

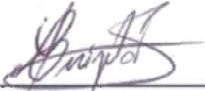
TESIS DEFENDIDA POR

Christian Yair Soto Olivares

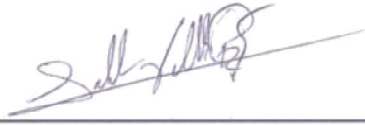
Y APROBADA POR EL SIGUIENTE COMITÉ



Dr. David Hilario Covarrubias Rosales
Director del Comité



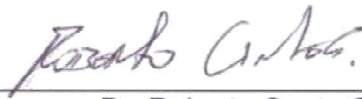
Dr. Carlos Alberto Brizuela Rodríguez
Miembro del Comité



Dr. Salvador Villareal Reyes
Miembro del Comité



M.C. Enrique Pacheco Cabrera
Miembro del Comité



Dr. Roberto Conte Galván

*Coordinador del programa de posgrado
en Electrónica y Telecomunicaciones*



Dr. David Hilario Covarrubias Rosales

Director de Estudios de Posgrado

20 de Agosto de 2010.

**CENTRO DE INVESTIGACIÓN CIENTÍFICA Y DE EDUCACIÓN SUPERIOR
DE ENSENADA**



**PROGRAMA DE POSGRADO EN CIENCIAS
EN ELECTRÓNICA Y TELECOMUNICACIONES**

**OPTIMIZACIÓN ESTOCÁSTICA APLICADA AL EMPLAZAMIENTO DE
ESTACIONES BASE EN COMUNICACIONES MÓVILES CELULARES**

TESIS

que para cubrir parcialmente los requisitos necesarios para obtener el grado de
MAESTRO EN CIENCIAS

Presenta:

CHRISTIAN YAIR SOTO OLIVARES

Ensenada, Baja California, México, 20 de Agosto de 2010.

RESUMEN de la tesis de **CHRISTIAN YAIR SOTO OLIVARES**, presentada como requisito parcial para la obtención del grado de MAESTRO EN CIENCIAS en ELECTRÓNICA Y TELECOMUNICACIONES con orientación en TELECOMUNICACIONES. Ensenada, Baja California. Agosto de 2010.

OPTIMIZACIÓN ESTOCÁSTICA APLICADA AL EMPLAZAMIENTO DE ESTACIONES BASE EN COMUNICACIONES MÓVILES CELULARES

Resumen aprobado por:

Dr. David Hilario Covarrubias Rosales
Director de Tesis

El emplazamiento de estaciones base es un aspecto dentro de la planificación celular de trascendencia tal, que determinará los niveles de eficiencia máximos alcanzables para una red de comunicaciones móviles celulares. Estos niveles de eficiencia se traducirán en los niveles de capacidad del sistema, así como la calidad de servicio que brinda la red, aspectos claves en las tecnologías actuales y futuras de comunicaciones móviles celulares.

Está demostrado que este tipo de problemas pertenece al tipo NP-difícil, para los cuales se hace uso de técnicas y algoritmos conocidos como metaheurísticas.

Lo anteriormente expuesto motiva la realización de este trabajo de Tesis. Del análisis de éste resulta un problema de tipo multiobjetivo, al tener que ponderarse aspectos como densidad y distribución de usuarios, interferencia, potencias de transmisión, entre otros. Por ello se propone el uso de un algoritmo genético, junto con un adecuado y novedoso modelado y codificación del problema que maximice la cobertura de tráfico y minimice la interferencia. Se realiza un análisis riguroso de parámetros que determinen un desempeño óptimo del algoritmo y posteriormente se realiza el análisis del desempeño de este algoritmo bajo una distribución de tráfico no uniforme.

Palabras Clave: Emplazamiento de estaciones base, algoritmos genéticos, planificación celular.

ABSTRACT of the thesis presented by **CHRISTIAN YAIR SOTO OLIVARES** as a partial requirement to obtain the MASTER OF SCIENCE degree in ELECTRÓNICS AND TELECOMMUNICATIONS with orientation in TELECOMMUNICATIONS. Ensenada, Baja California, México. August 2010.

STOCHASTIC OPTIMIZATION APPLIED TO BASE STATION PLACEMENT IN CELLULAR MOBILE COMMUNICATIONS

Base station placement is an important aspect of cell planning. It determines the maximum efficiency levels reachable for cellular mobile communication networks. This efficiency levels define the capacity levels of the system such as the QoS of the network, important aspects in current and future cellular mobile communication technologies.

It has been proved that this type of problems belong to NP-hard type. In this kind of problems, techniques and algorithms called metaheuristics are used. This motivates this thesis, from its analysis results a multiobjective problem, because it takes into account aspects as users density and distribution, interference, power transmissions among others. As a result it is proposed to use a genetic algorithm along with a new and adequate modeling and codification of the problem, which maximizes traffic coverage and minimizes interference. A rigorous analysis of parameters that determine an optimum performance of the algorithm is done. Finally a simulation of this algorithm with a non-uniform users distribution is run showing its performance under that condition.

Keywords: base station placement, genetic algorithms, cell planning.

Dedicatorias

A Dios por ayudarme siempre a encontrar mi camino, por qué aún en los momentos difíciles he depositado mi confianza en él.

Especialmente a mi madre, que con su amor, apoyo y confianza incondicional me apoyó a culminar un objetivo más en mi vida. A mis tías Socorro y Carolina que aunque no hubieran querido que estuviera tan lejos siempre confiaron que lograría mi meta. A mi papá que seguramente ha movido sus influencias para que siempre me vaya bien.

A todos aquellas personas que indirecta o indirectamente he conocido y me han enseñado a ser una mejor persona y profesionalista.

Agradecimientos

Gracias a Dios y a mi familia que siempre han estado al pendiente de mí y que me han dado la fortaleza, tranquilidad, confianza e inspiración para culminar la maestría.

Al Dr. David Covarrubias por sus enseñanzas y fomento del trabajo en equipo, responsabilidad, puntualidad, formalidad etc. Así como por su acertada dirección de este trabajo de tesis, brindándonos además a todos los que formamos parte del grupo de comunicaciones inalámbricas su amistad.

A mi comité de tesis: Dr. Carlos Brizuela, Dr. Salvador Villareal y M.C. Enrique Pacheco por sus atinados comentarios, críticas constructivas, consejos y aportaciones a este trabajo de investigación que permitieron mejorar la calidad del mismo.

Al CICESE por brindarme esta oportunidad y brindarme los elementos necesarios para ser un profesionista que forme parte de la sociedad. Además de toda la experiencia que conlleva el haber estudiado aquí.

A los investigadores y personal del CICESE por sus enseñanzas y atención.

A mi familia de Ensenada que desde que llegué aquí me abrieron las puertas de sus casas y me han tratado muy bien.

A mis compañeros y amigos de generación, fundadores del CIOT los cuales fueron mi primer contacto con el CICESE y por todos aquellos momentos de convivencia: Karen, Perla, Edwin, Pedro, César, Alejandro, Josué, David, Irak, Rodrigo, Rigoberto y Abimael, así como a los compañeros del CICESE de doctorado y de otras generaciones que convivieron conmigo. Les deseo lo mejor y mucho éxito.

A mis compañeros del Grupo de Comunicaciones Inalámbricas: Guillermo, Armando, Edwin y Pedro; que con sus comentarios, críticas y consejos ayudaron a mejorar mi trabajo de investigación. Además de los momentos de convivencia.

A los amigos con los cuales he tenido contacto a la distancia durante la maestría.

Al CONACYT, por la beca recibida a lo largo de mis estudios de maestría.

“Sólo aquellos que se arriesgan a ir muy lejos,
pueden llegar a saber lo lejos que pueden ir”.

T.S. Elliot

CONTENIDO

	Página
Resumen en español	i
Resumen en inglés	ii
Dedicatorias	iii
Agradecimientos	iv
Contenido	vi
Lista de Figuras	ix
Lista de Tablas	xi
Capítulo I. Introducción	1
I.1 Marco de referencia.....	1
I.2 Planteamiento del problema.....	3
I.3 Objetivo de la tesis.....	5
I.4 Organización de la tesis.....	5
Capítulo II. El emplazamiento de estaciones base como parte del proceso de la planificación celular	8
II.1 Objetivo del capítulo.....	8
II.2 Concepto de planificación celular.....	9
II.3 Dimensionamiento.....	11
II.4 Planificación detallada.....	12
II.4.1 Planificación de cobertura (Presupuesto de enlace).....	13
II.4.1.1 Planificación de cobertura en redes WCDMA.....	20
II.5 Planificación de capacidad.....	21
II.5.1 Factor de carga.....	21
II.5.2 Estimación de la capacidad para el enlace ascen-- dente.....	22
II.5.3 Estimación de la capacidad para el enlace descen-- dente.....	26
II.6 Conclusiones.....	28
Capítulo III. Optimización y algoritmos genéticos como herramientas para el emplazamiento de estaciones base	30
III.1 Objetivo del capítulo.....	30
III.2 Problemas de optimización.....	31
III.2.1 Algoritmos y problemas NP-difícil.....	32
III.2.2 El concepto de nodos de demanda y el problema del conjunto mínimo dominante.....	34
III.2.2.1 El conjunto mínimo dominante.....	36
III.3 Emplazamiento de estaciones base como un problema de optimización combinatoria.....	38

CONTENIDO (CONTINUACIÓN)

III.3.1 Metaheurísticas y la optimización combinatoria.....	40
III.4 Algoritmos genéticos.....	42
III.4.1 Conceptos y contextos de los algoritmos genéticos	43
III.4.1.1 Representación (codificación).....	43
III.4.1.2 Población.....	45
III.4.1.3 Aptitud.....	46
III.4.1.4 Selección.....	47
III.4.1.5 Cruzamiento.....	47
III.4.1.6 Mutación.....	49
III.4.2 Criterios de convergencia.....	50
III.5 Conclusiones.....	50
Capítulo IV Modelado del emplazamiento de estaciones base.....	51
IV.1 Objetivo del capítulo.....	51
IV.2. Trabajo previo usando metaheurísticas para el emplaza— miento de estaciones base.....	51
IV.2.1 Alba et al.....	51
IV.2.2 Weicker et al.....	52
IV.2.3 Sakthivel y Suresh.....	53
IV.2.4 Munyanesa et al.....	53
IV.3 Modelado.....	54
IV.3.1 Objetivos y restricciones del modelado.....	54
IV.3.2 Representación.....	55
IV.3.3. Generación de la población inicial.....	59
IV.3.4 Operadores genéticos.....	61
IV.3.4.1 Cruzamiento.....	61
IV.3.4.2 Mutación.....	63
IV.3.5 Métodos de selección.....	64
IV.3.5.1 Método de selección uniforme.....	65
IV.3.5.2 Método de ranking.....	66
IV.3.5.3 Método de ruleta.....	67
IV.3.5.4 Método de torneo.....	67
IV.3.5.5 Escalamiento.....	68
IV.3.6 Evaluación de la función de aptitud.....	69
IV.3.7 Criterio de convergencia e implementación del al— goritmo genético en el emplazamiento de estaciones base	71
IV.4 Conclusiones.....	72
Capítulo V Simulación y análisis de resultados.....	73
V.1 Objetivo del capítulo.....	73
V.2 Proceso de Simulación.....	73
V.2.1 Parámetros generales.....	75
V.2.2 Caso 1. Análisis de probabilidad de mutación.....	78
V.2.3 Caso 2. Análisis de desviación de mutación.....	80
V.2.4 Caso 3. Análisis de escalamiento.....	82

CONTENIDO (CONTINUACIÓN)

V.2.5. Caso 4. Análisis de métodos de selección.....	85
V.2.6. Caso 5. Radios de transmisión variables.....	86
V.2.7. Caso 6. Distribución de usuarios no uniforme.....	88
V.3 Conclusiones.....	93
Capítulo VI Conclusiones y trabajo futuro.....	95
VI.1 Sobre el emplazamiento de estaciones base como parte del proceso de la planificación celular.....	95
VI.2 Sobre la optimización y algoritmos genéticos como herra— mientas para el emplazamiento de estaciones base.....	97
VI.3 Sobre el modelado del emplazamiento de estaciones base.	98
VI.4 Sobre la simulación y análisis de resultados.....	99
VI.5 Trabajo Futuro.....	101
Referencias.....	103

LISTA DE FIGURAS

Figura		Página
1	Organización de la tesis.	7
2	Proceso general de la planificación celular técnica.	11
3	Enlace descendente, ascendente y parámetros considerados dentro del presupuesto de potencia.	14
4	Pérdidas por propagación utilizando el modelo COST-231.	18
5	Radio de la célula con base en pérdidas admisibles utilizando el modelo COST-231.	19
6	Factor de carga para diversos caudales eficaces (1 estación base).	26
7	Interconexión entre los problemas NP,NPC y P, bajo la hipótesis de que $P \neq NP$.	33
8	Nodos de demanda. a) área discretizada. b) localizaciones candidatas. c) áreas de cobertura. d) cobertura de una radio Base. e) nodos de demanda cubiertos por una radio base.	35
9	El problema del MDS y la teoría de grafos.	37
10	Óptimo de pareto y conjunto de soluciones factibles con dos variables.	39
11	Óptimo global y óptimos locales en un espacio de búsqueda.	43
12	Diferentes tipos de codificación genómica	45
13	Población de tamaño $n=4$, codificación binaria.	45
14	Diferentes tipos de cruzamiento y representaciones.	49
15	Espacio de búsqueda representado por el genoma.	57
16	Ejemplo de población de M individuos y N cromosomas por individuo.	59
17	Creación de población inicial cromosoma a cromosoma por medio de probabilidad de transición.	60
18	Operación de cruzamiento realizada entre dos individuos elegidos como padres.	62
19	Operación de mutación aplicada cromosoma a cromosoma con probabilidad P_{mut} .	64
20	Proporción de probabilidades de selección con base al ranking de cada individuo	67
21	Diagrama de flujo simplificado de operación del algoritmo propuesto.	71
22	Diagrama simplificado del proceso de simulación propuesto.	74
23	Área de análisis propuesta para las primeras etapas de simulación.	75

LISTA DE FIGURAS (CONTINUACIÓN)

24	Evolución de la solución obtenida por el algoritmo.	77
25	Fitness en probabilidades de mutación variables.	79
26	Fitness en varias desviaciones de mutación.	81
27	Fitness para escalamiento lineal con factor c variable.	82
28	Fitness para escalamiento ley de potencia, factor k variable.	83
29	Fitness para escalamiento sigma, factor c variable.	84
30	Fitness para los diferentes métodos de selección.	85
31	Fitness global y específicos para el análisis de radios de transmisión variables.	87
32	Mejor individuo en la generación 300, para radios de transmisión variables.	87
33	Distribución no uniforme de usuarios para el área a dar servicio.	89
34	Fitness global, tráfico y traslape para una distribución no uniforme.	92
35	Emplazamiento de estaciones base para una distribución no uniforme.	93

LISTA DE TABLAS

Tabla		Página
I	Parámetros utilizados en la obtención de la figura 4	18
II	Parámetros utilizados en la obtención de la figura 6.	25
III	Métodos de escalamiento analizados.	68
IV	Parámetros generales establecidos para las simulaciones	76
V	Parámetros de simulación para un análisis en UMTS.	90

Capítulo I

Introducción

I.1 Marco de Referencia

Actualmente el mercado globalizado de las comunicaciones móviles se caracteriza por un crecimiento inigualable de la demanda de éste. Las tendencias muestran que la demanda de accesos inalámbricos de telecomunicaciones globales, alcanzará 1 mil millones de usuarios para este año 2010, tal cantidad excede el número probable de líneas de acceso fijo, por lo tanto en poco tiempo la red fija existente será superada [Panya, 1999].

Las redes celulares de segunda generación (2G) tales como GSM son utilizadas principalmente para transmisiones de voz, y son esencialmente conmutadas por circuito. Las extensiones de la segunda generación, tales como GPRS (2.5G), hacen uso de conmutación por circuito para voz y conmutación de paquetes para transmisiones de datos. Las redes de tercera generación (3G) fueron propuestas para eliminar muchas de las restricciones encontradas en las redes de 2G y 2.5G, tales como bajas tasas de transmisión e incompatibilidad de tecnologías (TDMA/CDMA) en diferentes regiones. Las redes de 3G hacen uso de la tecnología de conmutación de paquetes que utiliza el ancho de banda disponible mucho más eficientemente. Hoy en día la comunidad móvil mundial se mueve hacia las redes de cuarta generación (4G), utilizando conmutación de paquetes y redes basadas en el protocolo de internet (IP).

La visión contemporánea para los servicios de comunicaciones móviles y personales es permitir la comunicación con una persona en cualquier momento, en cualquier lugar y en cualquier forma. Esto cambia el paradigma actual enfocado en voz y servicios de datos a bajas velocidades por uno enfocado a servicios de multimedia y transmisión de datos a alta velocidad.

Sin embargo, estos objetivos requieren muchos prerequisites en la infraestructura fundamental de la red, donde los recursos de radio ya son escasos y sobreexplotados. Adicionalmente las arquitecturas existentes carecen de la flexibilidad que permitiría la introducción fácil y eficiente de servicios emergentes.

La competitividad está desbordando la tecnología, generando a los operadores una alta presión de desarrollo de nuevos servicios; de modo que es una prioridad alcanzar un diseño optimizado de las redes. El resultado es que ante una mayor demanda por parte de los usuarios, las redes móviles crecen en dimensiones y complejidad.

Las características inherentes de las redes inalámbricas, hacen del mantenimiento del desempeño de la red celular uno de los requisitos más importantes para los respectivos operadores. Su principal preocupación es satisfacer a sus suscriptores. Al proveerles la calidad de servicio (QoS) requerido y para dimensionar adecuadamente a sus redes, los operadores usualmente estiman necesidades futuras. Principalmente en el incremento en el número de suscriptores, y subsecuentemente en la reestructuración del sistema al añadir más recursos donde se necesiten [Kyriazakos y Karetsos, 2004].

