté analizando. Por ejemplo, este estudio muestra que, salvo en las zonas del espacio objetivo con alto coste de paginación, la estrategia de actualización de localización basada en áreas de registro es más eficiente que la estrategia basada en celdas de reporte. Por el otro lado, se puede ver que, para una determinada estrategia de actualización de localización, cada procedimiento de paginación tiene también su propia región no dominada en el espacio objetivo. Esto último se cumple con la excepción del procedimiento de paginación simultánea, que ha demostrado ser poco eficiente en ambas estrategias de actualización de localización. Gracias a este estudio, el operador de red sería capaz de seleccionar la estrategia de gestión de movilidad (i.e. una determinada configuración de áreas de registro, o de celdas de reporte, junto con un procedimiento de paginación específico) que más se ajuste a sus necesidades. En tercer lugar y particularizando para la solución no dominada que minimiza el tráfico total de señalización debido a la gestión de movilidad, se concluye que la estrategia de actualización de localización basada en áreas de registro con un procedimiento de paginación basado en tiempo de permanencia es la que genera un menor tráfico total. Además, se observa que gracias al uso de optimización evolutiva se puede reducir el tráfico total en aproximadamente un 43,64 % si se considera el procedimiento de paginación simultánea, o en un 69,35 % si se compara el tráfico total generado en una configuración de áreas de registro no optimizada que usa un procedimiento de paginación simultánea con el tráfico generado por una configuración de áreas de registro optimizada que usa un procedimiento de paginación basado en tiempo de permanencia. Esto último hace que el uso de optimización evolutiva sea muy interesante para optimizar la tarea de gestión de movilidad de abonados en redes de telefonía móvil pública terrestre.

8.2 Trabajo futuro

Desde nuestro conocimiento, las posibles futuras líneas de investigación podrían agruparse en los siguientes puntos:

1. Desarrollo e implementación de otras técnicas de optimización evolutiva para minimizar la carga de señalización debida a la gestión de movilidad. En cuanto a esta línea de investigación, es importante mencionar que se ha participado muy activamente en dos Trabajos Fin de Grado en los que se plantea el uso de otras dos metaheurísticas multiobjetivo: Shuffled Frog Leaping Algorithm (SFLA, basado en la interacción de distintas poblaciones de ranas) e IBEA (Indicator-Based Evolutionary Algorithm, algoritmo genético basado en indicador). No obstante, los resultados obtenidos con estas dos metaheurísticas fueron peores que los proporcionados por NSGAI.
2. Estudio y análisis multiobjetivo de otras estrategias de gestión de movilidad. El siguiente paso sería estudiar estrategias dinámicas de actualización de localización, donde cada estación móvil tenga una configuración de red particularizada a su movimiento, e.g. una estrategia de actualización de localización basada en lista de áreas de rastreo. También sería interesante el estudio de procedimientos de paginación inteligente.
3. Aplicación de técnicas de paralelismo en sistemas paralelos de memoria compartida y/o distribuida con el fin de reducir el tiempo de ejecución de las metaheurísticas propuestas. En relación a esta línea de investigación, ya se ha comenzado a investigar la viabilidad del uso de técnicas de paralelismo en sistemas paralelos de memoria compartida, obteniéndose resultados muy prometedores.

8.3 Méritos científicos

Esta Tesis Doctoral ha sido posible gracias al apoyo económico proporcionado por el Grupo de Arquitectura de Computadores y Diseño Lógico (Grupo ARCO) de la Universidad de Extremadura y por el Ministerio de Educación, Cultura y Deporte del Gobierno de España bajo la beca de Formación del Profesorado Universitario FPU-AP2010-5841. Como fruto de la investigación llevada a cabo en esta Tesis Doctoral destacan: 4 publicaciones en revistas científicas de difusión internacional, tres de ellas clasificadas como revistas del primer cuartil (Q1) y otra en el tercer cuartil (Q3), 10 capítulos de libro de difusión internacional,

8. CONCLUSIONES, TRABAJO FUTURO Y MÉRITOS CIENTÍFICOS

4 comunicaciones y ponencias en congresos internacionales y 6 comunicaciones y ponencias en congresos nacionales. Es decir, la investigación realizada en esta Tesis Doctoral está avalada con un total de 24 publicaciones científicas. Además, se ha participado en dos proyectos de investigación, se ha sido miembro en comités de 5 congresos internacionales, revisor en 8 revistas científicas internacionales indexadas en el JCR y se ha impartido docencia oficial en la Universidad de Extremadura.

8.3.1 Artículos en revistas científicas internacionales indexadas en el JCR

1. V. Berrocal-Plaza, M. A. Vega-Rodríguez, J. M. Sánchez-Pérez. “A Multiobjective Study of the Gaussian Cluster Paging in the Reporting Cells Strategy”. *Applied Soft Computing*, Volume 28, Elsevier Science, Amsterdam, The Netherlands, 2015, pp. 332-344, ISSN: 1568-4946. (Factor de impacto = 2,810 en 2014, cuartil Q1).
2. V. Berrocal-Plaza, M. A. Vega-Rodríguez, J. M. Sánchez-Pérez. “Optimizing the Mobility Management Task in Networks of Four World Capital Cities”. *Journal of Network and Computer Applications*, Volume 51, Academic Press & Elsevier Science, London, England, 2015, pp. 18-28, ISSN: 1084-8045. (Factor de impacto = 2,229 en 2014, cuartil Q1).
3. V. Berrocal-Plaza, M. A. Vega-Rodríguez, J. M. Sánchez-Pérez. “On the Use of Multi-objective Optimization for Solving the Location Areas Strategy with Different Paging Procedures in a Realistic Mobile Network”. *Applied Soft Computing*, Volume 18, Elsevier Science, Amsterdam, The Netherlands, 2014, pp. 146-157, ISSN: 1568-4946. (Factor de impacto = 2,810 en 2014, cuartil Q1).
4. V. Berrocal-Plaza, M. A. Vega-Rodríguez, J. M. Sánchez-Pérez. “Solving the Location Areas Management Problem with Multi-objective Evolutionary Strategies”. *Wireless Networks*, Volume 20, Issue 7, Springer, Dordrecht, The Netherlands, 2014, pp. 1909-1924, ISSN: 1022-0038. (Factor de impacto = 0,961 en 2014, cuartil Q3).

8.3.2 Capítulos de libro de difusión internacional

1. V. Berrocal-Plaza, M. A. Vega-Rodríguez, J. M. Sánchez-Pérez. “Parallelizing NSGAI for Accelerating the Registration Areas Optimization in Mobile Communication Net-

- works”, in: Hybrid Artificial Intelligence Systems. LNAI, Vol. 9121. Springer, Switzerland, 2015, pp. 620-631. ISBN: 978-3-319-19643-5.
2. V. Berrocal-Plaza, M. A. Vega-Rodríguez, J. M. Sánchez-Pérez. “Studying the Geographical Cluster Paging with Delay Constraint in Registration Areas with the Algorithm NSGAI”, in: Applications of Evolutionary Computation. LNCS, Vol. 9028. Springer International Publishing, Switzerland, 2015, pp. 103-114. ISBN: 978-3-319-16548-6.
 3. V. Berrocal-Plaza, M. A. Vega-Rodríguez, J. M. Sánchez-Pérez. “A Strength Pareto Approach and a Novel Formulation in the Reporting Cells Planning”, in: Soft Computing Models in Industrial and Environmental Applications. Advances in Intelligent and Soft Computing, Vol. 299. Springer, Switzerland, 2014, pp. 1-10. ISBN: 978-3-319-07994-3.
 4. V. Berrocal-Plaza, M. A. Vega-Rodríguez, J. M. Sánchez-Pérez. “A Strength Pareto Approach to Solve the Reporting Cells Planning Problem”, in: Computational Science and Its Applications, LNCS, Vol. 8584. Springer, Switzerland, 2014, pp. 212-223. ISBN: 978-3-319-09152-5.
 5. V. Berrocal-Plaza, M. A. Vega-Rodríguez, J. M. Sánchez-Pérez. “Non-dominated Sorting and a Novel Formulation in the Reporting Cells Planning”, in: Hybrid Artificial Intelligence Systems. LNAI, Vol. 8480. Springer, Switzerland, 2014, pp. 285-295. ISBN: 978-3-319-07616-4.
 6. V. Berrocal-Plaza, M. A. Vega-Rodríguez, J. M. Sánchez-Pérez. “Studying the Reporting Cells Planning with the Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II”, in: Applications of Evolutionary Computation. LNCS, Vol. 8602. Springer-Verlag, Berlin Heidelberg, Germany, 2014, pp. 63-74. ISBN: 978-3-662-45522-7.
 7. V. Berrocal-Plaza, M. A. Vega-Rodríguez, J. M. Sánchez-Pérez. “A New Version of the Multiobjective Artificial Bee Colony Algorithm for Optimizing the Location Areas Planning in a Realistic Network”, in: Theory and Practice of Natural Computing, LNCS, Vol. 8273. Springer, Berlin Heidelberg, Germany, 2013, pp. 19-30. ISBN: 978-3-642-45007-5.
 8. V. Berrocal-Plaza, M. A. Vega-Rodríguez, J. M. Sánchez-Pérez. “Optimizing the Location Areas Planning in the SUMATRA Network with an Adaptation of the SPEA2

8. CONCLUSIONES, TRABAJO FUTURO Y MÉRITOS CIENTÍFICOS

- Algorithm”, in: Computer Aided Systems Theory, LNCS, Vol. 8111. Springer-Verlag, Berlin Heidelberg, Germany, 2013, pp. 243-250. ISBN: 978-3-642-53855-1.
9. V. Berrocal-Plaza, M. A. Vega-Rodríguez, J. M. Sánchez-Pérez, J. A. Gómez-Pulido. “Solving the Location Areas Scheme in Realistic Networks by Using a Multi-objective Algorithm”, in: Applications of Evolutionary Computation. LNCS, Vol. 7835. Springer-Verlag, Berlin Heidelberg, Germany, 2013, pp. 72-81. ISBN: 978-3-642-37191-2.
10. V. Berrocal-Plaza, M. A. Vega-Rodríguez, J. M. Sánchez-Pérez, J. A. Gómez-Pulido. “A Multi-objective Approach to Solve the Location Areas Problem”, in: Theory and Practice of Natural Computing, LNCS, Vol. 7505. Springer-Verlag, Berlin Heidelberg, Germany, 2012, pp. 72-83. ISBN: 978-3-642-33859-5.

8.3.3 Ponencias y comunicaciones en congresos internacionales

1. V. Berrocal-Plaza, M. A. Vega-Rodríguez, J. M. Sánchez-Pérez. “Studying the Reporting Cells Strategy in a Realistic Mobile Environment”. Proceedings of the Sixth World Congress on Nature and Biologically Inspired Computing, IEEE, Porto, Portugal, 2014, pp. 29-34. ISBN: 978-1-4799-5937-2.
2. V. Berrocal-Plaza, M. A. Vega-Rodríguez, J. M. Sánchez-Pérez, J. A. Gómez-Pulido. “Applying the Strength Pareto Evolutionary Algorithm to Solve the Location Areas Planning Problem in Realistic Networks”. Computer Aided Systems Theory - Extended Abstracts, A. Quesada, J.C. Rodriguez, R. Moreno jr., R. Moreno (Eds.). IUCTC. Universidad de Las Palmas de Gran Canaria, Las Palmas de Gran Canaria, Spain, 2013, pp. 176-178. ISBN: 978-84-695-6971-9.
3. V. Berrocal-Plaza, M. A. Vega-Rodríguez, J. M. Sánchez-Pérez, J. A. Gómez-Pulido. “Solving the Location Areas Problem with Strength Pareto Evolutionary Algorithm”. 13th IEEE International Symposium on Computational Intelligence and Informatics, IEEE, Budapest, Hungary, 2012, pp. 49-54. ISBN: 978-1-4673-5206-2.
4. V. Berrocal-Plaza, M. A. Vega-Rodríguez, J. A. Gómez-Pulido, J. M. Sánchez-Pérez. “Artificial Bee Colony Algorithm Applied to WiMAX Network Planning Problem”. Proceedings of the 11th International Conference on Intelligent Systems Design and Applications, IEEE, Córdoba, Spain, 2011, pp. 504-509. ISBN: 978-1-4577-1675-1.