Esta temática es analizada en un área conocida como planificación celular, siendo una de sus principales tareas la localización óptima de estaciones base. El presente trabajo de investigación se enfoca en este tema, ya que el rápido crecimiento del tamaño de las redes celulares y el número de usuarios hace necesario utilizar métodos eficientes para llevar a cabo la tarea del emplazamiento de estaciones base. Éste un proceso fundamental que lejos de facilitarse con el advenimiento de nuevas generaciones celulares, requiere ser aún más exacto debido al incremento de la complejidad de los sistemas y la cantidad de

parámetros considerados. Una operación implícita dentro de este procedimiento, es realizar un análisis riguroso de aspectos como la capacidad, cobertura y calidad de servicio (QoS) entre otros. Adicionalmente se requiere hacer uso de diferentes estadísticas que proporcionen la información necesaria para el problema en cuestión como: información referente a la distribución y comportamiento de los usuarios, tipos de tráfico, tipo de área geográfica etc.

Los problemas de planificación de redes de 3G/4G, tienen que ver particularmente con una estimación del número de usuarios potenciales de este tipo de servicios, predicciones de propagación para tráfico de datos de diferentes características, así como la estimación del desempeño de la red bajo diferentes condiciones (como variaciones en la demanda en ciertas horas del día).

I.2. Planteamiento del Problema

El objetivo que motiva el desarrollo del presente trabajo de investigación consiste en **determinar el emplazamiento adecuado (ubicación) de estaciones base en un ambiente de comunicaciones móviles celulares**, el cual es una de las piedras de ángulo dentro la planificación celular.

Dentro del proceso de planificación de una red celular, la distribución de frecuencias y el posicionamiento de las estaciones base (BTS por sus siglas en inglés) es una labor con suficiente identidad y complejidad como para requerir el soporte y la ayuda de herramientas especializadas. Estas herramientas además de integrarse dentro de los sistemas de planificación celular, deben aportar métodos y algoritmos de optimización que resuelvan el problema desde los puntos de vista teórico y práctico. De modo tal que aseguren la factibilidad, calidad y robustez de las soluciones y que contemplen las restricciones asociadas a las situaciones reales en que se encuentra el planificador de redes celulares.

El emplazamiento de estaciones base es un problema de optimización combinatoria de tipo NP-completo¹. De complejidad posiblemente de orden exponencial. Para su modelado se hace uso de la teoría de grafos; siendo éste un caso particular derivado del problema del conjunto mínimo Dominante (MDS por sus siglas en inglés).

Para resolver problemas de este tipo se utilizan técnicas y algoritmos de diversa índole, que en general pueden ser clasificados en exactos y aproximados. Estos últimos basan la búsqueda de las soluciones en el empleo de heurísticas² y de ordenaciones muy específicas, por lo que no tienden a alcanzar buenas soluciones en problemas de campo (es decir realistas). Por el contrario, los algoritmos aproximados que se basan en el "refinamiento" sucesivo de una o más soluciones iniciales, suelen ser más robustos y a que pueden ser aplicados a distintos problemas con garantías de éxito equivalentes. En cualquier caso, los métodos clásicos de resolución de problemas de optimización combinatoria tienen la dificultad de no poder evitar los mínimos locales, singularidad para la que los algoritmos aproximados (metaheurísticas) tienden a estar bien preparados.

Los algoritmos genéticos (AG) son métodos adaptativos que pueden usarse para resolver problemas de búsqueda y optimización. Están basados en el proceso genético de los organismos vivos. A lo largo de las generaciones, las poblaciones evolucionan en la naturaleza acorde con los principios de la selección natural y la supervivencia de los más fuertes postulados por Darwin . Por imitación de este proceso, los algoritmos genéticos son capaces de ir creando soluciones para problemas del mundo real. La evolución de dichas soluciones hacia valores óptimos del problema depende en buena medida de una codificación adecuada de las mismas.

¹ Véase el Capítulo III.

² La capacidad que ostenta un sistema determinado, en este caso un algoritmo de resolución, para realizar de manera inmediata innovaciones positivas para sí mismo y sus propósitos.

Esta capacidad de los algoritmos genéticos, hace altamente factible su uso en el problema del emplazamiento de estaciones base. Siendo a su vez, una primera aproximación apropiada en el uso de metaheurísticas. Cabe hacer mención que en este trabajo de tesis, es la primera vez que se aborda un tema de planificación celular empleando metaheurísticas dentro del grupo de comunicaciones inalámbricas (GCI), perteneciente al CICESE.

1.3. Objetivo de la tesis

En esta tesis se plantea el emplazamiento de una estación base como un problema de optimización empleando algoritmos genéticos. Se propone en términos de un nuevo operador genético, una representación novedosa que describa el emplazamiento de la estación base, la potencia de transmisión y número de estaciones base. Con el empleo de una función objetivo ponderada, será posible especificar la localización de la estación base, la cobertura de la célula en términos de tráfico y área, y los niveles de solapamiento entre estaciones base. Lo anterior con el fin de minimizar la interferencia. La cual es uno de los principales problemas de los sistemas de tercera generación y posteriores.

1.4. Organización de la tesis

En la Figura 1 se ilustra la estructura de este trabajo de tesis como apoyo a la introducción descrita en este capítulo. En el capítulo 2 se ofrece una perspectiva amplia de la planificación celular, los principales procesos involucrados en la misma como el análisis de cobertura y capacidad, así como la complejidad de ésta. Todo lo anterior en conjunto, circunscribe el problema del emplazamiento de estaciones base a un área específica de la planificación.

En el capítulo 3 se enfatiza la complejidad inherente a la planificación celular, y más específicamente el emplazamiento de estaciones base. Dada esta complejidad, se muestra como este tipo de problemas se ubican dentro de una categoría conocida como de tipo NP-difícil, para los cuales es necesario y aconsejable el uso de herramientas no convencionales. Para este caso se propone el uso de una metaheurística, particularmente los algoritmos genéticos. Se realiza también una visión general de lo que son los algoritmos genéticos, y se destacan las propiedades más importantes de ellos para su posterior aplicación al problema planteado.

En el capítulo 4 se desarrolla un modelado del problema con base en el algoritmo genético. Se propone un tipo de codificación adecuado bajo las premisas de maximizar el tráfico cubierto, minimizar la interferencia etc. En el mismo capítulo se hace un análisis de los operadores genéticos involucrados y como se modelarán. De tal modo que el algoritmo sea capaz de explorar el espacio de búsqueda de manera eficiente, y obtener un resultado óptimo de acuerdo a requerimientos convenidos.

En el capítulo 5 se realizan simulaciones haciendo uso del modelado presentado en el capítulo 4. Dichas simulaciones se realizan con base en un proceso de varias simulaciones de complejidad ascendente. En la primera parte se realizan búsquedas de los parámetros óptimos. Posteriormente éstos se utilizan bajo esquemas de mayor complejidad, considerando una distribución de usuarios no uniforme, y ponderando el solapamiento entre estaciones base. Se complementan estas simulaciones por medio de un análisis realizado a los resultados obtenidos.

Finalmente, el capítulo 6 presenta las conclusiones obtenidas de este trabajo y se proponen futuras líneas de investigación que complementen el trabajo realizado.

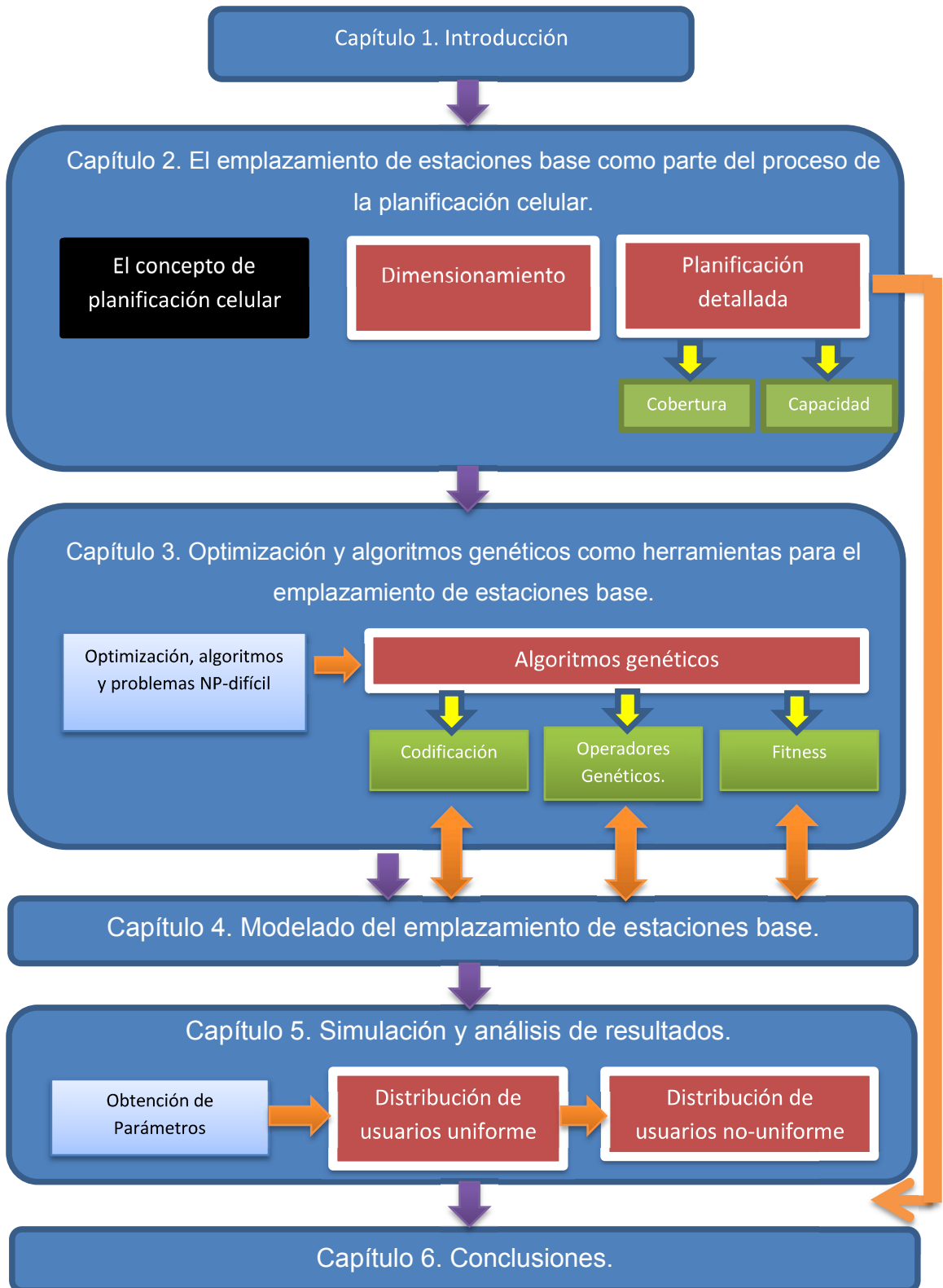


Figura 1. Organización de la tesis.

Capítulo II

El emplazamiento de estaciones base como parte del proceso de la planificación celular

II.1 Objetivo del capítulo

El presente trabajo de investigación forma parte de uno de los aspectos más importantes dentro un proceso más general, conocido como la planificación celular. A grandes rasgos, la planificación celular, define la metodología a seguir para asegurar que los escasos recursos presentes en las comunicaciones móviles celulares sean utilizados eficientemente. Lo anterior con base en ciertos parámetros definidos tanto por las áreas a las que se pretende dar servicio, como por las restricciones impuestas por la propia tecnología de comunicaciones utilizada para dar servicio a los usuarios. Adicionalmente se deben considerar los requerimientos establecidos por el operador. En este capítulo se mostrará la influencia de dichos parámetros, y en los capítulos posteriores, se mostrará como éstos se modelan y trabajan para lograr el emplazamiento de estaciones base de forma adecuada.

II.2 Concepto de planificación celular

Es claro el compromiso que debe existir entre el área de cobertura, capacidad y calidad de servicio en un sistema 3G¹ y posteriores, por lo que el proceso de planificación de la red no solo dependerá de los factores de propagación, sino también de la carga de tráfico con que cuente la célula. La revolución de los sistemas 3G, obliga a los operadores a olvidarse de la filosofía “primero cobertura y después capacidad”, que se aplicaba en la planificación de redes de primera y segunda generación, haciéndolos ahora igual de importantes. [Andrade Reátiga, 2005]

La planificación celular es siempre una tarea de optimización, donde cobertura y capacidad tienen que ser maximizadas, mientras de que la interferencia tiene que ser minimizada. Como en todas las tareas de optimización la pregunta más importante es en donde iniciar el proceso. Tradicionalmente se establece que la planificación radio tiene que iniciar a partir de las predicciones de cobertura para estimar el número de estaciones base sobre una cierta área a cubrir. El proceso continúa con una evaluación de estaciones base adicionales, que son necesarias para el aspecto de capacidad.

El proceso de planificación tiene que ser definido cuidadosamente, y llevado en diferentes fases para administrar las fuertes influencias entre las que se encuentran [Lempiäinen y Manninen, 2002]:

- Cobertura
- Capacidad
- Calidad (probabilidad de interferencia)

¹ Servicios de tercera generación de comunicaciones móviles celulares; el término engloba una serie de estándares definidos por la Unión Internacional de Telecomunicaciones, que posibilitan la transmisión de voz y datos.

Estas tres áreas deben ser optimizadas para alcanzar un costo eficiente y sobre todo una alta calidad de servicio (considerando calidad de la voz, mínima congestión de la red, mínimo número de llamadas caídas o fallo en trasposos). La calidad no es un tema de planificación real, pero es una característica muy importante. Se refiere principalmente a la interferencia, la cual puede ser conectada a la planificación de capacidad y frecuencia. La calidad unifica la planificación de cobertura y capacidad de la red, y está relacionada a la planificación de frecuencia. Esto muestra que ninguna de estas variables puede ser maximizada, sin embargo todos ellos deben ser optimizados (planificación del sistema) para alcanzar un servicio de red eficiente en costo y de alta calidad.

Para planificar una buena cobertura, y optimizar la capacidad y maximizar la calidad, el proceso de planificación y sus parámetros clave para este proceso se deben definir en forma clara. Las principales fases de la planificación del sistema son [Lempiäinen y Manninen, 2002]:

- Dimensionamiento
- Planificación detallada
- Optimización

Se puede identificar en cada una de estas un propósito específico. Primero, el dimensionamiento es requerido para analizar en forma general la configuración de la red y decidir la estrategia de desarrollo de la red radio. La fase de planificación detallada tiene como propósito diseñar de forma precisa la red celular. Finalmente, los requerimientos de evolución de la red se consideran en la fase de optimización y monitoreo.

En la Figura 2 se aprecian las 3 etapas principales del proceso de planificación de una red WCDMA; los recuadros resaltados indican el área en la cual se desenvuelve el presente trabajo de investigación. No se pretende por tanto resolver todo el proceso de planificación celular, sino por el contrario realizar el

emplazamiento de estaciones base justificándolo por medio del proceso de planificación. En este emplazamiento se requiere realizar una transición que parte desde la etapa de dimensionamiento de la red, estableciendo con ello el escenario a analizar proponiendo los parámetros de la etapa de planificación detallada.

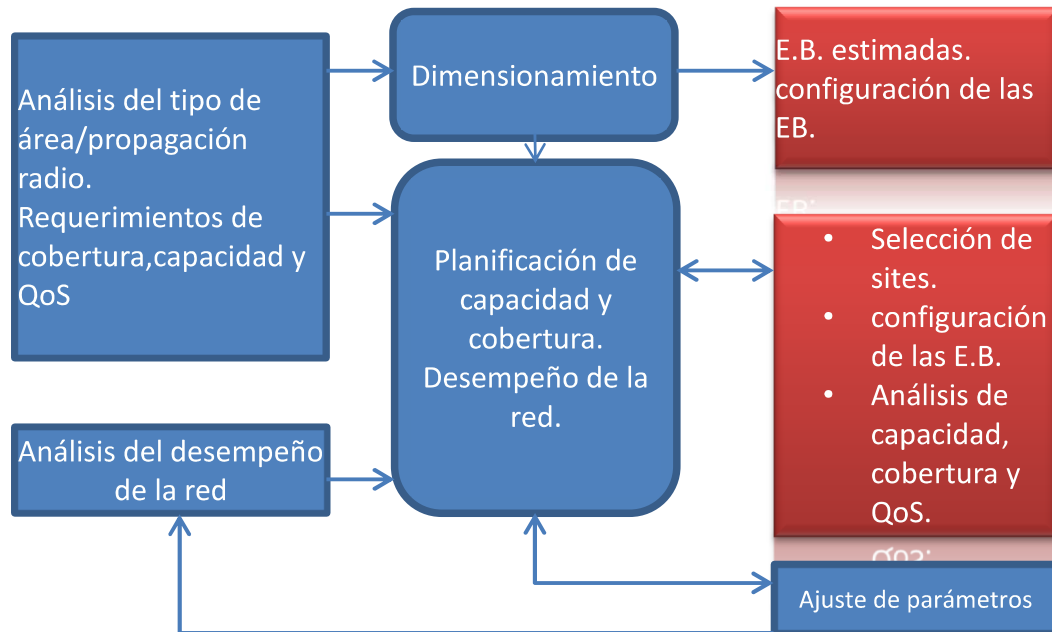


Figura 2. Proceso General de la planificación celular técnica.

II.3 Dimensionamiento

Representa la primera fase del proceso de planificación del sistema, y su propósito es inicializar la configuración previa de la red y la estrategia de desarrollo a largo plazo. Este puede ser llamado también la estrategia de la planificación, ya que su meta es definir los parámetros esenciales y tecnologías para desplegar la red.

Para estudiar los requerimientos de cobertura y capacidad para un área específica, se requiere detallar una serie de parámetros derivados dentro del dimensionamiento, tales como [Lempiäinen y Manninen, 2002]:

- Tamaño del área de cobertura
- Umbral de cobertura
- Banda de frecuencias (para la propagación radio 900/1800/2100)
- Pérdidas por trayectoria entre la estación base y el móvil (de los cálculos de presupuesto de potencia)

Para los análisis de cobertura y capacidad se requiere conocer:

- El tráfico total sobre el área de cobertura
- Máximo bloqueo permitido
- Bandas de frecuencia (número de frecuencias)
- Reuso de frecuencias (máximo número de frecuencias en la estación radio)

En conclusión, el dimensionamiento brinda una idea generalizada aunque normalmente insuficiente, de las características de la región a la que se requiere dar servicio, su importancia radica en la recolección de información necesaria para llevar a cabo la planificación detallada.

II.4 Planificación detallada

En la etapa de dimensionamiento (comentada en el apartado anterior), se menciona que se requiere que se deriven varios parámetros como el área de cobertura, pérdidas por trayectoria, máximo bloqueo permitido etcétera. La planificación detallada, es la segunda fase en el proceso de planificación, y se

encarga entre otras cosas de obtener adecuadamente dichos parámetros, pasando de ser meros datos estimados y requeridos para la planificación, a datos precisos e información adicional necesaria para el buen desempeño de la red. Nótese la conexión entre cobertura y capacidad y su influencia en la configuración de las estaciones base, las fases dentro del proceso de planificación detallada son [Lempiäinen y Manninen, 2002]:

- Configuración de la planificación.
- Planificación de cobertura.
- Planificación de capacidad.
- Planificación de parámetros.

Cada una de estas fases utiliza resultados de dimensionamiento con la meta de diseñar una red eficiente en costo y de alta calidad de servicio en la práctica.

II.4.1 Planificación de cobertura (presupuesto de enlace)

Un presupuesto de enlace estima niveles de potencia de señal aceptables por medio del cálculo de las “máximas pérdidas por propagación tolerables”. A lo largo de este análisis se deben suponer muchas consideraciones, como el caso de superar parámetros homogéneos a través de todas las células. Los presupuestos de enlace son limitados en estimar el compromiso entre cobertura y capacidad, aunque éstos incluyen un término de carga el cuál usualmente no representa una distribución verdadera del tráfico en el tiempo, tipo de servicio y localización. Estos

factores afectan la carga y son importantes para entender el compromiso mencionado.

Uno de los parámetros necesarios para estimar las pérdidas por propagación entre el transmisor y el receptor es la propagación radio. Los otros parámetros requeridos son la potencia de transmisión, ganancia de la antena, pérdidas en cables, sensibilidad del receptor y márgenes de potencia.

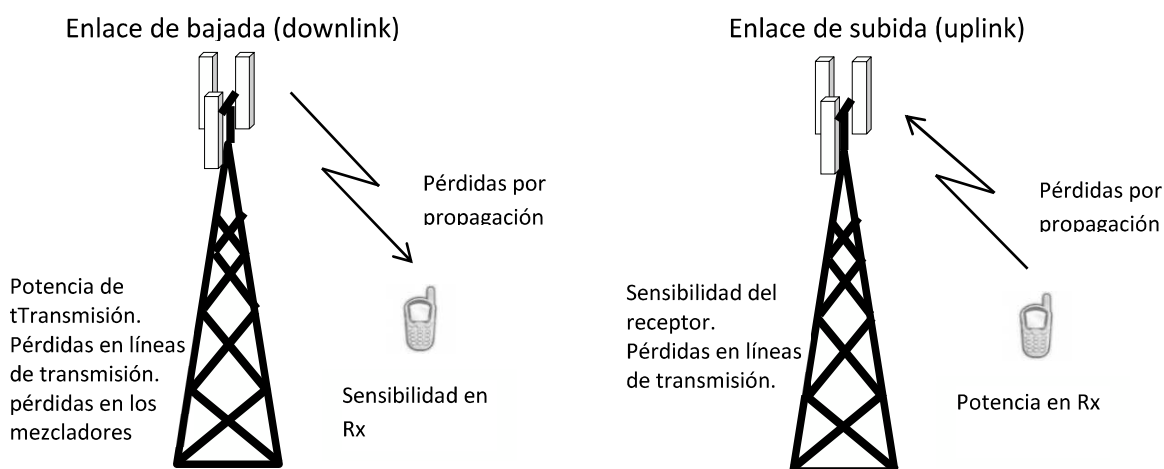


Figura 3. Enlace descendente, ascendente y parámetros considerados dentro del presupuesto de potencia.

Para definir el área de la célula es necesario balancear las potencias de subida y de bajada. Estos enlaces son calculados en forma separada y son diferentes en sus potencias de transmisión, la potencia de la estación base es mayor que la del móvil y por lo tanto la recepción en la estación base debe tener una mayor sensibilidad². El parámetro que es igual en los enlaces ascendente y descendente son las pérdidas por propagación, suponiendo que se tengan para ambas la misma frecuencia de transmisión, puesto que la señal radio experimenta las mismas pérdidas por propagación en ambos enlaces.

² Se define como la mínima magnitud de señal de entrada a un dispositivo de comunicaciones, que puede ser sensada como una señal coherente y/o útil.

La última fase en la planificación de cobertura, es definir los márgenes de cobertura finales y las áreas de cobertura donde estos márgenes tienen que ser excedidos. Dichos márgenes pueden definirse basándose en el presupuesto de potencia y los márgenes de planificación de cobertura. Finalmente, estos márgenes también precisan la distancia promedio máxima entre dos estaciones base.

La meta de la planificación de cobertura es utilizar los resultados del dimensionamiento y las lineamientos definidos en la configuración de planificación (basada en los cálculos de presupuesto de potencia) para minimizar el número de estaciones base. Las localizaciones de las estaciones base se deben seleccionar tratando de alcanzar áreas iguales de cobertura (y suficiente traslape), y así tratar de minimizar interferencia en la red. De la Figura 2 de las fases del proceso de planificación, ahora resulta más evidente la importancia de las mediciones de la propagación radio durante la planificación de cobertura.

La planificación de cobertura real incluye todos los parámetros requeridos (calculados en el presupuesto de enlace) para definir la potencia de transmisión utilizada, ya sea de enlace de subida o de bajada, desde la estación base o del móvil. La planificación de cobertura es calculada tradicionalmente en los sistemas de planificación (mediante programas de software avanzados) que para el enlace descendente se definen en la estación base [Lempiäinen y Manninen, 2002]:

- Potencia de transmisión.
- Pérdidas de las líneas de antenas y equipo (pérdidas por el combinados, pérdidas por cable).
- Altura de la antena, dirección, ganancia y tilt³ si es utilizado.

Hay muchos modelos matemáticos para las pérdidas por propagación radio, que van desde los puramente empíricos basados en mediciones variadas de

³ Movimiento de una antena en el plano vertical.

dichas pérdidas, a los modelos semiempíricos, que usan consideraciones teóricas para predecir los efectos de propagación basados en mediciones de parámetros físicos, además de las pérdidas por propagación.

El modelo de Okomura es uno de los modelos más ampliamente utilizados para la predicción de señales en áreas urbanas. Este modelo es aplicable para frecuencias en el intervalo de 150 a 1920 MHz (aunque típicamente extrapolado hasta 3000 MHz) y distancias que van de 1km a 100 km. Puede ser utilizado para altura de antenas que van de los 30 m a los 100 m [Rappaport, 2002].

Okomura presentó un conjunto de curvas que representan la atenuación media en un área urbana sobre un terreno sin grandes variaciones. El modelo de Okomura está basado en datos medidos y no provee ningún tipo de explicación analítica. Es de los modelos más simples en términos de exactitud en predecir pérdidas por trayectoria para sistemas celulares radio. Este modelo es además muy bueno en áreas urbanas y suburbanas, aunque no lo es tanto en áreas rurales.

Por su parte el modelo de Hata es una mejora y adecuación de la formulación empírica de las gráficas de pérdidas por trayectoria provistas por Okomura. Este modelo también conocido como el modelo de Okomura-Hata es ampliamente utilizado en la industria y es el que se utilizará en la presente investigación. La expresión matemática básica para las pérdidas por propagación media mostrada en [Lee y Miller, 1998] es:

$$L=69.55+26.16\log_{10}(f)-13.82\log_{10}(H_b)-a(H_m)+[44.9-6.55\log_{10}(H_b)]\log_{10}(d)+L_{adicionales} \quad (1)$$

Donde f = frecuencia en MHz; H_b =altura de la antena de la estación base en m, H_m =altura de la Antena de la estación móvil en m; $a(H_m)$ =Factor de corrección de la antena móvil; d =distancia entre la estación base y el móvil en km; $L_{adicionaes}$ =factor de corrección adicional por el tipo de terreno, pérdida medida en dB.

El término $a(H_m)$ es una corrección de ganancia por altura de la antena dependiente del ambiente y debe ser considerada como:

$$(1.1\log_{10}f - 0.7)H_m - (1.56\log_{10}f - 0.8) \quad \text{para ciudades pequeñas a medianas} \quad (2)$$

$$8.29(\log_{10}1.54H_m)^2 - 1.1 \quad \text{para ciudades grandes, } f_{\text{MHz}} < 200 \quad (3)$$

$$3.2(\log_{10}11.75H_m)^2 - 4.97 \quad \text{para ciudades grandes, } f_{\text{MHz}} > 400 \quad (4)$$

Misma expresión matemática empírica que combina los efectos de las pérdidas por propagación en el espacio libre y las pérdidas por propagación inducidas por el terreno que fue publicado por el CCIR ahora ITU-R.

En [Lee y Miller, 1998] se menciona el uso del modelo COST-231 para extender el modelo de Hata a 2 GHz. Éste combina los efectos de las pérdidas por propagación en el espacio libre y las pérdidas por propagación inducidas por el terreno. El modelo propuesto es:

$$L(\text{dB}) = 46.3 + 33.9\log_{10}(f) - 13.82\log_{10}(H_b) - a(H_m) + [44.9 - 6.55\log_{10}(H_b)]\log_{10}(d) + C_M \quad (5)$$

Con el nuevo parámetro $C_M = 0\text{ dB}$ para ciudades medianas y áreas suburbanas y $C_M = 3\text{ dB}$ para centros metropolitanos.

El modelo COST-231 que es una extensión del modelo de Hata y está restringido a los siguientes parámetros:

f : 1500 MHz a 2000 MHz; H_B : 30-200 m; H_m : 1 m -10 m; d : 1 Km a 20 km.

En la Figura 4 se presentan las pérdidas por propagación utilizando el Modelo COST-231 mostrado, para el caso que se tiene en la Tabla I:

Tabla I. Parámetros utilizados en la obtención de la Figura 4.

	<i>Parámetros</i>
Tipo de ciudad	Ciudad mediana
Frecuencia (f)	1950 MHz
Altura de la estación base	30 m
Altura del móvil	1.5 m

En la Figura 4 se aprecia como las pérdidas por propagación (en dB), tienen un comportamiento de tipo logarítmico conforme la distancia aumenta. La tasa de variación de estas pérdidas dependen a su vez del tipo de entorno, frecuencias de transmisión, alturas del móvil y de la estación base.

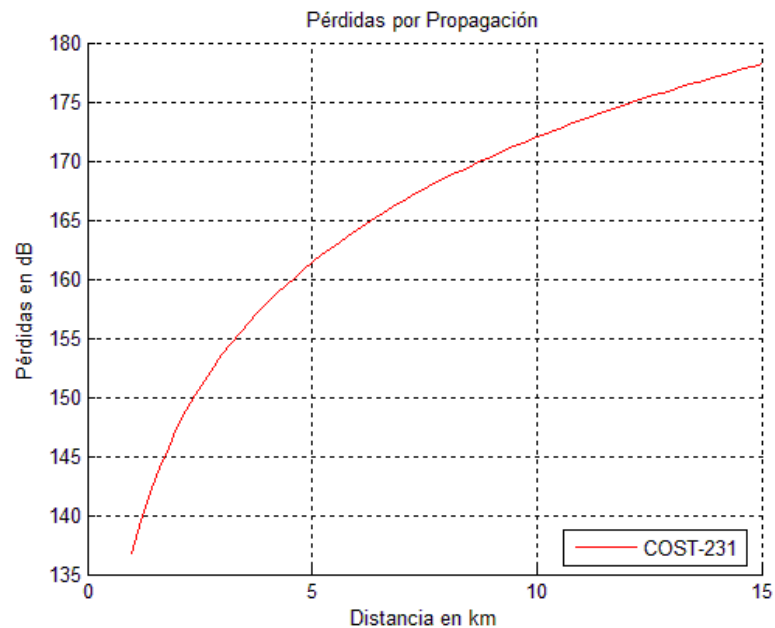


Figura 4. Pérdidas por propagación utilizando el modelo COST-231.

Para comprender más claramente las pérdidas por propagación, se puede realizar un intercambio de ejes que permita analizar la distancia máxima en km de una célula, para ciertas pérdidas permitidas, como se ve en la Figura 5. La importancia de realizar el análisis de esta manera radica en que si se intenta hacer

un emplazamiento adecuado de estaciones base, es más apropiado determinar hasta donde es capaz la estación base de brindar el servicio, de acuerdo al posicionamiento de la misma, y sobre todo a la potencia de transmisión; todo ello bajo ciertos márgenes establecidos. Como puede ser un nivel de sensibilidad definido para la estación móvil.

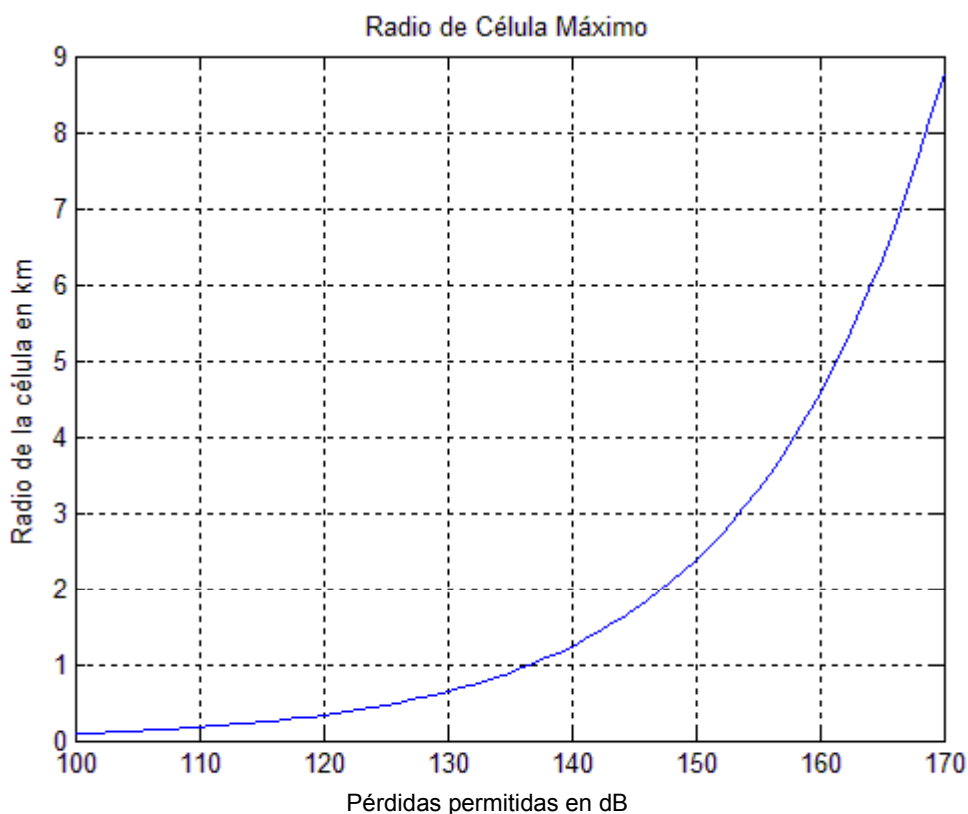


Figura 5. Radio de la célula con base en pérdidas admisibles utilizando el modelo COST-231.

Los modelos de propagación proveen una buena predicción del valor medio de las pérdidas por propagación como una función de la distancia, frecuencia y parámetros ambientales. Estos modelos son útiles para el desarrollo preliminar de sistemas celulares, permitiendo un análisis del número de celdas requerido y las mejores locaciones para los sites⁴ en el área de servicio planeada. Sin embargo, las predicciones de propagación deben ser validadas por mediciones de campo,

⁴ En este caso el "site" hace referencia a la estación base en sí misma.

dado que existen una gran variedad de fenómenos que afectan las pérdidas por propagación debido al sombreado y otros efectos debido al terreno, y a edificaciones. Una idea aproximada del tamaño de celda deseado se puede obtener del valor máximo de pérdidas por propagación que pueden ser toleradas para los presupuestos de enlace de subida y de bajada. El valor de pérdidas máximas por propagación (L_{\max}) determina el radio de un área circular (el área de la celda) dentro de la cual las pérdidas son menores a (L_{\max}).