8.3.4 Ponencias y comunicaciones en congresos nacionales

1. V. Berrocal-Plaza, M. A. Vega-Rodríguez, J. M. Sánchez-Pérez. “Paginación Gaussiana en Áreas de Registro. Análisis de Rendimiento Multi-objetivo”. Actas del X Congreso Español sobre Metaheurísticas, Algoritmos Evolutivos y Bioinspirados, Universidad de Extremadura, Mérida, Spain, 2015, pp. 543-550. ISBN: 978-84-697-2150-6.
2. V. Berrocal-Plaza, M. A. Vega-Rodríguez, J. M. Sánchez-Pérez. “Planificación de Celdas de Reporte con el Algoritmo SPEA2”. Actas del X Congreso Español sobre Metaheurísticas, Algoritmos Evolutivos y Bioinspirados, Universidad de Extremadura, Mérida, Spain, 2015, pp. 1-8. ISBN: 978-84-697-2150-6.
3. V. Berrocal-Plaza, M. A. Vega-Rodríguez, J. M. Sánchez-Pérez. “Aplicación de Tecnología Multicore para Acelerar la Optimización de Áreas de Registro en Redes de Telefonía Móvil”. Actas de las XXV Jornadas de Paralelismo (JP 2014), Universidad de Valladolid, Valladolid, Spain, 2014, pp. 57-63. ISBN: 978-84-697-0329-3.
4. V. Berrocal-Plaza, M. A. Vega-Rodríguez, J. M. Sánchez-Pérez. “Aplicación del Algoritmo SPEA2 en el Problema de Gestión de Áreas de Localización en Redes Móviles”. Actas de la XV Conferencia de la Asociación Española para la Inteligencia Artificial (CAEPIA 2013), Concha Bielza, Antonio Salmerón (editores), Asociación Española para la Inteligencia Artificial (AEPIA), Madrid, Spain, 2013, pp. 49-58. ISBN: 978-84-695-8348-7.
5. V. Berrocal-Plaza, M. A. Vega-Rodríguez, J. M. Sánchez-Pérez. “Optimización del Problema de Planificación de Áreas de Localización con el Algoritmo NSGAI”. Actas del IX Congreso Español sobre Metaheurísticas, Algoritmos Evolutivos y Bioinspirados, J. M. Colmenar et al. (editores), Universidad Complutense de Madrid y Universidad Rey Juan Carlos, Madrid, Spain, 2013, pp. 852-861. ISBN: 978-84-695-8348-7.
6. V. Berrocal-Plaza, M. A. Vega-Rodríguez, J. A. Gómez-Pulido, J. M. Sánchez-Pérez. “Metaheurística Aplicada al Problema de Planificación de Red en IEEE 802.16 Fija”. Actas del VIII Congreso Español sobre Metaheurísticas, Algoritmos Evolutivos y Bioinspirados, J. A. Gámez, J. M. Puerta, F. Parreño y L. de la Ossa (editores), Universidad de Castilla-La Mancha, Albacete, Spain, 2012, pp. 39-46. ISBN: 978-84-615-6931-1.

8. CONCLUSIONES, TRABAJO FUTURO Y MÉRITOS CIENTÍFICOS

8.3.5 Participación en proyectos de investigación

1. Título del proyecto: MSTAR: Metaheurísticas Multiobjetivo y Paralelismo en Comunicaciones. Código de proyecto: TIN2008-06491-C04-04/TIN. Entidad financiadora: Ministerio de Ciencia e Innovación. Plan Nacional de Investigación Científica, Desarrollo e Innovación Tecnológica. Duración desde: Diciembre 2008, hasta: Diciembre 2011. Número de investigadores: 39. Investigador principal: Miguel Ángel Vega Rodríguez (para el nodo UEX), Enrique Alba Torres (proyecto coordinado).
2. Título del proyecto: BIO : Optimización Multiobjetivo y Paralelismo en Bioinformática. Código de proyecto: TIN2012-30685. Entidad financiadora: Ministerio de Ciencia e Innovación. Plan Nacional de Investigación Científica, Desarrollo e Innovación Tecnológica. Duración desde: Enero 2013, hasta: Diciembre 2015. Número de investigadores: 12. Investigador principal: Miguel Ángel Vega Rodríguez.

8.3.6 Participación en comités científicos

1. 3rd International Workshop on Parallelism in Bioinformatics (parte del IEEE ISPA 2015). Helsinki (Finlandia). 2015. Internacional.
2. 2nd Congress on Multicore and GPU Programming 2015. Cáceres (España). 2015. Internacional.
3. 2nd International Workshop on Parallelism in Bioinformatics (parte del IEEE Cluster 2014). Madrid (España). 2014. Internacional.
4. 2nd International Conference on the Theory and Practice of Natural Computing. TPNC 2013, LNCS. Cáceres (España). 2013. Internacional.
5. International Workshop on Parallelism in Bioinformatics (parte del ACM EuroMPI 2013). Madrid (España). 2013. Internacional.

8.3.7 Actividades como revisor en revistas científicas internacionales indexadas en el JCR

1. IEEE Computational Intelligence Magazine. ISSN: 1556-603X. Factor de Impacto: 2,571. 2015. Internacional.

2. Concurrency and Computation: Practice and Experience. ISSN: 1532-0626. Factor de Impacto: 0,997. 2015. Internacional.
3. Applied Soft Computing. ISSN: 1568-4946. Factor de Impacto: 2,810. 2014. Internacional.
4. International Journal of Electronics and Communications. ISSN: 1434-8411. Factor de Impacto: 0,601. 2014. Internacional.
5. Soft Computing. ISSN: 1432-7643. Factor de Impacto: 1,271. 2014. Internacional.
6. Parallel Computing. ISSN: 0167-8191. Factor de Impacto: 1,511. 2014. Internacional.
7. Journal of Systems Architecture. ISSN: 1383-7621. Factor de Impacto: 0,689. 2013. Internacional.
8. Wireless Networks. ISSN: 1022-0038. Factor de Impacto: 1,055. 2013. Internacional.

8.3.8 Becas de investigación conseguidas

Víctor Berrocal Plaza, autor de esta Tesis Doctoral, ha sido beneficiario a tiempo completo de una beca del Programa de Formación del Profesorado Universitario (F. P. U.) desde enero de 2012 hasta diciembre de 2015. Esta beca es otorgada por el Ministerio de Educación, Cultura y Deporte.