II.4.1.1 Planificación de cobertura en redes WCDMA

El proceso fundamental de planificación de cobertura en un sistema de tipo Acceso Múltiple por División de Código de Banda Ancha (WCDMA por sus siglas en inglés) es muy similar a otros casos, como por ejemplo al del sistema GSM. Sin embargo, los modelos de propagación se deben ajustar para tomar en cuenta las consideraciones de la tecnología WCDMA. Como ya se mencionó, el modelo utilizado para este caso es el de Okomura-Hata. La Investigación Europea en el Campo de la Investigación Técnica y Científica (COST por sus siglas en inglés) realizó algunas mediciones adicionales y propuso los ajustes correspondientes para los modelos de propagación. En el caso del modelo de Okomura-Hata en [Kähkönen et al, 2007], se tiene un factor de corrección c que se define como:

$$\text{Factor de corrección} = 2\log_{10}^2(f/28) + 5.4 \text{ para áreas suburbanas} \quad \text{ó} \quad (6)$$

$$\text{Factor de corrección} = 4.78\log_{10}^2(f) - 18.33\log_{10}(f) + 44.94 \text{ para áreas rurales} \quad (7)$$

Este factor de corrección se agrega para obtener las pérdidas reales en un ambiente WCDMA

II.5 Planificación de capacidad

Se puede decir que una planificación de capacidad preliminar ya se ha realizado en la fase de dimensionamiento, en donde se obtienen parámetros como los requerimientos del cliente y un número estimado de usuarios. En la fase de planificación de capacidad se estima un nivel de capacidad por célula, priorizando la tarea de seleccionar las localizaciones adecuadas de estaciones base y se calcula el área de cobertura utilizando los parámetros de las estaciones base encontrados. La “distribución” de capacidad está determinada por mapas de cobertura y estimaciones de tráfico. Por lo tanto se tiene como objetivo permitir un uso simultáneo máximo de los servicios que brinda la red.

II.5.1 Factor de carga

Como parte del dimensionamiento de la red, se debe calcular el tráfico total soportado por la estación base. Cuando el reuso de frecuencia de un sistema WCDMA es 1, es decir que todas las células del sistema operan en la misma banda de frecuencias; el sistema está limitado por interferencia y por tanto la capacidad de la célula debe ser estimada.

La teoría propuesta por A.K. Erlang quien publicó su trabajo en 1909, puede ser utilizada para estimar la probabilidad de bloqueo cuando una determinada cantidad de tráfico es transportada sobre un número limitado de recursos [Holma y Toskala, 2007].

La expresión matemática de Erlang B se muestra a continuación:

$$B = \Pr \left(\frac{A^N}{N! \cdot \sum_{i=0}^N \frac{A^i}{i!}} \right) \quad (8)$$

En donde B es la probabilidad de bloqueo que puede ser obtenida de la intensidad de tráfico ofrecido A , y un determinado número de servidores N .

La probabilidad de bloqueo puede ser expresada también en relación a lo que se le conoce también como Grado de Servicio (GoS por sus siglas en inglés).

$$B=1-GoS \quad (9)$$

Mientras que el GoS depende de metas específicas definidas por el operador, los valores para servicios de voz son usualmente del 2%, para usuarios con alta movilidad, y alrededor de 1% para usuarios con baja movilidad. El GoS solo considera bloqueo de llamadas (para los cuales ya no hay recursos disponibles) mientras que la probabilidad de éxito incluye fallas de cualquier tipo.

Con la expresión de Erlang se puede calcular cualquiera de los parámetros mencionados cuando los otros dos se conocen: probabilidad de bloqueo, cantidad de recursos (o servidores) y el tráfico. Este cálculo se hace generalmente en el diseño inicial para determinar la cantidad de recursos requeridos para transportar el tráfico supuesto mientras se mantiene un GoS esperado.

II.5.2 Estimación de la capacidad para el enlace ascendente

Ya que la nueva generación de sistemas de comunicaciones inalámbricas se encuentra limitada por interferencia, la planificación de capacidad necesita calcular la interferencia y la capacidad de la celda; por ejemplo, el tráfico total que es soportado por una estación base. La interferencia total en el enlace de subida tiene un gran impacto en la capacidad del sistema y el radio de las estaciones base. El margen de interferencia (η) indica el total de interferencia (incluyendo la potencia del ruido térmico) en comparación al ruido. En [Kähkönen et al, 2007] se analiza el desarrollo de la expresión final del factor de carga en el enlace

ascendente definiendo primero la relación Energía por Bit de usuario E_b/N_0 entre la potencia de ruido como:

$$\left(\frac{E_b}{N_0}\right)_j = \text{Ganancia de Procesado usuario } j \cdot \frac{\text{Señal de usuario } j}{\text{Potencia Total Recibida (exc. señal propia)}} \quad (10)$$

y reordenando:

$$\left(\frac{E_b}{N_0}\right) = \frac{W}{v_j R_j} \cdot \frac{P_j}{I_{Total} - P_j} \quad (11)$$

$$\frac{1}{\frac{I_{Total} - 1}{P_j}} = \left(\frac{E_b}{N_0}\right) \frac{v_j R_j}{W} \quad (12)$$

$$P_j = \frac{1}{\frac{W}{\left(\frac{E_b}{N_0}\right) v_j R_j} + 1} I_{Total} \quad (13)$$

Donde W es el ancho de banda de ensanchado (Para el caso de WCDMA es establecido por el estándar a 3.84 megachips por seg.); R_j es la tasa de bits del usuario j ; e I_{Total} es la potencia de ancho de banda total recibida, incluyendo la potencia de ruido térmico en la estación base.

Definiendo $P_j = L_j I_{Total}$ con L_j como factor de carga de una conexión, la interferencia total recibida dentro de la misma celda sin considerar la potencia de ruido se define como [Holma y Toskala, 2007]:

$$I_{total} - P_N = \sum_{j=1}^N P_j = \sum_{j=1}^N L_j I_{Total} \quad (14)$$

Definiendo el incremento de ruido (noise rise) como:

$$\text{incremento de ruido} = \frac{I_{total}}{P_N} = \frac{I_{Total}}{I_{Total} - \sum_{j=1}^N L_j I_{Total}} = \frac{1}{1 - \sum_{j=1}^N L_j} = \frac{1}{1 - \eta_{UL}} \quad (15)$$

Con η_{UL} como factor de carga. Tomando en cuenta la interferencia producida por otras celdas mediante la razón *interferencia de otras celdas a interferencia propia* i se obtiene:

$$i = \frac{\text{interferencia de otras celdas}}{\text{interferencia de celda propia}} \quad (16)$$

Y el factor de carga se puede expresar como:

$$\eta_{UL} = (1+i) \cdot \sum_{j=1}^N \frac{1}{1 + \left(\frac{E_b}{N_0}\right) \cdot R_j \cdot v_j} \quad (17)$$

v_j es el factor de actividad de la voz, que depende del tipo de vocoder⁵ utilizado, la codificación de canal y el tipo de aplicación. En la práctica este factor va del 58 al 67 % para transmisiones de voz, y es igual con 1 para transmisiones de datos.

Esta ecuación de carga predice el total de rizo de ruido sobre el ruido térmico debido a la interferencia. El incremento de ruido es igual a $-10\text{Log}_{10}(1-\eta_{UL})$.

El E_B/N_0 requerido se obtiene generalmente de simulaciones, mediciones y de los requerimientos especificados por el 3GPP. La razón de interferencia a otras celdas-celda propia i , es una función del ambiente de la célula o del aislamiento de la célula y del diagrama de radiación. Esta ecuación de carga es comúnmente usada para hacer una predicción semianalítica de la capacidad promedio de la célula.

Finalmente, para el caso de una red de voz donde todos los N usuarios en la célula tiene una baja tasa de bit (bit rate R), se deduce que:

$$\frac{W}{E_b/N_0 \cdot R \cdot v} \gg 1 \quad (18)$$

⁵ Codificador-descompresor de voz, utilizado para digitalizar y aprovechar características de compresión para su transmisión.

Por lo tanto la ecuación de carga puede ser aproximada y simplificada a:

$$\eta_{UL} = \frac{E_b/N_0}{W/R} \cdot N \cdot v \cdot (1+i) \quad (19)$$

Esta capacidad calculada representa el número de recursos disponibles en el enlace de subida y no la capacidad en Erlangs. Para derivar la capacidad en Erlangs, se debe utilizar la fórmula de Erlang B después de establecer el GoS requerido.

En [Kähkönen et al, 2007] la capacidad de bloqueo suave (en Erlangs) puede ser calculada utilizando la fórmula de Erlang B y la ecuación:

$$\frac{\text{Capacidad de bloqueo suave}}{\text{célula}} = \frac{\text{Erlang B}[N(1+i)\text{bloqueo\%}]}{1+i} \quad [Erl] \quad (20)$$

En la Figura 6 se muestra la representación del factor de carga del enlace de subida contra el throughput requerido a la estación base, con los parámetros mostrados en la Tabla II, donde BLER es igual a la proporción de errores en la transmisión que en general representa una disminución en el throughput :

Tabla II. Parámetros utilizados en la obtención de la Figura 6.

<i>parámetro</i>	<i>Valor</i>
v_j	1 (para transmisión de datos)
E_b/N_0	1.5
W	3.84 Mcps
BLER (Tasa de Error de Bloque)	0.1
i	0.65 (Para el caso macro celular con antenas de 3 sectores)

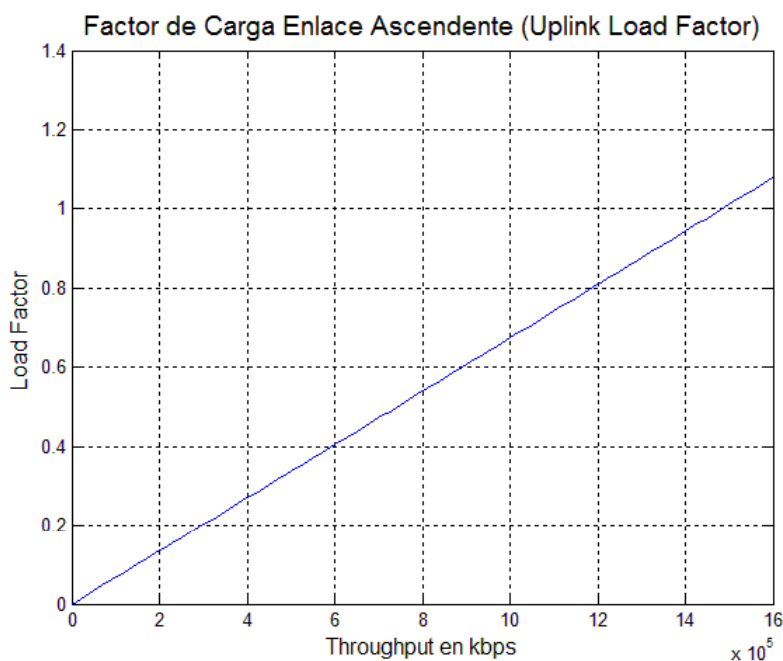


Figura 6. Factor de Carga para diversos caudales eficaces (1 estación base)

La Figura 6 muestra el caudal eficaz (throughput) en lugar del número de usuarios N . Se observa como consecuencia del aumento del caudal eficaz que es requerido a la estación base, ésta va alcanzando su capacidad máxima conforme el factor de carga se acerca a 1. Por encima de este valor la gráfica pierde sentido puesto que se rebasa la capacidad de la celda. Este parámetro ayuda a calcular un valor estimado, ya sea en número de usuarios N (o en su caso el caudal eficaz) a los cuales la celda puede dar servicio como una cota máxima.

II.5.3 Estimación de la capacidad para el enlace descendente

La capacidad en el enlace ascendente está determinada por la potencia de transmisión por la estación base, las ubicaciones de los usuarios y la interferencia. Esto, hace el cálculo más complicado que en la dirección contraria. En el enlace

descendente la interferencia intercelda⁶ es reducida por un factor $(1 - \alpha)$; α es el factor de interferencia que depende principalmente de la calidad de planificación de la red, dado que esta representa la interferencia de otras células; propiamente depende del solapamiento entre celdas y la habilidad de las células en el control de potencia. Esto es debido a los códigos ortogonales de sincronización que son usados en el enlace descendente. Dado que en el enlace descendente el factor i depende de la localización del usuario, es por lo tanto diferente para cada usuario j ; el factor de carga se aproxima a su valor promedio a través de la célula, y es expresado en [Holma y Toskala, 2007] como:

$$\eta_{DL} = \sum_{j=1}^N v_j \cdot \frac{\left(\frac{E_b}{N_0} \right)_j}{W/R_j} \cdot [(1 - \alpha_j) + i_j] \quad (21)$$

Donde $-10\text{Log}_{10}(1 - \eta_{DL})$ es igual al rizo de ruido sobre el ruido térmico debido a la interferencia por acceso múltiple. Sin embargo, si hay suficiente ensanchando del retardo en el canal radio, el móvil será visto como parte de la señal de la estación base debido a la interferencia de acceso múltiple. Comparado con el enlace de subida, el parámetro α representa el factor de ortogonalidad, donde un valor de 1 corresponde a una ortogonalidad perfecta. Sin embargo, los valores típicos de esta se encuentran entre 0.4 y 0.9 en canales multitrayectoria.

La capacidad suave es calculada de una manera similar a como se realiza en el enlace de subida.

Por otra parte, en lo que respecta al dimensionamiento del enlace descendente, la potencia de transmisión total requerida de la estación base se obtiene con base en un promedio de las potencias de transmisión para cada usuario, y no como la máxima potencia de transmisión en el límite de la célula que se obtiene del presupuesto del enlace. Esto se debe a que los usuarios más alejados cercanos al límite de la célula requieren mayores potencias, a diferencia

⁶ Interferencia producida por otros usuarios dentro de la misma célula.

de otros usuarios cercanos a la estación base que necesitan mucha menos potencia. Esta diferencia en potencia (que se tiene entre la potencia máxima y las pérdidas por propagación promedio) tiene un valor típico de 6 dB para el caso de macrocélulas. La potencia de transmisión mínima para cada usuario, se obtiene por la atenuación promedio entre la estación base y el móvil receptor L , así como por la sensibilidad del receptor con la ausencia de interferencia debido al acceso múltiple. Entonces, la potencia de transmisión requerida para un usuario en una localización promedio en la célula, se consigue añadiendo el efecto del incremento de ruido debido a la interferencia a la potencia mínima, o como se muestra a continuación [Holma y Toskala, 2007]:

$$BS_{TXP} = \frac{N_{rf} \cdot W \cdot \bar{L} \cdot \sum_{j=1}^N u_j \frac{(E_b/N_0)_j}{W/R_j}}{1 - \bar{\eta}_{DL}} \quad (23)$$

El término N_{rf} es la densidad espectral de ruido del receptor móvil en dBm.

Las fases de planificación finalizan con las etapas de planificación de parámetros y la etapa de optimización y monitoreo, estos forman parte del proceso mismo de la planificación sin embargo su objetivo está más allá de los alcances del presente trabajo de tesis

Conclusiones

Se ha terminado con una revisión general de las fases de la planificación. Haciendo hincapié en aspectos importantes que serán de utilidad para el emplazamiento de estaciones base como son: el cálculo de pérdidas por propagación, el factor de carga entre otros. Queda claro que el proceso de planificación es muy extenso y detallado, de ahí la importancia de resaltar solo los aspectos necesarios para el problema a resolver. En el siguiente capítulo se hace

referencia al uso de la herramienta que se utilizará para darle solución al problema, la cual utilizará el análisis presentado en este capítulo para realizar la búsqueda de la solución.

Capítulo III

Optimización y algoritmos genéticos como herramientas para el emplazamiento de estaciones base

III.1 Objetivo del capítulo

En el capítulo anterior se puso de manifiesto la complejidad que involucra la planificación celular. Esta complejidad se debe entre otras cosas a la cantidad de variables y múltiples objetivos involucrados en la misma, que usualmente presentan requerimientos que se contraponen unos contra otros.

En este capítulo se expone una manera de abordar este tipo de problemas, demostrando como el problema del emplazamiento de estaciones base es un caso particular de los problemas conocidos como NP-difícil; y proponiendo como solución a dicho problema, el uso de un algoritmo genético como una herramienta adecuada a las características que esta cuestión representa. En este capítulo se aborda primeramente, cómo para un problema de optimización de las características del emplazamiento de estaciones base, los algoritmos genéticos son una opción factible de propuesta de solución; posteriormente se detallan las características más importantes de los mismos, con miras a su implementación en la solución que este problema representa.

III.2 Problemas de optimización

Como una definición general se establece que optimización es el proceso de hacer algo de la mejor manera posible, y consiste básicamente en intentar variaciones de un concepto inicial y utilizar la información generada en ese proceso para mejorar la idea inicial.

Muchos problemas de optimización son concernientes a la elección de la “mejor”¹ configuración de un conjunto de variables para alcanzar ciertas metas [Blum y Roli, 2003]. Por lo tanto: Resolver un problema de optimización es encontrar la mejor solución posible a un problema formulado en lenguaje matemático, donde el criterio que evalúa la calidad de una solución es cuantitativo, generalmente asociado a un costo y denominado función objetivo [Vélez y Montoya, 2007]. Una definición formal del problema general de optimización combinatoria puede verse en [Blum y Roli, 2003].

Ante un problema de optimización, la primera pregunta que se debe responder es si es fácil o difícil de resolver [Vélez y Montoya, 2007]. Aunque la pregunta parece simple en sí misma, fue hasta los años 70 cuando se abordó el tema seriamente, derivandose una nueva rama de la ciencia conocida como complejidad computacional; la cual uno de los tópicos a los que hace referencia, es si para un problema determinado éste se puede considerar fácil o difícil dados los algoritmos conocidos para resolverlo.

¹ El concepto de mejor implica que existe más de una solución y las soluciones no son del mismo valor; es relativo por un lado al problema, así como al método de solución y ciertas tolerancias.

III.2.1 Algoritmos y problemas NP-difícil

Una definición formal de algoritmo sería la de un conjunto ordenado y finito de instrucciones que permiten solucionar un problema. La viabilidad que tiene un algoritmo para resolver un problema determinado, se precisa por la cantidad de operaciones aritméticas necesarias para su ejecución, la cual incide directamente en el tiempo requerido para el mismo. Se tienen entonces de acuerdo al tiempo de ejecución, dos tipos de problemas: los problemas fáciles, en el cual el número de operaciones necesarias es una función polinomial del tamaño del problema, o más formalmente para una entrada de tamaño n , el peor caso de tiempo de ejecución es una función del tipo $O(n^k)$ (de orden n a la k) para alguna constante k . Los segundos son los considerados problemas difíciles, para los cuales existe un algoritmo de solución, sin embargo el tiempo de ejecución no corresponde a $O(n^k)$. De la misma manera, se denomina a los problemas resolvibles en tiempo polinómico como tratables o fáciles; y los que requieren tiempos superpolinómicos como intratables o difíciles. Los primeros son generalmente considerados como tratables por razones filosóficas y no matemáticas [Cormen, 2002].

Una forma para argumentar que el planteamiento anterior es válido, es que si un problema puede ser resuelto en tiempo polinómico en un modelo, puede ser resuelto en tiempo polinómico en algún otro modelo; también se tiene que si un problema es de $O(n^{100})$ se considera como intratable. No obstante, los problemas en tiempo polinómico hallados en la práctica requieren mucho menos tiempo; finalmente, se tiene que los problemas solucionables en tiempo polinómico tienen propiedades especiales de adición, multiplicación y composición.

La teoría de la complejidad computacional distingue tres clases de problemas: P, NP y NPC (del inglés: Polinómico, No determinístico-Polinómico y No determinístico-polinómico completo respectivamente). La relación entre ellos bajo la premisa de que $P \neq NP$ se observa en la Figura 7:

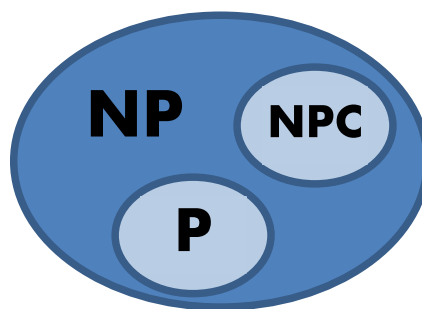


Figura 7. Relación entre los problemas NP, NPC y P, bajo la hipótesis de que $P \neq NP$.

El tipo P son aquellos problemas resolubles en tiempo polinómico. Por su parte los del tipo NP corresponden a los que son verificables² en tiempo polinómico, finalmente los del tipo NP-C son aquellos que están en NP y son tan difíciles como cualquier otro problema en NP. Los lenguajes NP-Completos son en un sentido los lenguajes más difíciles en NP [Cormen, 2002]. En este punto es importante hacer hincapié en lo que involucra el hecho de pertenecer a uno u a otro. En el primero se tiene un algoritmo que resuelve el problema, y para ello requiere un tiempo polinomial, en el segundo es necesario el uso de un “certificado” que es verificable en tiempo polinómico. El certificado en sí mismo es una solución propuesta al problema, la validez o no del mismo se realizará en un tiempo polinómico; sin embargo, la característica de éstos es que se debe tener acceso u obtener de algún modo el certificado requerido.

Definir un problema dado como difícil o fácil es importante, dado que ello es el punto de partida a una propuesta de solución de éste. El mostrar entonces que un problema es del tipo NP-completo es establecer que tan difícil es (o al menos que tan difícil se piensa que es).³

² Esto significa que si de alguna manera tuviéramos un certificado (una propuesta dada para la solución del problema que no implica ser necesariamente la óptima) de una solución, se podría verificar la validez del mismo en tiempo polinómico.

³ En [Cormen, 2002], se hace referencia a las reducciones en tiempo polinómico, como herramientas para probar el caso de que un problema pueda ser representado como algún otro del cual está probada su “dificultad”, y por lo tanto establecer el primero como un caso del segundo que sirve como prueba.

III.2.2 El concepto de nodos de demanda y el problema del conjunto mínimo dominante

Dadas las diversas interacciones y dependencias que existen entre los diferentes aspectos de diseño de los que se habló en el capítulo 2, y considerando el hecho de que estos aspectos son modulares dentro del proceso de planificación, puede explotarse dicha modularidad por medio del concepto de nodos de demanda. Más aún, la estructura modular de esta aproximación utilizando nodos de demanda, permitiendo una implementación genérica de los aspectos de diseño en una herramienta de planificación [Tutschku y Tran-Gia, 1997]. Esto es importante dado que las consideraciones de diseño no se realizan de forma aislada, sino que tienen que ser optimizadas en más de un solo aspecto.

Este concepto de nodos de demanda, fue desarrollado primeramente en economía, cuando se trataba de resolver un problema de localización de instalaciones, principalmente para redes de distribución.

Como definición de un nodo de demanda en términos del área de comunicaciones, se dice que representa el centro de un área que contiene un “cuanto”⁴ de demanda, ello desde el punto de vista de tráfico, contabilizado en un número fijo de peticiones de llamadas por unidad de tiempo. De esta manera, los llamados nodos de demanda, son usados para describir el tráfico cuantitativamente. El primer paso consiste en la representación del tráfico en un área de interés por un número finito de nodos, cada uno de los cuales representa la misma porción de carga de tráfico. La noción de nodos de demanda introduce la discretización de la demanda de tráfico en dos términos que son: espacio y demanda. Como consecuencia, los nodos de demanda son densos en áreas de alta demanda y escasos en áreas de poca demanda. Estos son la base común de todos los componentes (dentro de la planificación celular). Por lo tanto constituyen

⁴ intensidad o cantidad desconocida de algo que puede ser medido.

los enlaces entre dichos componentes mediante los cuales se facilita la integración de los componentes [Tutschku y Tran-Gia, 1997].

Apoyándose en lo mostrado por [Mathar y Niessen, 2000] y para entender mejor el concepto de nodos de demanda, se muestra en la figura 8 a) a e) una forma de representación:

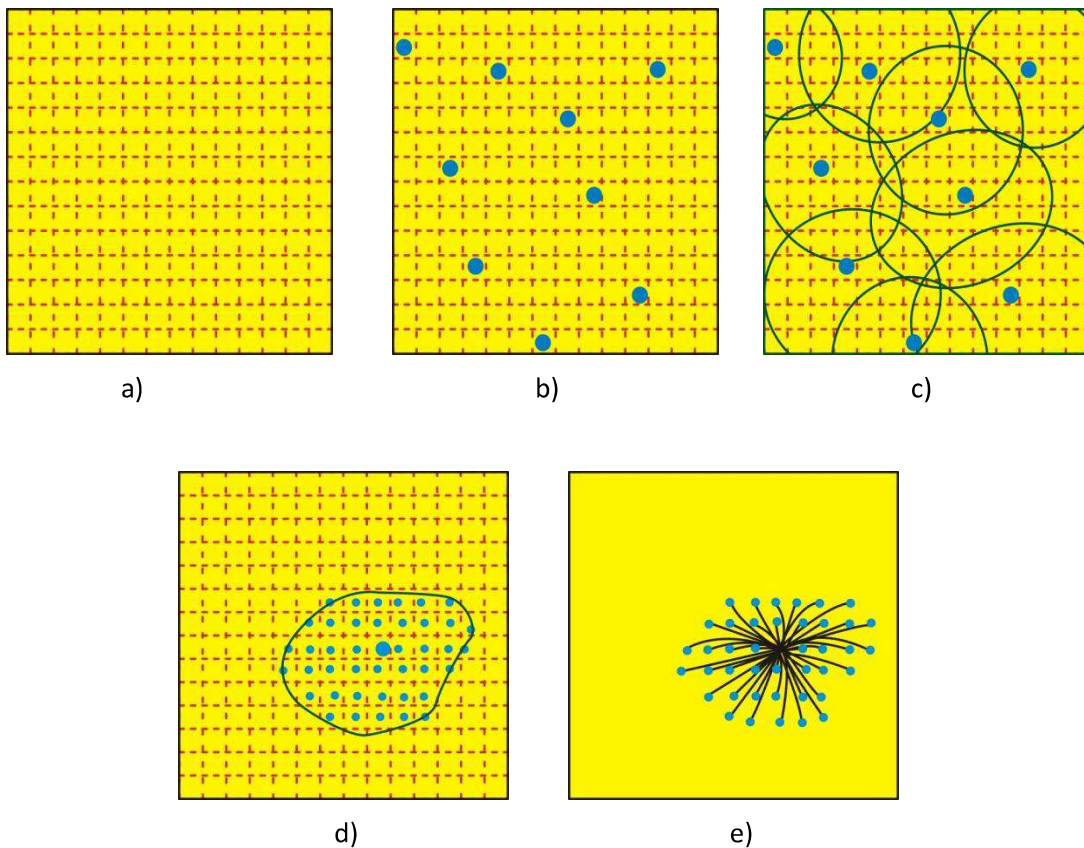


Figura 8. Nodos de demanda. a) área discretizada. b) localizaciones candidatas. c) áreas de cobertura. d) cobertura de una Radio Base. e) nodos de demanda cubiertos por una radio Base.

Se considera que se tiene una región geográfica dada con ciertas dimensiones. A su vez esta área se discretiza en áreas más pequeñas, así también se seleccionan los lugares en donde es posible localizar las estaciones

base, representadas en este caso por puntos, al mismo tiempo se consideran las posibles áreas de cobertura para cada una, dependiendo de su posición y de otras características como se muestra en la Figura 8 c). Enfocándose primero en una sola localización candidata, y su posible área de cobertura, la Figura 8 d) muestra una localización seleccionada (punto grande), y la región o puntos (nodos) de demanda a los que da servicio (puntos pequeños). La Figura 8 e) presenta el mismo escenario, y las líneas representan el enlace que existe entre los nodos de demanda y la estación base que puede otorgarles el servicio. Al representar de esta forma el problema, se genera un grafo, cuyos nodos son cada uno de los nodos de demanda, así como las localizaciones candidatas, y las aristas representan el enlace entre cada nodo de demanda y las estaciones bases que pueden darles servicio.

Dado lo anterior, se considera como el área de servicio de un transmisor, como el conjunto de nodos de demanda cuya medición de pérdidas por trayectoria en el enlace ascendente y descendente está por encima de un cierto umbral definido por el presupuesto del enlace.

III.2.2.1 El conjunto mínimo dominante

El modelado matemático propuesto en [Mathar y Niessen, 2000], afirma que el problema de emplazamiento de estaciones base en su versión más simple está relacionado con el problema del conjunto mínimo dominante, MDS por sus siglas en inglés (Minimum Dominating Set). Esto se muestra a continuación similar a lo planteado en [Gutiérrez López, 2003]:

Definición 1. Problema del Conjunto Mínimo Dominante [Garey y Johnson, 1979]. Dado un grafo $G = (V, E)$ donde V es el conjunto de nodos y E el conjunto de aristas, el subconjunto $V' \subseteq V$ se denomina dominante si por cada nodo $v \in V - V'$ existe una arista que lo conecta al nodo $u \in V'$ tal que $(u, v) \in E$.

El problema del conjunto mínimo dominante consiste en encontrar el V' de mínima cardinalidad $|V'|$.

En la Figura 9 a) se muestra un grafo de un conjunto de nodos $V = \{ 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7 \}$. La Figura 9 b) muestra el conjunto mínimo dominante para ese grafo, el cual está representado por el conjunto de nodos $V' = \{ 2, 6 \}$. Es fácil notar que V' representa el conjunto mínimo dominante para este caso, ya que cumple con la definición 1.

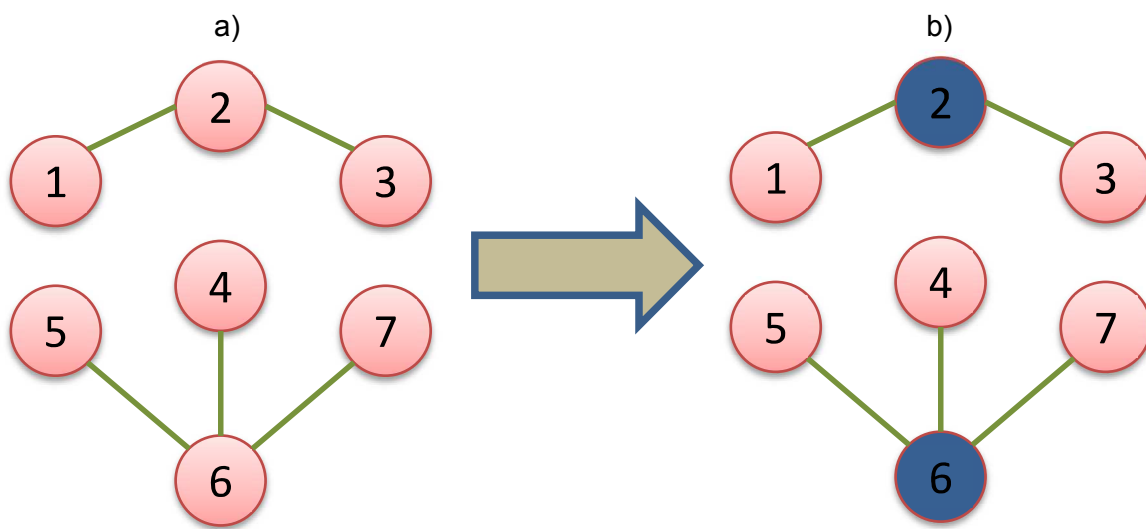


Figura 9. El problema del MDS y la teoría de grafos.

Por lo tanto, la versión más simple del problema del emplazamiento de estaciones base, está estrechamente relacionada con el problema del conjunto mínimo dominante, definido como tal gracias a la teoría de grafos. Por lo tanto las extensiones consideradas del problema son NP-difícil, y aún el cálculo de soluciones subóptimas es intratable en general [Mathar y Niessen, 2000].

Lo afirmado en [Mathar y Niessen, 2000], y lo que se entiende por las extensiones al planteamiento del MDS consideradas, tales como el hecho de que no siempre se conseguirá el que todos los nodos se encuentren unidos a nodos adyacentes, es decir que se tengan usuarios sin servicio, resolviéndose el problema solo para aquellos nodos a los que es posible dar el mismo; y en general

las restricciones posteriores impuestas, como el que el conjunto mínimo seleccionado pudiera ser excesivo en costo, debido a la cantidad de estaciones base candidatas, el tener ciertos niveles de interferencia inadmisibles, potencias de transmisión no óptimas etc; permite justificar el hecho de que el problema planteado en este trabajo, es al menos tan difícil como el MDS en su caso más simple, y con ello justificar el uso de herramientas no convencionales en la solución de éste.

III.3 Emplazamiento de estaciones base como un problema de optimización combinatoria

Existen muchos problemas en los que existen múltiples criterios u objetivos de diseño. Sin entrar en más en detalle, cabe hacer mención que el problema del emplazamiento de estaciones base puede contener una n cantidad de variables a tomar en cuenta, como lo es la cantidad de estaciones base a utilizar para brindar el servicio, basándose en la cantidad de usuarios y tamaño del área a la que se pretende dar cobertura, potencias mínimas y máximas de transmisión etc. dependiendo de las necesidades del usuario y del diseñador de la red. No obstante todas éstas tendrán que ser optimizadas en un cierto grado teniendo siempre un compromiso entre las mismas.

Los objetivos entran comúnmente en conflicto en el sentido de que tratar de mejorar alguno de ellos, puede provocar que alguno de los otros empeore. En tal caso el problema se convierte en encontrar la mejor solución posible que satisfaga objetivos opuestos en un cierto grado. Estos problemas se conocen con el nombre de multiobjetivo, multicriterio u optimización del vector.

Cuando se consideran tales problemas, es necesario tener una noción de que se entiende por minimización. Considerando un ejemplo de un problema de optimización multiobjetivo como en [Maple et al, 2004], en el que se desea

minimizar el vector objetivo $y=f(x)=(f_1(x),f_2(x),f_3(x),\dots,f_n(x))$, donde $x=(x_1,x_2,\dots,x_n) \in X$, donde X es el espacio de decisión y el vector objetivo $y=(y_1,y_2,\dots,y_n) \in Y$, con Y como el espacio objetivo. En caso en el que $n=2$ (donde n es el número de objetivos), con un espacio de soluciones disponibles como se muestra en la Figura 10, con base en un **óptimo de Pareto**⁵:

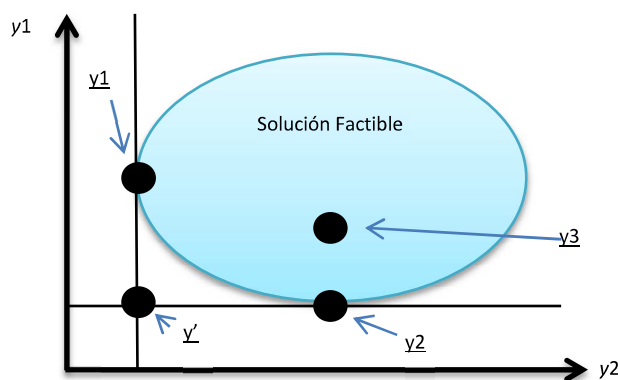


Figura 10. Óptimo de Pareto y conjunto de soluciones factibles con dos variables.

El espacio de soluciones factibles se define por las restricciones del problema. Si se intenta minimizar los objetivos de forma independiente y entonces usar un proceso de recombinación, se llega a una solución y' , ésta cae fuera del espacio de solución, por lo tanto no es una solución aceptable. La pregunta recae no obstante en cuál de las posibles soluciones es la mejor para la Figura 10, si la solución y_1 o y_2 . Un método aplicado a menudo es la consideración de un compromiso entre los parámetros, dicho compromiso se transcribe en una función objetivo, que se define como una combinación lineal de los objetivos. Por ejemplo con $n=2$ y se desea minimizar $y=\alpha y_1+(1-\alpha)y_2$, en general se debe minimizar $y=a_i y_i$ donde $0 \leq \alpha_i \leq 1$, $\forall 1 \leq i \leq n$ y $\sum \alpha_i = 1$, esto entonces reduce el problema en un problema estándar de optimización; en el que se trata de minimizar una función real. Sin embargo identificar los pesos apropiados podría no ser una tarea sencilla.