8.3.9 Participación en docencia oficial universitaria

Víctor Berrocal Plaza, autor de esta Tesis Doctoral, ha sido profesor mediante Venia Docendi de la asignatura Teoría de la Comunicación perteneciente al Grado en Ingeniería de Sonido e Imagen en Telecomunicación de la Universidad de Extremadura, impartiendo un total de 6 créditos prácticos anuales durante los cursos académicos 2013/2014 y 2014/2015.

Bibliografía

- [1] J. M. Hernando-Rábanos, *Transmisión por radio*, 5th ed. Editorial universitaria Ramón Areces, 2006. 1
- [2] GSM Association (GSMA), *The Mobile Economy*, 2013. 1, 2
- [3] ———, *The Mobile Economy Europe*, 2013. 1, 4
- [4] D. Agrawal and Q. Zeng, *Introduction to Wireless and Mobile Systems*, 5th ed. Cengage Learning, 2010. 1
- [5] V. Garg, *Wireless Communications and Networking*, ser. The Morgan Kaufmann Series in Networking. Morgan Kaufmann, 2007. 1
- [6] D. Nowoswiat and G. Milliken, *Managing LTE core network signaling traffic*. Alcatel-Lucent, Techzine, 2013. 2
- [7] A. Chandra and P. Das, “Location management in cellular mobile networks,” *IEEE Potentials*, vol. 33, no. 1, pp. 37–44, 2014. 2, 23, 32
- [8] K. Kyamakya and K. Jobmann, “Location management in cellular networks: classification of the most important paradigms, realistic simulation framework, and relative performance analysis,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 54, no. 2, pp. 687–708, 2005. 2, 28, 30, 63, 66, 67
- [9] H. Abou-zeid and H. Hassanein, “Predictive green wireless access: exploiting mobility and application information,” *IEEE Wireless Communications*, vol. 20, no. 5, pp. 92–99, 2013. 3

BIBLIOGRAFÍA

- [10] D. Zhang, D. Zhang, H. Xiong, L. Yang, and V. Gauither, “Nextcell: Predicting location using social interplay from cell phone traces,” *IEEE Transactions on Computers*, vol. 64, no. 2, pp. 452–463, 2015. 3
- [11] D. Zhang, Z. Wang, B. Guo, and Z. Yu, “Social and community intelligence: Technologies and trends,” *IEEE Software*, vol. 29, no. 4, pp. 88–92, 2012. 3
- [12] R. Trasarti, A.-M. Olteanu-Raimond, M. Nanni, T. Couronné, B. Furletti, F. Giannotti, Z. Smoreda, and C. Ziemlicki, “Discovering urban and country dynamics from mobile phone data with spatial correlation patterns,” *Telecommunications Policy*, vol. 39, no. 3-4, pp. 347–362, 2015. 3, 67, 68
- [13] J. Reades, F. Calabrese, A. Sevtsuk, and C. Ratti, “Cellular census: Explorations in urban data collection,” *IEEE Pervasive Computing*, vol. 6, no. 3, pp. 30–38, 2007. 3, 67, 68
- [14] P. R. L. Gondim, “Genetic algorithms and the location area partitioning problem in cellular networks,” in *Proceedings of the IEEE 46th Vehicular Technology Conference on Mobile Technology for the Human Race*, vol. 3, 1996, pp. 1835–1838. 3, 8, 10, 19, 21, 27, 45
- [15] A. Bar-Noy and I. Kessler, “Tracking mobile users in wireless communications networks,” *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 39, no. 6, pp. 1877–1886, 1993. 3, 9, 22, 45, 98
- [16] M. R. Garey and D. S. Johnson, *Computers and Intractability; A Guide to the Theory of NP-Completeness*. W. H. Freeman & Co., 1990. 3
- [17] X. Wang, X. Lei, P. Fan, R. Hu, and S.-J. Horng, “Cost analysis of movement-based location management in PCS networks: An embedded Markov chain approach,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 63, no. 4, pp. 1886–1902, 2014. 7, 18, 20, 25, 31
- [18] M. Maitra, D. Saha, P. Bhattacharjee, and A. Mukherjee, “An intelligent paging strategy using rule-based AI technique for locating mobile terminals in cellular wireless networks,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 57, no. 3, pp. 1834–1845, 2008. 7, 33, 67

-
- [19] M. Maitra and A. Chatterjee, "Application of AI techniques for locating mobile terminals in mobile wireless cellular networks: A novel paging scheme," *Expert Systems with Applications*, vol. 34, no. 2, pp. 964–976, 2008. 7, 33
- [20] B. Krishnamachari, R.-H. Gau, S. B. Wicker, and Z. J. Haas, "Optimal sequential paging in cellular wireless networks," *Wireless Networks*, vol. 10, no. 2, pp. 121–131, 2004. 7, 8, 29
- [21] A. Bar-Noy, P. Cheilaris, Y. Feng, and M. J. Golin, "Paging mobile users in cellular networks: Optimality versus complexity and simplicity," *Theoretical Computer Science*, vol. 470, pp. 23 – 35, 2013. 7, 8
- [22] R.-H. Liou, Y.-B. Lin, and S.-C. Tsai, "An investigation on LTE mobility management," *IEEE Transactions on Mobile Computing*, vol. 12, no. 1, pp. 166–176, 2013. 7, 8, 22
- [23] P. Demestichas, N. Georgantas, E. Tzifa, V. Demesticha, M. Striki, M. Kilanioti, and M. E. Theologou, "Computationally efficient algorithms for location area planning in future cellular systems," *Computer Communications*, vol. 23, no. 13, pp. 1263–1280, 2000. 8, 10, 18, 26, 27
- [24] R. Subrata and A. Y. Zomaya, "Dynamic location management for mobile computing," *Telecommunication Systems*, vol. 22, no. 1-4, pp. 169–187, 2003. 8, 10, 18, 26, 76, 84, 85, 122, 143
- [25] I. Demirkol, C. Ersoy, M. U. Çağlayan, and H. Deliç, "Location area planning and cell-to-switch assignment in cellular networks," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 3, no. 3, pp. 880–890, 2004. 8, 10, 18, 26, 27
- [26] S. Chaurasia and A. Singh, "A hybrid evolutionary approach to the registration area planning problem," *Applied Intelligence*, vol. 41, no. 4, pp. 1127–1149, 2014. 8, 10, 18, 26, 27
- [27] T. James, M. Vroblefski, and Q. Nottingham, "A hybrid grouping genetic algorithm for the registration area planning problem," *Computer Communications*, vol. 30, no. 10, pp. 2180 – 2190, 2007. 8, 10, 18, 26, 27