⁵ Frontera de soluciones, que pueden ser alcanzadas de una manera óptima por objetivos en conflicto que presentan un compromiso.

III.3.1 Metaheurísticas y la optimización combinatoria

Debido a que la mayoría de los problemas de optimización combinatoria se clasifican como difíciles, la investigación se ha concentrado en desarrollar algoritmos de aproximación. Dentro de esta área el término metaheurístico lo introdujo Glover en 1986, al definir una clase de algoritmos de aproximación que combinan heurísticos tradicionales con estrategias eficientes de exploración del espacio de búsqueda.

En [Vélez y Montoya, 2007] se propone la siguiente definición: Los metaheurísticos son métodos aproximados diseñados para resolver problemas de optimización combinatoria, en los que los heurísticos⁶ clásicos no son efectivos. Los metaheurísticos proporcionan un marco general para crear nuevos algoritmos híbridos, combinando diferentes conceptos derivados de la inteligencia artificial, la evolución biológica y los mecanismos estadísticos.

Entre las ventajas que presentan es que tienen gran éxito en la práctica, son fácilmente implementables y paralelizables; sin embargo también presentan algunas desventajas, entre las que se encuentran el que dichos algoritmos son aproximados, no exactos y son altamente no determinísticos (probabilísticos).

Se recomienda su uso, cuando no hay un método exacto de resolución del mismo, o éste requiere mucho tiempo de cálculo y memoria. Como se planteó con anterioridad, el problema del emplazamiento de estaciones base se considera como un problema NP-difícil, y por tanto no existe una herramienta convencional en tiempo polinómico que lo resuelva adecuadamente si se supone que $P \neq NP$. De ahí la importancia y el requerimiento de hacer uso de las metaheurísticas. El desarrollo del presente trabajo de tesis, conduce hacia la forma más apropiada de

⁶ El término metaheurístico proviene de la composición de dos vocablos griegos, heurística se deriva del verbo encontrar, mientras que el prefijo meta significa más allá o en un nivel superior.

abordar el cuestionamiento planteado por medio de las metaheurísticas, dada la complejidad y características del problema.

Así, resumiendo las características generales de las metaheurísticas, se tiene que [Vélez y Montoya, 2007]:

- Son estrategias que guían el proceso de búsqueda.
- Su meta es explorar eficientemente el espacio de búsqueda para encontrar soluciones (cercanas a las) óptimas.
- Son técnicas que constituyen algoritmos metaheurísticos, que van del rango de procedimientos simples de búsqueda local, hasta complejos procesos de aprendizaje.
- Los algoritmos metaheurísticos son aproximados y usualmente no determinísticos.
- Pueden incorporar mecanismos para evitar quedar atrapados en áreas confinadas dentro del espacio de búsqueda.
- No son para un problema en específico.
- Pueden hacer uso de conocimientos de dominio específico en la forma de heurísticas que son controladas por una estrategia de nivel superior.

De gran importancia es también que éstas deben tener un balance dinámico entre diversificación e intensificación, entendiéndose por diversificación a la exploración del espacio de búsqueda en diferentes regiones del espacio, mientras que el término intensificación se refiere a la cantidad de esfuerzo empleado en la región actual (explotación del espacio). Las metaheurísticas aplican distintas estrategias para obtener un buen balance entre intensificación y diversificación.

En el presente trabajo de investigación, se propone el uso de algoritmos genéticos como la heurística apropiada para el planteamiento y solución del emplazamiento de estaciones base, ya que se considera adecuado realizar el proceso de búsqueda del espacio de soluciones completas, y donde el tiempo de solución no es tan significativo, dado que no es una aplicación en tiempo real; sin

embargo éste no debe ser excesivo puesto que demerita la funcionalidad del mismo.

III.4 Algoritmos genéticos

Los algoritmos genéticos son un enfoque de optimización evolutivo, son también una alternativa a los métodos de optimización tradicionales. Los algoritmos genéticos son métodos fáciles y efectivos de calcular un problema resoluble por un método no determinístico [Sakthivel y Suresh, 2006]. Los algoritmos genéticos están basados en los principios genéticos y de selección natural.

Las técnicas de computación evolutiva abstraen estos principios evolutivos en un algoritmo que puede ser utilizado para buscar soluciones óptimas para un problema dado [Sivanandam y Deepa, 2008]. Un algoritmo de optimización permite a una población compuesta de muchos individuos, evolucionar bajo reglas de selección especificadas en un estado que maximice la aptitud (“fitness”), esta aptitud es una función que mide que tan bien un individuo resuelve un problema predefinido [Floreano y Mattiussi, 2008].

El espacio de todas las posibles soluciones es llamado **espacio de búsqueda**, también llamado espacio de estados. Todos y cada uno de los puntos en los espacios de búsqueda representan una solución posible. Por lo tanto, cada solución puede ser marcada con su valor de aptitud. Dependiendo de la definición del problema, los AG (Algoritmos Genéticos) son utilizados para buscar la mejor solución por ejemplo en un caso de minimización. En general tratan de hallar (x_1, x_2, \dots, x_n) (conjunto de parámetros del sistema) tales que $F(x_1, x_2, \dots, x_n)$ (función a estudiar) sea un máximo o mínimo. Tras parametrizar el problema en una serie de variables (x_1, x_2, \dots, x_n) , se deben codificar en un cromosoma, y como se verá posteriormente, todos los operadores genéticos utilizados se aplicarán sobre esos cromosomas o sobre poblaciones de ellos.

En la Figura 11 se observa una posible representación de un espacio de búsqueda con $n=2$ variables a optimizar el eje Z. En este caso es el valor de aptitud asociado a algún punto en el espacio de búsqueda, claramente se puede apreciar que existe solo un óptimo global en el punto "A", y múltiples óptimos locales como son "B", "C", "D". La tarea del algoritmo es tratar de hallar siempre el óptimo global, y no permitir que éste quede atrapado en un óptimo local, y se consideren a estas respuestas como la mejor.

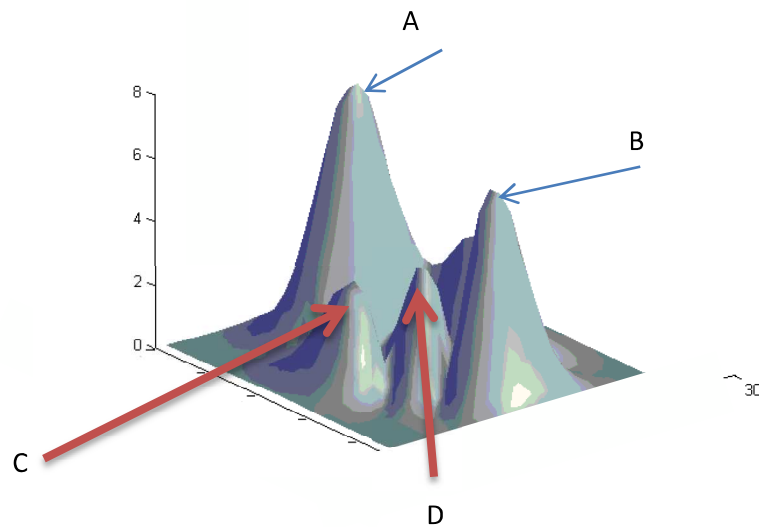


Figura 11. Óptimo global y óptimos locales en un espacio de búsqueda.

III.4.1 Conceptos y contexto de los Algoritmos genéticos

III.4.1.1 Representación (Codificación)

En el algoritmo genético tradicional, la representación usada comúnmente es una cadena de bits de longitud fija. Cada posición en la cadena se supone que representa una característica en particular de un individuo, y el valor almacenado en esa posición representa como esa característica es expresada en la solución. Usualmente la cadena es "evaluada como una colección de características

estructurales de una solución que tienen poca o ninguna interacción” [Sivanandam y Deepa, 2008].

Una representación genética adecuada se debe idear de tal forma que los operadores de recombinación y mutación (de los cuales se hablará más adelante) tengan una alta probabilidad de crear mejores individuos, y el conjunto de todos los posibles genotipos tengan una alta probabilidad de cubrir el espacio de soluciones óptimas del problema.

La forma más común de representación del problema es de tipo binario, sin embargo, en la búsqueda de la evolución de un problema que en su concepto es continuo o analógico la representación genética debe incluir elementos de valores reales para describir los elementos analógicos con suficiente granularidad.

Para resolver un problema en particular es necesario tener una codificación (representación) de éste. Como se menciona en [Dumitrescu et al. 2000] se especifica la función de codificación como:

$$C:S \rightarrow X \quad (24)$$

Donde S es el espacio de solución del problema y X es el cromosoma o (representación) del espacio.

Una representación genética adecuada, debe ser ideada de tal forma que los operadores de recombinación y mutación tengan una alta probabilidad de crear mejores individuos, y el conjunto de todos los posibles genotipos tengan una alta probabilidad de cubrir el espacio de soluciones óptimas del problema.

En la Figura 12 se observan diferentes tipos de codificación, los cuales son utilizados dependiendo de los requerimientos del problema. En el caso de la primera, se tiene una representación discreta de tipo binaria, le siguen una representación con números reales, una discreta de tipo hexadecimal, y finalmente con cadenas de caracteres; los recuadros P1 a P9 representan las diferentes posiciones dentro del genoma (cromosomas), que conforman el genoma total.

	P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8	P9
Representación A	1	0	0	0	1	0	1	1	0
Representación B	1.24	5.32	0.45	2.32	4.67	3.90	1.15	4.50	2.45
Representación C	5	2	B	F	9	2	3	C	A
Representación D	(back)	(right)	(left)	(forward)	(back)	(left)	(forward)	(right)	(back)

Figura 12. Diferentes tipos de codificación genómica.

III.4.1.2 Población

En general un conjunto de cromosomas definen a un individuo dentro de la población, a su vez un conjunto de individuos conforman una población de tamaño n , donde n es el número de individuos. Para cada problema, el tamaño de la población, así como la cantidad de cromosomas utilizados para la representación del individuo dependerá de la complejidad del problema [Sivanandam y Deepa, 2008].

Se debe establecer también un compromiso en la cantidad de individuos dentro de la población, ya que la diversidad de individuos dentro de la población permite consecuentemente, una diversidad en las soluciones que se pueden encontrar; no obstante, tener una población muy grande requerirá de un tiempo de procesamiento mayor para evaluar la aptitud de cada individuo. En la Figura 13 se aprecia un ejemplo de una población de 4 individuos con codificación binaria.

Población	Individuo 1	1	1	1	0	0	0	1	0
	Individuo 2	0	1	1	1	1	0	1	1
	Individuo 3	1	0	1	0	1	0	1	0
	Individuo 4	1	1	0	0	1	1	0	0

Figura 13. Población de tamaño $n=4$, codificación binaria.

III.4.1.3 Aptitud

Para comparar a los individuos y determinar quiénes son los más aptos dentro de la población, éstos tienen que ser evaluados de alguna manera. Esta evaluación se realiza por medio de una función de calidad o “fitness” [Dumitrescu et al. 2000] (Aptitud por traducción al castellano). La importancia de ésta radica en que como lo proclamado por la teoría de la evolución, los individuos mejor adaptados (con mejor fitness) tienen una mayor probabilidad de generar descendencia, y por lo tanto sus características se mantengan en generaciones posteriores para ir evolucionando progresivamente la población. Para un problema de optimización numérico o combinatorio, la función de aptitud usualmente coincide con la función objetivo, o puede ser obtenida de la función objetivo por medio de transformaciones simples. Puede expresarse como:

$$f: X \rightarrow R \quad (25)$$

Donde f es la función de aptitud, X es la representación del individuo, y R es el valor asociado al mismo.

La función de aptitud también puede ser una función costo, (como en problemas de minimización donde a mayor costo del individuo la aptitud de éste es peor), una función de pérdida, o ser obtenida de una transformación de tales funciones.

Un caso de una función fitness, es por ejemplo si se busca la altura máxima de una determinada área geográfica definida en un plano cartesiano, la función costo asociada a cada punto podría expresarse como: $f(x,y) = -\text{elevación}(x,y)$.

III.4.1.4 Selección

Es el proceso de escoger dos individuos de la población (candidatos a ser padres y generar descendencia) para realizar operaciones de cruzamiento. El propósito de la selección, es ponderar a los individuos más aptos con la esperanza de que la aptitud de su descendencia sea mayor [Sivanandam y Deepa, 2008].

La magnitud de la tasa de convergencia de un AG está ampliamente determinada por la “presión de selección”, una alta presión de selección resulta en tasas de convergencia mayores. Si se tiene una presión de selección baja, la tasa de convergencia será lenta y el algoritmo tomará mayores tiempos que normalmente son innecesarios para hallar la solución óptima, por otro lado una presión de selección alta presenta una tendencia a una convergencia prematura del algoritmo hacia una solución incorrecta (o sub-óptima), por lo que es importante mantener diversidad en la población y también en los individuos candidatos a ser elegibles como padres.

Existen varios métodos de selección, y como se verá más adelante, es de sustancial importancia mantener un buen balance entre presión de selección y otros factores que pueden generar diversidad como el cruzamiento y mutación.

III.4.1.5 Cruzamiento

Es la creación de uno o más descendientes de padres elegidos en el proceso de selección. Después del proceso de selección-reproducción, la población se enriquece con mejores individuos. La forma o método de transferir las características de los padres a los hijos creados es por medio de los operadores de cruzamiento, y están relacionados con el tipo de representación genética.

La idea detrás de los operadores de cruzamiento, es que algunos de los descendientes resultantes puedan beneficiarse del efecto sinérgico resultado de la

combinación de subsoluciones encontradas por medio de dos padres [Floreano y Mattiussu, 2008].

En la Figura 14 están representados los tipos de operaciones de cruzamiento más comunes para diferentes tipos de representación genética. En el primer caso, el cruzamiento de un punto es ampliamente utilizado para representaciones de tipo binario, en el que se elige una posición dentro del genoma, la parte hacia la derecha de esta referencia será transferida totalmente por uno de los padres y la parte izquierda por el padre restante. El caso b) es análogo, solo que el tipo de representación es de tipo continua y se eligen en este caso 3 posiciones de referencia para establecer las características a heredar por cada padre. El caso c), conocido como de tipo aritmético, es también para una representación de tipo continua, en el que el descendiente recibe la información genética a partir de una función aritmética de las características de los padres, en este caso la distancia euclidiana intermedia de ambos valores. El ejemplo d) muestra un cruzamiento cuando el genoma representa en sí mismo una secuencia, y por lo tanto el operador de cruzamiento se vuelve más restrictivo. Finalmente se tiene una opción de cruzamiento de árboles cuando se tiene una representación genética del mismo tipo.

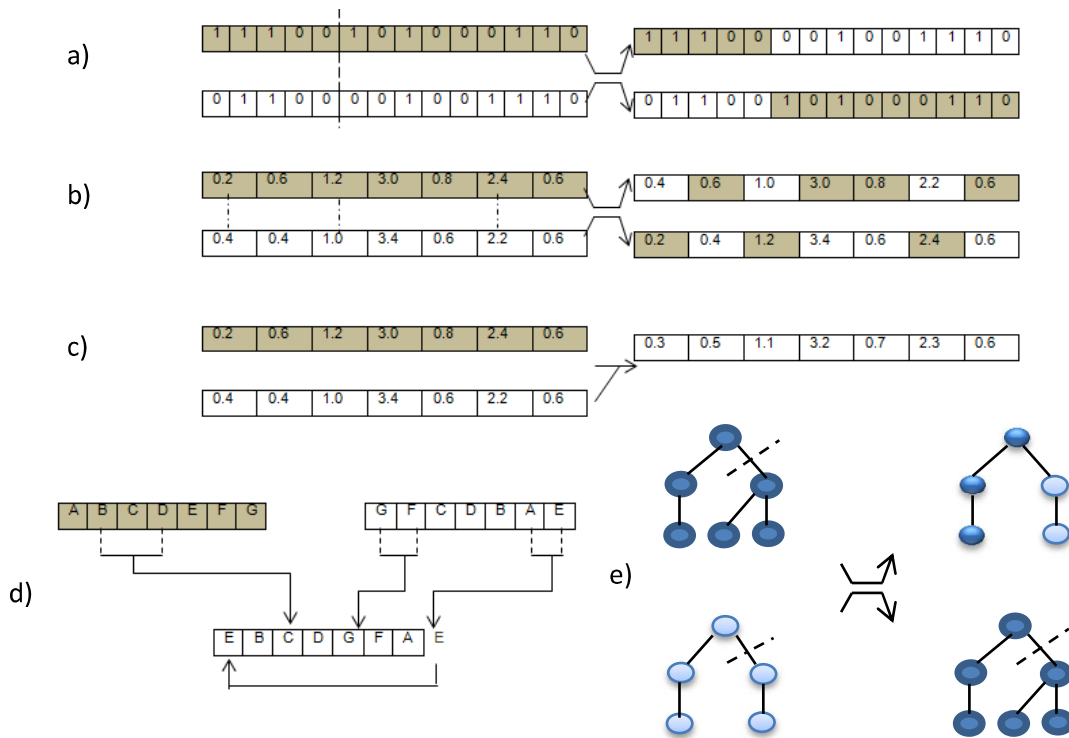


Figura 14. Diferentes tipos de cruzamiento y representaciones.

III.4.1.6 Mutación

Las mutaciones son pequeñas modificaciones aleatorias en el cromosoma del individuo, que permiten explorar variaciones de las soluciones existentes. Este operador de mutación se debe diseñar de tal manera que cada punto en el espacio de la representación genética pueda ser potencialmente alcanzado.

Las mutaciones previenen que el algoritmo quede atrapado en óptimos locales y recuperan el material genético perdido, así como como una información genética perturbada en forma aleatoria [Sivanandam y Deepa, 2008].

Al igual que en el caso del cruzamiento, existen diferentes tipos de mutaciones dependiendo de la representación y tipo de problema, sin embargo una característica muy importante que tienen en común, es que todas deben tener un valor asociado de probabilidad de mutación P_{mut} . Esta probabilidad decide que

tan a menudo ciertas partes de la información genética (cromosomas) serán mutadas, permitir una mutación altamente probable, demerita la capacidad del algoritmo de encontrar buenas respuestas, puesto que se realiza la búsqueda de una manera muy aleatoria. Finalmente se debe mencionar que para el caso, por ejemplo de representaciones de tipo continuo, es importante definir también que grado de desviación se permite al valor actual que tiene el individuo.

III.4.2 Criterios de convergencia

Resulta evidente que es necesario establecer una condición de paro en la tarea del algoritmo, de tal manera que no la realice de forma indefinida, las opciones o condiciones de paro resultan también en su mayoría bastantes obvias, entre las que se puede mencionar establecer un número máximo de generaciones (procesos de selección y generación de descendencia), por tiempo de ejecución, si no se tiene un cambio en la aptitud alcanzada hasta el momento después de un determinado número de generaciones, o de una cierta cantidad de tiempo.

III.5 Conclusiones

Se realizó en el presente capítulo una revisión completa del proceso que involucra el utilizar un algoritmo genético, como medio para resolver la tarea estipulada en el objetivo de este trabajo de tesis. Pasando desde la concepción del problema como de tipo multiobjetivo, que le define entonces como del tipo NP-difícil, que justifica por tanto el uso de una metaheurística, en este caso un algoritmo genético. Del cual se trataron temas de relevante importancia que se utilizarán en el desarrollo del capítulo siguiente; en donde se modela el problema del emplazamiento de estaciones base, con criterios definidos en este capítulo y el anterior.

Capítulo IV

Modelado del emplazamiento de estaciones base

IV.1 Objetivo del capítulo

En el capítulo 3, se hizo referencia a la representación del problema para su manipulación por medio de la metaheurística a utilizar en este capítulo. La parte del modelado es fundamental, ya que determina en gran parte la posibilidad de éxito en la búsqueda de la solución al problema planteado. De ahí la importancia de proponer un modelado adecuado, que pondere tanto la **diversificación**, como la **explotación**, la cual también se comentó en el cap. 3.

IV.2 Trabajo Previo usando metaheurísticas para el emplazamiento de estaciones base

Se realizó una revisión de los trabajos de investigación al respecto de los cuales se comentan brevemente a continuación los más recientes y que se consideran más importantes.

IV.2.1 Alba et al.

En [Alba et al. 2007] se propone una metaheurística poco reportada en la literatura para resolver el problema de diseño de redes de radio (RND por sus

siglas en inglés). La metaheurística utilizada es una versión multiobjetivo de la “selección elitista de cruce generacional, recombinación heterogénea y mutación cataclísmica” (CHOC por sus siglas en inglés). Así también, los objetivos a optimizar son la cobertura y el número de estaciones base utilizadas. El área a analizar es una cuadrícula de 287 x 287 cuadrados que simboliza un área plana abierta. Se resalta la importancia de trabajar con un conjunto de soluciones del óptimo de Pareto en lugar de una solución única que es provista por la metaheurísticas uni-objetivo. Finalmente se concluye que es mejor dicha técnica al compararla mediante la métrica de esfuerzo computacional contra metaheurísticas uni-objetivo (que combinan los valores de ambos objetivos) y con una de tipo multiobjetivo que en este caso es la NSGA-II.

IV.2.2 Weicker et al.

En [Weicker et al. 2003] se analiza el problema de localización de radio bases y la asignación de frecuencias, los cuales son problemas de tipo NP-difícil. En este trabajo de investigación se utiliza una matriz de teletráfico para la región de Zurich, modelando el tráfico como nodos de demanda; a su vez se toma en cuenta la interferencia co-canal y de canal adyacente. Para el área analizada se tienen 288 nodos de demanda con un total de 505 llamadas. Además de la posición de la estación base, se opera con la potencia de transmisión. Se realiza también una comparativa entre los algoritmos NSGA-II (algoritmo genético por clasificación no dominada –II), SPEA2(algoritmo evolutivo fuerza de Pareto 2) contra el stEAPT (algoritmo evolutivo de estado estable con torneo Pareto) bajo variaciones de operadores de mutación y recombinación . Se concluye que la comparativa de estos 3 métodos multiobjetivo no puede probar un diferencia significativa entre los mismos. Los resultados se presentan con base en el frente de Pareto obtenido en cada caso, que está compuesto del grado de interferencia producido y del costo (en términos de la función objetivo), aunque no se

presentan de forma clara los resultados cuantitativos obtenidos en términos de grado de cobertura, potencias de transmisión, frecuencias por estación base etc.

IV.2.3 Sakthivel y Suresh

Sakthivel y Suresh utilizan un algoritmo genético que busca seleccionar un subconjunto mínimo de sitios candidatos donde se instalen las estaciones base que den servicios a puntos de prueba (a los cuales se les brindará el servicio) , bajo un cierto nivel de relación señal interferente [Sakthivel y Suresh, 2006]. Este algoritmo genético es comparado con un método convencional, mostrándose que la complejidad del problema se incrementa exponencialmente con el aumento de puntos de prueba y sitios candidatos de las estaciones base; mientras que para el algoritmo genético la complejidad tiene poco incremento. Por lo tanto se concluye que por medio de un algoritmo genético se puede determinar el emplazamiento de hasta 4180 estaciones base a un costo mínimo, sujeto a restricciones de calidad y cobertura.

IV.2.4 Munyanesa et al.

En [Munyanesa, 2008] se estudia la aplicación de los algoritmos genéticos para resolver el problema de emplazamiento de antenas en una red del sistema de telecomunicaciones móviles universal (UMTS). La principal tarea del algoritmo es hallar el mejor (y menor) conjunto de localizaciones de estaciones base para maximizar la cobertura y la calidad de servicio, así como mantener una cierta relación señal interferente (SINR por sus siglas en inglés) en los puntos de prueba. Mediante un análisis de factor de carga, capacidad y factor de carga se realiza un dimensionamiento inicial de dicha red. La cual se asume como un área plana discretizada con 60 posibles locaciones de las estaciones base para dar servicio a

128 puntos de prueba. Por medio de simulaciones se realiza un ajuste de diversos parámetros como la probabilidad de inicialización, probabilidad de cruce y probabilidad de mutación. Posteriormente con los mejores parámetros obtenidos se concluye que se alcanzan coberturas cercanas al 100% en tiempos relativamente bajos.

IV.3 Modelado

IV.3.1 Objetivos y restricciones del modelado

Del capítulo 3 se concluye que una forma adecuada de abordar el problema del emplazamiento de estaciones base es por medio del empleo de metaheurísticas, esto debido a la complejidad del mismo. En particular en esta tesis se propone el uso de un algoritmo genético. Dado que los algoritmos genéticos operan en una población consistente de algunas soluciones potenciales, ahora se hace necesario su adecuación en una estructura de datos que es apropiada para un problema dado. Antes de abordar el tema de la propuesta de una representación adecuada, es importante mencionar cuales son los objetivos que se pretende alcanzar con el uso del mismo, y cuáles serían las restricciones en un momento dado.

Objetivo del modelado

- a) Minimizar el número de estaciones base utilizadas en un entorno celular, bajo la premisa de que reducir el número de estaciones base reduce el costo del diseño.
- b) Maximizar el total de tráfico operado por la red celular.

- c) Minimizar la interferencia. Ya que el manejo de interferencias debido al traslape¹ entre celdas, es el primer problema derivado de proponer soluciones para el emplazamiento de estaciones base.
- d) Se debe garantizar que la representación sea capaz de incluir todas las posibles soluciones.
- e) Para las restricciones incluidas, se debe garantizar también que cada individuo pueda ser creado por medio de operadores genéticos que constituyan una solución real al problema. Si no es así aplicar una función de corrección para producir una solución aceptable.
- f) Los operadores genéticos, se deben escoger de tal forma que exista un balance entre exploración y explotación del espacio de búsqueda.

El modelado también debe estar sujeto a las siguientes restricciones:

- a) Traspasos. Está relacionado con el inciso c) de los objetivos, a su vez se debe permitir cierto grado de traslape, de tal manera que la red celular establecida sea capaz de asegurar la continuidad de la comunicación.
- b) Aunque teóricamente la capacidad de una celda no está restringida a priori², las limitaciones propias de la tecnología imponen el establecer un máximo de tráfico permitido por estación base.

IV.3.2 Representación

Para utilizar un algoritmo genético, se debe representar una solución al problema como un genoma, (o cromosomas) [Sakthivel y Suresh, 2006]. El genoma (para el caso de la definición de este trabajo de investigación) es un

¹ Este traslape se debe tanto a la cercanía entre estaciones base, como a las potencias de transmisión que determinan la distancia a la cual la estación base tiene cobertura.

² Para el caso de sistemas basados en interferencia, como los de 3G y posteriores.

arreglo de cromosomas, entendiendo como la información que define a un individuo como tal. Al igual que sucede en el mundo real, donde por medio del genoma se definen y diferencian los individuos pertenecientes a organismos diferentes. Por su parte los genes, son las características que precisan a un individuo como tal, y son útiles para diferenciar a uno de otro, sin dejar de pertenecer al mismo tipo de organismo. Los cromosomas expresan a su vez, una de todas las posibles combinaciones o propuestas de solución.

Las características principales que debe considerar el algoritmo genético para su uso en el emplazamiento de estaciones base se propone que sean las siguientes:

- El genoma debe caracterizar todas las localidades en las cuales se hallan las estaciones base, el genotipo indicará el número de estaciones base, así como la posición de estaciones base y potencias de transmisión.
- Las posiciones en donde se pueden colocar las estaciones base se consideran como ilimitadas.
- Cada cromosoma a su vez representará solo una estación base, tanto en posición, como en potencia de transmisión.

Para alcanzar lo propuesto en los puntos anteriores, en este trabajo de investigación se propone un tipo de representación de tipo continua³, es decir, la representación estará dentro de intervalos de números reales. Esto con la finalidad de permitir que la posición en donde se encuentran las estaciones base no tengan restricciones, permitiendo también ajustes más finos, a diferencia de otros trabajos de investigación relacionados como: [Sakthivel y Suresh, 2006], [Maple et al. 2004], [Munyanza, 2008], [Aydin, 2007], [Meunier et. al. 2000], [Yangyang et al. 2004]. Utilizar una representación discreta como la binaria restringiría el problema para casos más específicos, y para el caso de requerir cantidades mayores de estaciones base se necesitaría crear una cadena más larga para codificar las

³ Como se menciona en el capítulo 3 esta pudiera ser de tipo discreta, continua o de árbol.

soluciones. La codificación aquí propuesta es similar a la utilizada en [Park et al. 2002], [Han et al. 2001], [Yangyang et al. 2004], [Choi et al. 2008], con las respectivas variaciones y ajustes que son la propuesta novedosa en esta tesis.

La Figura 15 muestra la forma de representación genómica para el caso del emplazamiento de estaciones base. El área geográfica a la cual se pretende dar servicio está representada por un plano cartesiano (coordenadas x y coordenadas y), dentro de un cierto rango de valores en donde pueden estar emplazadas las estaciones base.

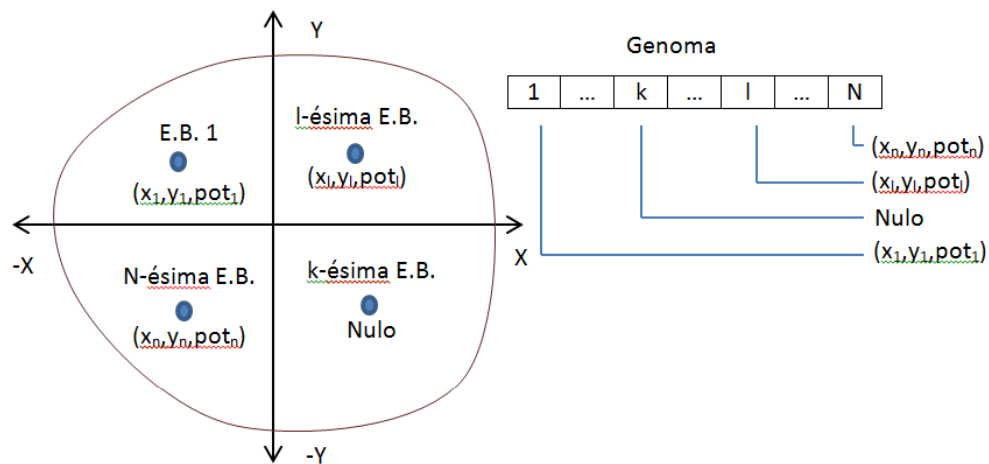


Figura 15. Espacio de búsqueda representado por el genoma.

Como se mencionó anteriormente, el genoma simboliza todas las estaciones base requeridas para un caso en particular, así como la posición y potencia de transmisión de cada estación base.

En términos de modelado, se expresa el genoma como un vector g , donde g :

$$g(e) = (e_1, e_2, \dots, e_N) \quad (26)$$

donde $e_k = (x_k, y_k, p_k)$ representa el cromosoma de la posición y potencia de transmisión para la k -ésima estación base.

N es el número máximo de estaciones base permitidas. Este número N se puede proponer intuitivamente o mejor aún, se obtiene posterior a un

análisis, que depende tanto del tamaño del área geográfica representada así como por la carga y/o distribución de usuarios.

Todas las estaciones base estarán localizadas dentro de un intervalo en el eje X definido como $[-X_{\max}, X_{\max}]$, lo mismo para el eje Y dentro de un intervalo $[-Y_{\max}, Y_{\max}]$, con centro en el origen (coordenada (0,0)). Con esto se cubre el inciso d) de los objetivos ya discutidos.

Aunque el genoma admite una cantidad máxima de N estaciones base, es posible que para algún cromosoma dentro del genoma, éste no se encuentre definido por una posición en particular o que sea “nulo”. Es decir, alguno de los cromosomas pudiera definir o no una estación base, así como su posición y potencia de transmisión. Esto se permite por dos razones principales, la primera de ella es que en un momento dado se pudiera dar servicio a la misma área y/o usuarios, con menor cantidad de estaciones base; obteniendo con ello una mayor eficiencia en costo⁴, así como reducir la posibilidad de un traslape mayor entre estaciones base. De esta manera se cubre el requisito del inciso a) de los objetivos propuestos. En general se nombrará como “**Definido**” aquellos cromosomas que definan una posición y potencia de transmisión para ese cromosoma y como estado “**Nulo**” cuando sea el caso contrario.

Finalmente se considera una población de tamaño M, donde M es el número máximo propuesto de individuos para caracterizar el problema a resolver. M debe elegirse de tal manera que exista un balance entre la diversidad de soluciones posibles en cada generación, utilizando para ello una población mayor. Sin embargo una población grande requerirá un procesado que precisa más tiempo, debido a que la evaluación de cada individuo es la etapa que generalmente consume más tiempo de cómputo. De ahí la importancia de elegir un adecuado valor del tamaño de la población.

La Figura 16 muestra cómo sería una población de M individuos, cada uno con el mismo genoma pero con estados diferentes en los cromosomas. En

⁴ Considerando que a mayor número de estaciones base, la inversión realizada por el operador sería mayor.

términos vectoriales, la población p genera una matriz de $N \times M$. Definiéndose como:

$$p(g) = (g(e)_1, g(e)_2, \dots, g(e)_M)^T \text{ con } g(e) = (e_1, e_2, \dots, e_n)$$

donde T simboliza la transpuesta del vector.

Cromosomas

	1	2	3	4	5	...	N	
Definido	Nulo	Definido	Nulo	Definido	...	Definido	1	
Definido	Definido	Definido	Definido	Nulo	...	Nulo	2	
Nulo	Nulo	Definido	Definido	Nulo	...	Definido	3	
Definido	Definido	Nulo	Nulo	Definido	...	Definido	4	
...	
Definido	Definido	Definido	Nulo	Definido	...	Definido	I	
Nulo	Definido	Nulo	Definido	Definido	...	Definido	M	

Figura 16. Ejemplo de Población de M individuos y N cromosomas por individuo.

IV.3.3. Generación de la población inicial

La generación de una población inicial puede tomar dos vertientes, la primera se inclina hacia proponer un genoma determinado por las características del área geográfica y/o la distribución de tráfico, con ello se proveería una convergencia más rápida hacia una solución adecuada. La segunda sería generar una de forma aleatoria.

Si es el caso de tener una población intuitiva inicial, se requiere generar solo un individuo, $e_{1k} = (x_{1k}, y_{1k}, p_{1k})$ para $k=1 \dots N$, esto es proponer el genoma completo. Los individuos restantes (que van de 2 hasta M), se determinan por las siguientes reglas⁵, de manera similar como se proponen en [Choi et al. 2008]:

⁵ Como se puede observar, estas reglas no consideran la potencia de transmisión, en los operadores de cruzamiento no se tomarán en cuenta en forma explícita tampoco, más adelante se mostrarán las consideraciones adecuadas para operar con la potencia de transmisión; no obstante, esta potencia si se encuentra definida como parte del genoma, inicialmente se considera como la potencia máxima permitida para todas las estaciones base.

1. Si $e_{1k} = \text{Nulo}$ entonces $e_{mk} = \text{Nulo}$ con probabilidad P_n^I , ó $e_{mk} = (v_1, v_2)$ con probabilidad $1 - P_n^I$. Donde P_n^I simboliza la probabilidad de transición de un estado nulo a un estado nulo para la generación de la población inicial. Con $v_1 = U(-X_{\max}, X_{\min})$ y $v_2 = U(-Y_{\max}, Y_{\min})$, donde $U(a, b)$ es una variable aleatoria uniformemente distribuida entre a y b .
2. Si $e_{1k} = (x_1, y_1)$ (esto es $e_{1k} = \text{Definido}$, con ciertos valores en x, y) entonces $e_{mk} = \text{Nulo}$ con probabilidad $1 - P_v^I$, ó $e_{mk} = (x_{1k} + \epsilon_1, y_{1k} + \epsilon_2)$ con probabilidad P_v^I . Donde P_v^I simboliza la probabilidad de transición de un estado definido a un estado definido para la generación de la población inicial. $\epsilon_1, \epsilon_2 = N(0, \sigma^2)$, donde $N(x, \sigma^2)$ denota una variable aleatoria con distribución gaussiana, con media x y varianza σ^2 .