BIBLIOGRAFÍA

- [28] J. Taheri and A. Y. Zomaya, “The use of a hopfield neural network in solving the mobility management problem,” in *Proceedings of The IEEE/ACS International Conference on Pervasive Services*, 2004, pp. 141–150. 8, 9, 10, 18, 26, 27, 47, 61, 62, 63, 66, 67, 70, 71, 73, 78, 82, 84, 85, 86, 87, 88, 122, 143, 151
- [29] —, “A simulated annealing approach for mobile location management,” *Computer Communications*, vol. 30, no. 4, pp. 714–730, 2007. 8, 9, 10, 18, 26, 27, 47, 61, 62, 63, 66, 67, 70, 71, 73, 78, 82, 84, 85, 86, 87, 88, 122, 143, 151
- [30] —, “A genetic algorithm for finding optimal location area configurations for mobility management,” in *Proceedings of the The IEEE Conference on Local Computer Networks 30th Anniversary*, 2005, pp. 568–577. 8, 9, 10, 18, 26, 27, 47, 61, 62, 63, 66, 67, 70, 71, 73, 78, 82, 84, 85, 86, 87, 88, 122, 143, 151
- [31] —, “A combined genetic-neural algorithm for mobility management,” *Journal of Mathematical Modelling and Algorithms*, vol. 6, no. 3, pp. 481–507, 2007. 8, 9, 10, 18, 26, 27, 47, 61, 62, 63, 66, 67, 70, 71, 73, 78, 82, 84, 85, 86, 87, 88, 122, 143, 151
- [32] S. M. Almeida-Luz, M. A. Vega-Rodríguez, J. A. Gómez-Pulido, and J. M. Sánchez-Pérez, “Applying Differential Evolution to a realistic location area problem using SUMATRA,” in *Proceedings of The Second International Conference on Advanced Engineering Computing and Applications in Sciences*, 2008, pp. 170–175. 8, 9, 10, 18, 26, 27, 47, 61, 65, 70, 71, 76, 82, 84, 85, 122, 143
- [33] —, “Differential Evolution for solving the mobile location management,” *Applied Soft Computing*, vol. 11, no. 1, pp. 410–427, 2011. 8, 9, 10, 18, 26, 27, 47, 61, 65, 70, 71, 76, 82, 84, 88, 122, 143
- [34] —, “Applying scatter search to the location areas problem,” in *Intelligent Data Engineering and Automated Learning*, ser. Lecture Notes in Computer Science, vol. 5788, 2009, pp. 791–798. 8, 9, 10, 18, 26, 27, 47, 61, 70, 71, 82, 84, 88, 122, 143
- [35] —, “Solving a realistic location area problem using SUMATRA networks with the Scatter Search algorithm,” in *Proceedings of the Ninth International Conference on Intelligent Systems Design and Applications*, 2009, pp. 689–694. 8, 9, 10, 18, 26, 27, 47, 61, 65, 70, 71, 76, 82, 84, 85, 122, 143

- [36] M. Toril, S. Luna-Ramirez, and V. Wille, “Automatic replanning of tracking areas in cellular networks,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 62, no. 5, pp. 2005–2013, 2013. 8, 9, 10, 18, 20, 26, 27, 122, 143
- [37] A. Hac and X. Zhou, “Locating strategies for Personal Communication Networks: A novel tracking strategy,” *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 15, no. 8, pp. 1425–1436, 1997. 9, 10, 27
- [38] R. Subrata and A. Y. Zomaya, “A comparison of three artificial life techniques for Reporting Cell planning in mobile computing,” *IEEE Transaction on Parallel and Distributed Systems*, vol. 14, no. 2, pp. 142–153, 2003. 9, 10, 27, 122, 143
- [39] J. Taheri and A. Y. Zomaya, “A modified hopfield network for mobility management,” *Wireless Communications and Mobile Computing*, vol. 8, no. 3, pp. 355–367, 2008. 9, 10, 27, 122, 143
- [40] E. Alba, J. García-Nieto, J. Taheri, and A. Y. Zomaya, “New research in nature inspired algorithms for mobility management in GSM networks.” in *EvoWorkshops*, ser. Lecture Notes in Computer Science, vol. 4974. Springer, 2008, pp. 1–10. 9, 10, 27, 95, 96, 97, 99, 100, 106, 110, 111, 113, 122, 143
- [41] S. M. Almeida-Luz, M. A. Vega-Rodríguez, J. A. Gómez-Pulido, and J. M. Sánchez-Pérez, “Applying differential evolution to the Reporting Cells problem.” in *International Multiconference on Computer Science and Information Technology*, 2008, pp. 65–71. 9, 10, 27, 47, 95, 96, 97, 99, 100, 106, 110, 113, 122, 143
- [42] ———, “Solving the Reporting Cells problem using a scatter search based algorithm.” in *Rough Sets and Current Trends in Computing*, ser. Lecture Notes in Computer Science, vol. 6086. Springer, 2010, pp. 534–543. 9, 10, 27, 47, 95, 96, 97, 99, 100, 106, 110, 113, 122, 143
- [43] F. Mehta and P. Swadas, “Comparison of simulated annealing approach and a novel tracking strategy to reporting cell planning problem of mobile location management,” in *Proceedings of the International Conference on Signals, Systems and Automation*, 2009, pp. 208–213. 9, 10, 27

BIBLIOGRAFÍA

- [44] C. A. Baburaj, M. C. A. M. Phil, and K. Alagarsamy, “A review on various network results for Reporting Cell planning in genetic algorithm technique,” *International Journal of Engineering Science and Technology*, vol. 2, no. 9, pp. 4088–4094, 2010. 9, 10, 27
- [45] D. L. González-Álvarez, A. Rubio-Largo, M. A. Vega-Rodríguez, S. M. Almeida-Luz, J. A. Gómez-Pulido, and J. M. Sánchez-Pérez, “Solving the reporting cells problem by using a parallel team of evolutionary algorithms,” *Logic Journal of the IGPL*, vol. 20, no. 4, pp. 722–731, 2012. 9, 10, 27, 122, 143
- [46] K. Sung-Soo, K. Gon, B. Ji-Hwan, and J. Taheri, “Particle swarm optimization for location mobility management,” *International Journal of Innovative Computing, Information and Control*, vol. 8, no. 12, pp. 8387–8398, 2012. 9, 10, 27, 122, 143
- [47] L. Wang and G. Si, “Optimal location management in mobile computing with hybrid genetic algorithm and particle swarm optimization (GA-PSO),” in *17th International Conference on Electronics, Circuits, and Systems*. International Center for Numerical Methods in Engineering, 2010, pp. 1160–1163. 9, 10, 27, 122, 143
- [48] M. Patra and S. K. Udgata, “Soft computing approach for location management problem in wireless mobile environment,” in *Swarm, Evolutionary, and Memetic Computing (2)*, ser. Lecture Notes in Computer Science, vol. 7077, 2011, pp. 248–256. 9, 10, 27
- [49] A. Boukerche, *Handbook of Algorithms for Wireless Networking and Mobile Computing*, ser. Chapman & Hall/CRC Computer & Information Science Series. Taylor & Francis, 2005. 13, 24, 31, 32
- [50] R. Kreher and K. Gaenger, *LTE signaling, troubleshooting and optimization*, 2nd ed. John Wiley & Sons, Ltd., 2015. 14
- [51] C. Cox, *An Introduction to LTE: LTE, LTE-Advanced, SAE, VoLTE and 4G Mobile Communications*, 2nd ed. John Wiley & Sons, Ltd., 2014. 14
- [52] S. Hämmäläinen, H. Sanneck, and C. Sartori, *LTE Self-Organising Networks (SON): Network Management Automation for Operational Efficiency*. John Wiley & Sons, Ltd., 2011. 14

-
- [53] B. Barton, *LTE and Beyond*. <http://www.lteandbeyond.com>, accessed in 2015. 18
- [54] 3GPP, *3GPP TS 23.401. General Packet Radio Service (GPRS) enhancements for Evolved Universal Terrestrial Radio Access Network (E-UTRAN)* access. <http://www.3gpp.org/DynaReport/23401.htm>, accessed in 2015. 18
- [55] L.-R. Hu and S. Rappaport, “Adaptive location management scheme for global personal communications,” *IEE Proceedings-Communications*, vol. 144, no. 1, pp. 54–60, 1997. 19
- [56] K.-H. Chiang and N. Shenoy, “A 2-d random-walk mobility model for location-management studies in wireless networks,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 53, no. 2, pp. 413–424, 2004. 19
- [57] Y.-B. Lin and S.-R. Yang, “A mobility management strategy for GPRS,” *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 2, no. 6, pp. 1178–1188, 2003. 19
- [58] T. Ozugur, “Hierarchical provisioning for cellular networks,” *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 4, no. 2, pp. 775–791, 2005. 19
- [59] S.-R. Yang and Y.-B. Lin, “Performance evaluation of location management in UMTS,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 52, no. 6, pp. 1603–1615, 2003. 19
- [60] A. Buvanewari, L. Drabeck, N. Nithi, M. Haner, P. Polakos, and C. Sawkar, “Self-optimization of LTE networks utilizing Celnet Explorer,” *Bell Labs Technical Journal*, vol. 15, no. 3, pp. 99–117, 2010. 19
- [61] A. Roy, J. Shin, and N. Saxena, “Entropy-based location management in long-term evolution cellular systems,” *IEEE Transactions on Communications*, vol. 6, no. 2, pp. 138–146, 2012. 19, 67
- [62] Y. Yu and D. Gu, “The cost efficient location management in the LTE picocell/macrocell network,” *IEEE Communications Letters*, vol. 17, no. 5, pp. 904–907, 2013. 19
- [63] B. Hajek, K. Mitzel, and S. Yang, “Paging and registration in cellular networks: Jointly optimal policies and an iterative algorithm,” *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 54, no. 2, pp. 608–622, 2008. 20

BIBLIOGRAFÍA

- [64] K. Li, "Analysis of distance-based location management in wireless communication networks," *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, vol. 24, no. 2, pp. 225–238, 2013. 20, 24, 31
- [65] S. Razavi and D. Yuan, "Reducing signaling overhead by overlapping tracking area list in LTE," in *7th IFIP Wireless and Mobile Networking Conference*, 2014, pp. 1–7. 22
- [66] S. Ikeda, N. Kami, and T. Yoshikawa, "A tracking area list configuration method to mitigate burst location updates," in *IEEE Fifth International Conference on Communications and Electronics*, 2014, pp. 258–263. 22
- [67] S. Razavi, D. Yuan, F. Gunnarsson, and J. Moe, "Dynamic tracking area list configuration and performance evaluation in LTE," in *IEEE GLOBECOM Workshops*, 2010, pp. 49–53. 22
- [68] —, "Exploiting tracking area list for improving signaling overhead in LTE," in *71st IEEE Vehicular Technology Conference*, 2010, pp. 1–5. 22
- [69] J. Ferragut and J. Mangues-Bafalluy, "A self-organized tracking area list mechanism for large-scale networks of femtocells," in *IEEE International Conference on Communications*, 2012, pp. 5129–5134. 22
- [70] X. Wang, X. Lei, R. Hu, and Y. Qian, "Modeling of tracking area list-based location update scheme in Long Term Evolution," in *IEEE International Conference on Communications*, 2014, pp. 2325–2331. 22
- [71] Y. W. Chung, "Adaptive design of tracking area list in LTE," in *Eighth International Conference on Wireless and Optical Communications Networks*, 2011, pp. 1–5. 22
- [72] G. Y. Lee and Y. Lee, "Numerical analysis of optimum timer value for time-based location registration scheme," *IEEE Communications Letters*, vol. 6, no. 10, pp. 431–433, 2002. 23
- [73] Y.-B. Lin, P.-C. Lee, and I. Chlamtac, "Dynamic periodic location area update in mobile networks," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 51, no. 6, pp. 1494–1501, 2002. 23

-
- [74] Y. Xiao and H. Chen, "Optimal periodic location area update for mobile telecommunications networks," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 5, no. 4, pp. 930–937, 2006. 23
- [75] X. Wang, K. Li, R.-G. Cheng, P. Fan, X. Lei, and R. Hu, "Cost analysis of a hybrid movement- and time-based location update scheme in cellular networks," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. V, no. N, pp. 1–15, 2015. 23
- [76] Q. Zhao, S. Liew, and Y. Yu, "Location update cost of distance-based scheme for PCS networks with CTRW model," *IEEE Communications Letters*, vol. 13, no. 6, pp. 408–410, 2009. 24
- [77] Y.-H. Zhu and V. Leung, "Optimization of distance-based location management for pcs networks," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 7, no. 9, pp. 3507–3516, 2008. 24, 67
- [78] Y. hua Zhu and V. Leung, "Derivation of moving distance distribution to enhance sequential paging in distance-based mobility management for PCS networks," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 5, no. 11, pp. 3029–3033, 2006. 24
- [79] C. Ng and H. Chan, "Enhanced distance-based location management of mobile communication systems using a cell coordinates approach," *IEEE Transactions on Mobile Computing*, vol. 4, no. 1, pp. 41–55, 2005. 24
- [80] J. Zheng and E. Regentova, "EDBLU: enhanced direction-based location update scheme for PCS networks," *Electronics Letters*, vol. 40, no. 15, pp. 946–947, 2004. 24
- [81] Y.-H. Zhu and V. Leung, "Joint distribution of numbers of location updates and cell boundary crossings in movement-based location management schemes," *IEEE Communications Letters*, vol. 11, no. 12, pp. 943–945, 2007. 25
- [82] G. Y. Lee, Y. Lee, and Z. Haas, "Hybrid location-update scheme for mobile networks," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 58, no. 1, pp. 338–348, 2009. 25

BIBLIOGRAFÍA

- [83] J. Li, H. Kameda, and J. Li, “Optimal dynamic mobility management for PCS networks,” *IEEE/ACM Transactions on Networking*, vol. 8, no. 3, pp. 319–327, 2000. 25
- [84] R. Rodriguez-Dagnino and H. Takagi, “Movement-based location management for general cell residence times in wireless networks,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 56, no. 5, pp. 2713–2722, 2007. 25
- [85] Y. Fang, “Movement-based mobility management and trade off analysis for wireless mobile networks,” *IEEE Transactions on Computers*, vol. 52, no. 6, pp. 791–803, 2003. 25
- [86] X. Wang, P. Fan, J. Li, and Y. Pan, “Modeling and cost analysis of movement-based location management for PCS networks with HLR/VLR architecture, general location area and cell residence time distributions,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 57, no. 6, pp. 3815–3831, 2008. 25
- [87] Y.-H. Zhu and V. Leung, “Optimization of sequential paging in movement-based location management based on movement statistics,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 56, no. 2, pp. 955–964, 2007. 25
- [88] Z. Ye and A. Abouzeid, “Optimal stochastic location updates in mobile ad hoc networks,” *IEEE Transactions on Mobile Computing*, vol. 10, no. 5, pp. 638–652, 2011. 31
- [89] A. Mukherjee, S. Bandyopadhyay, and D. Saha, *Location Management and Routing in Mobile Wireless Networks*, ser. Artech House mobile communications series. Artech House, 2003. 32
- [90] C. A. C. Coello, G. B. Lamont, and D. A. V. Veldhuizen, *Evolutionary Algorithms for Solving Multi-Objective Problems (Genetic and Evolutionary Computation)*. Secaucus, NJ, USA: Springer-Verlag New York, Inc., 2006. 35, 37, 43, 44
- [91] X. Yang, *Introduction to Mathematical Optimization: From Linear Programming to Metaheuristics*. Cambridge International Science Publishing, 2008. 35

-
- [92] J. Knowles, L. Thiele, and E. Zitzler, “A tutorial on the performance assessment of stochastic multiobjective optimizers,” Computer Engineering and Networks Laboratory (TIK), ETH Zurich, TIK Report 214, 2006. 35
- [93] J. Branke, K. Deb, K. Miettinen, and R. Slowinski, *Multiobjective Optimization. Interactive and Evolutionary Approaches*, ser. Lecture Notes in Computer Science. Springer Berlin Heidelberg, 2008, vol. 5252. 36
- [94] S. Boyd and L. Vandenberghe, *Convex Optimization*. New York, NY, USA: Cambridge University Press, 2004. 38
- [95] U. Yüceer, “Discrete convexity: Convexity for functions defined on discrete spaces,” *Discrete Applied Mathematics*, vol. 119, no. 3, pp. 297–304, 2002. 38
- [96] E.-G. Talbi, *Metaheuristics: From Design to Implementation*. Wiley Publishing, 2009. 39, 40
- [97] E. Zitzler, L. Thiele, M. Laumanns, C. Fonseca, and V. da Fonseca, “Performance assessment of multiobjective optimizers: an analysis and review,” *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 7, no. 2, pp. 117–132, 2003. 45
- [98] A. Zhou, B.-Y. Qu, H. Li, S.-Z. Zhao, P. N. Suganthan, and Q. Zhang, “Multiobjective evolutionary algorithms: A survey of the state of the art,” *Swarm and Evolutionary Computation*, vol. 1, no. 1, pp. 32 – 49, 2011. 45, 46
- [99] K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal, and T. Meyarivan, “A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II,” *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 6, no. 2, pp. 182–197, 2002. 46, 47, 54
- [100] M. Pilat, “Evolutionary multiobjective optimization: A short survey of the state-of-the-art,” in *WDS10 Proceedings of Contributed Papers: Part I - Mathematics and Computer Sciences*, 2010, pp. 13–18. 46
- [101] P. Siano, “Assessing the impact of incentive regulation for innovation on RES integration,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 29, no. 5, pp. 2499–2508, 2014. 46

BIBLIOGRAFÍA

- [102] M. Shaygan, A. Alimohammadi, A. Mansourian, Z. Govara, and S. Kalami, “Spatial multi-objective optimization approach for land use allocation using NSGA-II,” *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 7, no. 3, pp. 906–916, 2014. 46
- [103] P. Di Barba, I. Dolezel, M. Mognaschi, A. Savini, and P. Karban, “Non-linear multi-physics analysis and multi-objective optimization in electroheating applications,” *IEEE Transactions on Magnetics*, vol. 50, no. 2, pp. 673–676, 2014. 46
- [104] A. Palaparthi, T. Riede, and I. Titze, “Combining multiobjective optimization and cluster analysis to study vocal fold functional morphology,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 61, no. 7, pp. 2199–2208, 2014. 46
- [105] I. Bahri, L. Idkhajine, E. Monmasson, and M. El Amine Benkhelifa, “Hardware/software codesign guidelines for system on chip FPGA-based sensorless AC drive applications,” *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 9, no. 4, pp. 2165–2176, 2013. 46
- [106] S. Wikaisuksakul, “A multi-objective genetic algorithm with fuzzy c-means for automatic data clustering,” *Applied Soft Computing*, vol. 24, pp. 679 – 691, 2014. 46
- [107] C. K. Huynh and W. C. Lee, “An interference avoidance method using two dimensional genetic algorithm for multicarrier communication systems,” *Journal of Communications and Networks*, vol. 15, no. 5, pp. 486–495, 2013. 46
- [108] J. Yang, Q. R. Yuan, F. Yang, H. Zhou, Z. Nie, and Z. Zhao, “Synthesis of conformal phased array with improved NSGA-II algorithm,” *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. 57, no. 12, pp. 4006–4009, 2009. 46
- [109] M. Camelo, C. Omana, and H. Castro, “QoS routing algorithms based on multi-objective optimization for mesh networks,” *IEEE (Revista IEEE America Latina) Latin America Transactions*, vol. 9, no. 5, pp. 875–881, 2011. 46
- [110] E. Zitzler, M. Laumanns, and L. Thiele, “SPEA2: Improving the Strength Pareto Evolutionary Algorithm for multiobjective optimization,” in *Evolutionary Methods for Design Optimization and Control with Applications to Industrial Problems*. International Center for Numerical Methods in Engineering, 2001, pp. 95–100. 52, 54

-
- [111] G. Yu, T. Chai, and X. Luo, "Multiobjective production planning optimization using hybrid evolutionary algorithms for mineral processing," *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 15, no. 4, pp. 487–514, 2011. 52
- [112] —, "Two-level production plan decomposition based on a hybrid MOEA for mineral processing," *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, vol. 10, no. 4, pp. 1050–1071, 2013. 52
- [113] M. Delgado, M. Cuellar, and M. Pegalajar, "Multiobjective hybrid optimization and training of recurrent neural networks," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, vol. 38, no. 2, pp. 381–403, 2008. 52
- [114] U. Bhowan, M. Johnston, M. Zhang, and X. Yao, "Evolving diverse ensembles using genetic programming for classification with unbalanced data," *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 17, no. 3, pp. 368–386, 2013. 52
- [115] B. de Souza and A. de Almeida, "Multiobjective optimization and fuzzy logic applied to planning of the volt/var problem in distributions systems," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 25, no. 3, pp. 1274–1281, 2010. 52
- [116] D. Karaboga and B. Basturk, "Artificial Bee Colony (ABC) optimization algorithm for solving constrained optimization problems," in *Proceedings of the 12th international Fuzzy Systems Association world congress on Foundations of Fuzzy Logic and Soft Computing*, 2007, pp. 789–798. 54, 55, 56, 57, 58
- [117] H. Duan and S. Li, "Artificial bee colony based direct collocation for reentry trajectory optimization of hypersonic vehicle," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 51, no. 1, pp. 615–626, 2015. 54
- [118] T.-H. Li, P.-H. Kuo, Y.-F. Ho, M.-C. Kao, and L.-H. Tai, "A biped gait learning algorithm for humanoid robots based on environmental impact assessed artificial bee colony," *IEEE Access*, vol. 3, pp. 13–26, 2015. 54
- [119] S.-C. Horng, "Combining artificial bee colony with ordinal optimization for stochastic economic lot scheduling problem," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, vol. 45, no. 3, pp. 373–384, 2015. 54

BIBLIOGRAFÍA

- [120] K. Sundareswaran, P. Sankar, P. Nayak, S. Simon, and S. Palani, “Enhanced energy output from a PV system under partial shaded conditions through artificial bee colony,” *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, vol. 6, no. 1, pp. 198–209, 2015. 54
- [121] S. Mini, S. Udgata, and S. Sabat, “Sensor deployment and scheduling for target coverage problem in wireless sensor networks,” *IEEE Sensors Journal*, vol. 14, no. 3, pp. 636–644, 2014. 54
- [122] J. Jannink and Y. Cui, “Stanford University Mobile Activity TRAcEs (SUMATRA),” accessed in 2015, see <http://infolab.stanford.edu/sumatra>. 62, 63, 65, 68
- [123] ILOG, Inc, “ILOG CPLEX: High-performance software for mathematical programming and optimization,” 2006, see <http://www.ilog.com/products/cplex/>. 62, 87, 88, 96, 111
- [124] Global System for Mobile Communications Association, “European mobile industry observatory,” pp. 7–17, 2011. 66, 67, 68
- [125] J. Cowling, “Dynamic location management in heterogeneous cellular networks,” Master’s thesis, School of Information Technologies, University of Sydney, Sydney, 2004. 66
- [126] A. Roy, A. Misra, and S. Das, “Location update versus paging trade-off in cellular networks: An approach based on vector quantization,” *IEEE Transactions on Mobile Computing*, vol. 6, no. 12, pp. 1426–1440, 2007. 67
- [127] J. Taheri and A. Y. Zomaya, “A simulation tool for mobility management experiments,” *International Journal of Pervasive Computing and Communications*, vol. 5, no. 3, pp. 360–379, 2009. 67
- [128] D. J. Sheskin, *Handbook of Parametric and Nonparametric Statistical Procedures*, 5th ed. Chapman & Hall/CRC, 2011. 69, 98
- [129] D. P. Bertsekas, *Convex Optimization Theory*. Athena Scientific, 2009. 71, 100
- [130] B. S. Everitt and A. Skrondal, *The Cambridge Dictionary of Statistics*, 4th ed. Cambridge University Press, 2010. 92