Este proceso de partir del individuo inicial hasta crear por medio de probabilidades de transición la población inicial se aprecia más claramente en la Figura 17.

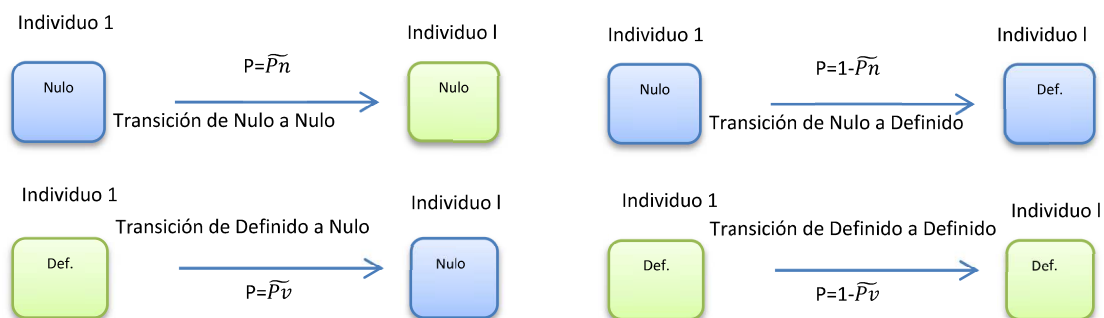


Figura 17. Creación de población inicial cromosoma a cromosoma por medio de probabilidad de transición.

La idea detrás de este proceso radica en que la población total tendrá características muy similares a las del individuo inicial. Para los individuos

restantes se eliminan ciertas estaciones base (pasando un cromosoma a un estado nulo si este se encontraba definido); si un cromosoma se encontraba como nulo se cambia al estado definido, con una posición de la estación base generada de forma aleatoria; y si un cromosoma se encontraba en estado definido, se deja como un estado definido con una cierta probabilidad y modificando ligeramente la posición de la estación base por medio de una variable aleatoria gaussiana.

Cuando no se desea generar una población inicial determinada, la regla propuesta a seguir es:

e_{mk} = Nulo con probabilidad \widetilde{P}_n^I ó $e_{mk}=(v_1, v_2)$ con probabilidad $1-\widetilde{P}_n^I$ para $m=1, \dots, M$, donde \widetilde{P}_n^I denota la probabilidad de producir un estado Nulo para la generación de la población inicial, este valor es diferente que P_n^I . De esta manera se crea la población si no se tiene un individuo inicial deseado. Como se ve únicamente se tiene probabilidad de transición de nulo a nulo y su complemento.

IV.3.4 Operadores genéticos

IV.3.4.1 Cruzamiento

La filosofía detrás de los algoritmos genéticos es que los individuos más aptos son los que tienen más posibilidades de generar descendencia, con la esperanza de que la descendencia adquiera las características más importantes de los padres, y por tanto ir mejorando progresivamente la población y consecuentemente la calidad de la solución. La forma en que se transmite dicha información es por medio de los operadores de cruzamiento. Por medio del cruzamiento se generan un individuo de algunos previamente creados. Se utiliza al igual que en [Choi et al. 2008] el uso de un operador de cruzamiento que crea un solo descendiente o “hijo”⁶, originado por dos padres.

⁶ Para otros métodos de cruce pudieran generarse dos descendientes o más.

El descendiente creado d_k^{hijo} , se crea como ya se mencionó de un “padre” d_k^{padre} y una madre d_k^{madre} . Como se aprecia en la Figura 18, el operador se aplica cromosoma a cromosoma de los “padres” para crear al “hijo”. Se tienen 4 posibilidades dependiendo del estado actual del cromosoma de los padres:

- Si para la misma posición del cromosoma dentro del genoma, se tienen ambos estados como nulos, el “hijo” tendrá para ese cromosoma un estado nulo.
- Si el cromosoma del “padre” para una posición es nulo y el de la “madre” es definido, el “hijo” tomará el mismo estado del cromosoma de la “madre”.
- Si el cromosoma de la “madre” para una posición es nulo y el del “padre” es definido, el “hijo” tomará el mismo estado del cromosoma del “padre”.
- Cuando ambos cromosomas de los “padres”, para una misma posición tienen estado definido, el “hijo” tendrá para ese cromosoma un estado definido.

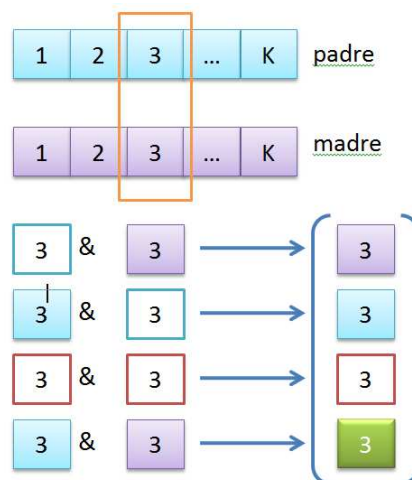


Figura 18. Operación de cruzamiento realizada entre dos individuos elegidos como padres.

El caso d) citado, adopta lo propuesto en la expresión que se tiene a continuación, como se propone en [Park et al. 2002]:

$$x_k^{hijo} = \frac{x_k^{padre} + x_k^{madre}}{2} + \zeta_1 \quad (27)$$

$$y_k^{hijo} = \frac{y_k^{padre} + y_k^{madre}}{2} + \zeta_2 \quad (28)$$

Con $\zeta_1 = N\left(0, \left(\frac{(x_k^{padre} - x_k^{madre})\sigma_c}{2}\right)^2\right)$ y $\zeta_2 = N\left(0, \left(\frac{(y_k^{padre} - y_k^{madre})\sigma_c}{2}\right)^2\right)$ en donde σ_c es un parámetro de la operación de cruzamiento.

IV.3.4.2 Mutación

Como lo señalado en [Haupt y Haupt, 2004]: “La mutación es la segunda forma en que un algoritmo genético explora una superficie de costo. Tiende a desviar al algoritmo a converger a una solución común”. Es un mecanismo que le da diversidad a las soluciones propuestas por cada individuo de la población, que generalmente tienden a converger a un punto en común. La mutación logra esto al proveer de cambios aleatorios en las soluciones ya obtenidas, las cuales pueden significar una mejora en la misma.

Al igual que el operador de cruzamiento, la mutación opera cromosoma a cromosoma para todos los individuos de la población con probabilidad P_{mut} . La forma en que se aplica esta mutación es muy similar a la descrita en la creación de la población inicial, como se propone en [Yangyang et al. 2004]:

Si el k -ésimo cromosoma del m -ésimo individuo es nulo, este tiene una probabilidad de seguir siendo nulo con una probabilidad P_n , o cambiar su estado a definido con $e_{mk}=(v_1, v_2)$ con probabilidad $1-P_n$. Donde P_n es la probabilidad de transición a un estado nulo a un estado nulo. Donde $u_1=U(-X_{max}, X_{min})$ y $u_2=$

$U(-Y_{\max}, Y_{\min})$, y $U(a, b)$ es una variable aleatoria uniformemente distribuida entre a y b .

Si el k -ésimo cromosoma del m -ésimo individuo está definido, éste tiene una probabilidad de cambiar su estado a nulo con una probabilidad $1 - P_v$, o mantener su estado como definido y localizar la estación base en un sitio cercano con $e_{mk} = (x_{mk} + \Phi_1, y_{mk} + \Phi_2)$. Con $\Phi_1, \Phi_2 = N(0, \sigma_m^2)$, donde $N(x, \sigma_m^2)$ denota una variable aleatoria con distribución gaussiana, con media 0 y varianza σ_m^2 .

En general P_{mut}, P_n, P_v , y σ_m^2 son parámetros del operador de mutación.

El proceso de mutación se muestra en la Figura 19.

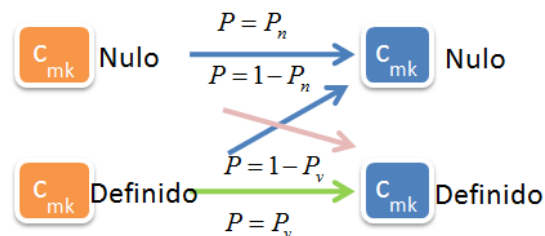


Figura 19. Operación de mutación aplicada cromosoma a cromosoma con probabilidad P_{mut} .

IV.3.5 Métodos de selección

Una vez que se tiene la población creada y se ha aplicado el operador de mutación a ésta, los individuos con mayor aptitud⁷ son sujetos a tener una mayor probabilidad de generar descendencia, y posteriormente aplicar el operador de cruzamiento ya indicado. El método de selección elegido debe balancearse junto con los operadores de cruzamiento y mutación. Dentro del método de selección también debe operarse con el término conocido como presión de selección, esta

⁷ O fitness. Es una medida relativa de la calidad de la solución representada por un individuo, con respecto al objetivo general.

se define como el grado en que los individuos con mejores valores de aptitud se ven favorecidos [Sivanandam y Deepa, 2008]. Una presión de selección muy alta propicia tasas de convergencia mayores, sin embargo puede ocasionar quedar atrapado en mínimos locales. Por otro lado si la presión de selección es baja, la tasa de convergencia será lenta y el algoritmo tomará un tiempo innecesariamente alto en alcanzar la convergencia.

En la bibliografía especializada, se mencionan 4 como los métodos más comunes para realizar la selección de la población de recombinación⁸. En este trabajo de investigación se propone el uso de: selección uniforme, por ranking, por rueda de ruleta y por torneo. La importancia de utilizar estos 4 métodos de selección radica en que no se conoce a priori cuál proporciona el mejor desempeño para el caso a estudiar. Así que antes de declinarse por el uso de uno de ellos, primero se realizarán las simulaciones correspondientes de estos métodos y posteriormente se propondrá el uso de uno en particular. En los siguientes apartados se presenta una breve descripción de los métodos de selección utilizados.

IV.3.5.1 Método de selección uniforme

En este método únicamente se eligen dos individuos dentro de la población en forma aleatoria (con una función de densidad de probabilidad uniforme) y estos son los candidatos a generar descendencia. El proceso de selección se repite hasta alcanzar la cantidad de descendientes requeridos.

⁸ A diferencia de la selección de reemplazo, que está compuesta tanto de la descendencia como de ciertos individuos que se desea se mantengan en la siguiente generación.

IV.3.5.2 Método de ranking

Se eligen individuos en base a su posición relativa con respecto a la población, considerando que la población se encuentre ordenada del mayor al menor con base en la aptitud. La probabilidad de que un individuo de la población sea seleccionado es proporcionalmente mayor si su respectiva posición es mejor que la de los demás individuos. Es decir, si la población se encuentra ordenada del mayor al menor de acuerdo a la aptitud de cada individuo, los individuos en las primeras posiciones tendrán mayor probabilidad de ser seleccionados que los que se encuentran en las últimas.

La probabilidad de que un individuo sea elegido para generar descendencia se especifica como [Haup y Haup, 2004]:

$$Pe = \frac{I_{keep}^{-m+1}}{\sum_{m=1}^{I_{keep}} m} \quad (29)$$

Donde I_{keep} es un parámetro que indica si se hace uso de una cota que delimita una posición mínima, posterior a la cual no existe posibilidad de seleccionar algún individuo, m representa la posición del individuo dentro de la población. En este caso se permite que todos los individuos sean sujetos a ser seleccionados. Por lo tanto es igual a M o tamaño de la población.

En la Figura 20 se presentan las diferentes probabilidades de un individuo de ser seleccionado de acuerdo a su “ranking” dentro de la población.



Figura 20. Proporción de probabilidades de selección con base al ranking de cada individuo

IV.3.5.3 Método de ruleta

Este método es similar a la selección por ranking, con la diferencia que la probabilidad de un individuo de ser seleccionado es proporcional a su aptitud. El resultado de ello es que individuos con diferentes posiciones dentro de la población, pero con valores de aptitud muy similares, tendrán una probabilidad de ser seleccionados muy cercana una de la otra. Esta probabilidad está especificada como:

$$Pe = \frac{Aptitud_m}{\sum_{m=1}^{Ikeep} Aptitud_m} \quad (30)$$

IV.3.5.4 Método de torneo

Este es un método de selección uniforme mejorado. Se realiza en dos pasos: primero se eligen aleatoriamente k individuos y el que tenga mejor aptitud es elegido como uno de los padres; posteriormente se eligen de nuevo k individuos y el de mejor aptitud es elegido como el padre restante. Al igual que en los otros métodos, el proceso se repite hasta que se tengan la cantidad de padres

necesarios, considerando que se genera un padre por cada k individuos seleccionados cada vez.

IV.3.5.5 Escalamiento

Dado que el valor de aptitud es relativo, ya que es obtenido de una determinada función; puede requerirse de que no sea aplicado directamente para la realización de selección, debido al intervalo de valores que este puede tomar. Por lo tanto este valor se puede ajustar por medio de alguna otra función. Cabe hacer mención que este escalamiento es útil solo para el método de ruleta y/o para el método de ranking, debido a que utilizar una selección uniforme o de torneo es independiente del valor de aptitud obtenido antes o después de aplicar el escalamiento. Se analizan 3 formas de escalamiento como las presentadas en [Choi et al. 2008], estas se observan a la tabla III:

Tabla III. Métodos de escalamiento analizados.

<i>Método de Escalamiento</i>	<i>Forma General</i>
Escalamiento Lineal	$f' = a \cdot f + b$
Escalamiento Sigma	$f' = f - (\bar{f} - c \cdot \sigma)$
Escalamiento Ley de Potencia	$f' = f^k$

Donde a y b son constantes, \bar{f} es el promedio de las aptitudes de los individuos dentro de la población, c es un valor constante y σ es la desviación estándar de las aptitudes de los individuos dentro de la población.

Estas 3 formas de escalamiento serán utilizadas a manera de prueba con los métodos de ranking y ruleta, para analizar si su uso presenta alguna mejora con respecto a no utilizarlo.

IV.3.6 Evaluación de la función de aptitud

El proceso de evaluación del “fitness” o la aptitud de cada individuo dentro de la población se compone de un método evaluador y de una función objetivo. Para la presente tesis se propone la evaluación del tráfico cubierto por las estaciones base, así como la medición de la potencia de transmisión utilizada para dar dicho servicio. Se considera que mayores potencias de transmisión forran el uso de transmisores más costosos y tienen mayor probabilidad de generar interferencia a celdas vecinas, así como también dar servicio en áreas donde no hay demanda del servicio.

Por lo tanto la función objetivo se propone como:

$$f(g) = \omega_t f_t(g) + \omega_p f_p(g) \quad (31)$$

Donde f_p y f_t son las funciones objetivo de tráfico y potencia respectivamente, y w_t y w_p son los pesos de cada una de las funciones objetivo dentro de la función objetivo general. Las funciones de tráfico y potencia se definen como:

$$f_t(g) = \text{cantidad de tráfico cubierto} = \frac{\text{tráfico cubierto}}{\text{tráfico total}} \quad (32)$$

$$f_p(g) = \text{fitness de potencia} = \frac{\text{Máxima potencia de transmisión disp por EB} - \text{Potencia utilizada por EB}}{\text{Máxima potencia de transmisión disp por EB}} \quad (33)$$

Siempre que el área de tráfico cubierta aumente debido a un modelo de propagación dado $f_t(g)$ se incrementa; sin embargo, esto puede producir el que $f_p(g)$ se vea disminuido, de ahí el origen del compromiso⁹ que existe entre los objetivos que se desean alcanzar. El fitness total es calculado con $\omega_t + \omega_p = 1$. Estos valores de ω indican la ponderación que se desea dar a los criterios a optimizar. Por lo tanto un mayor valor de ω_t es deseable si se pretende optimizar en mayor medida este factor, esto a costa posiblemente de demeritar la respuesta obtenida en cuanto a la función objetivo de potencia se refiere.

Cabe hacer mención que la evaluación del fitness de cada individuo dentro de la población, es para las metaheurísticas en general, uno de los procesos que más consume tiempo de cómputo debido principalmente a factores como: la representación (codificación) del problema, la longitud del vector que identifica a los individuos, el tamaño de la población, entre otros. Por ejemplo en el caso del análisis de tráfico cubierto y/o área de cobertura se requiere establecer un método para asignar correctamente (de acuerdo a la cercanía y el área de cobertura alcanzada por cada estación base) cual de ellas está asignada para dar servicio a que usuario del total de usuarios cubiertos. Si se trata también de medir el área cubierta por las estaciones base, éstas generan una “huella” de características irregulares que no posee una expresión matemática definida para calcular la misma, de ahí la complejidad que involucra obtener mediciones de este tipo.

El modelo de propagación utilizado para conocer la intensidad de la señal, o la distancia hasta la cual una estación base es capaz de dar servicio es el modelo Hata (este modelo del que ya se habló en el capítulo 2). Este modelo se eligió para reducir el tiempo de procesado involucrado.

⁹ Como se vió en el capítulo 3, una de las razones de utilizar una metaheurística es que existe un compromiso entre los objetivos a optimizar, esto implica mejorar uno a costa de disminuir algún otro.

IV.3.7 Criterio de convergencia e implementación del algoritmo genético en el emplazamiento de estaciones base

Dado que no se conoce a priori el desempeño del algoritmo, se propone un criterio basado en el número de iteraciones. Así para finalizar la sección IV.2, se tiene en la Figura 21 el diagrama de flujo general del funcionamiento del algoritmo.

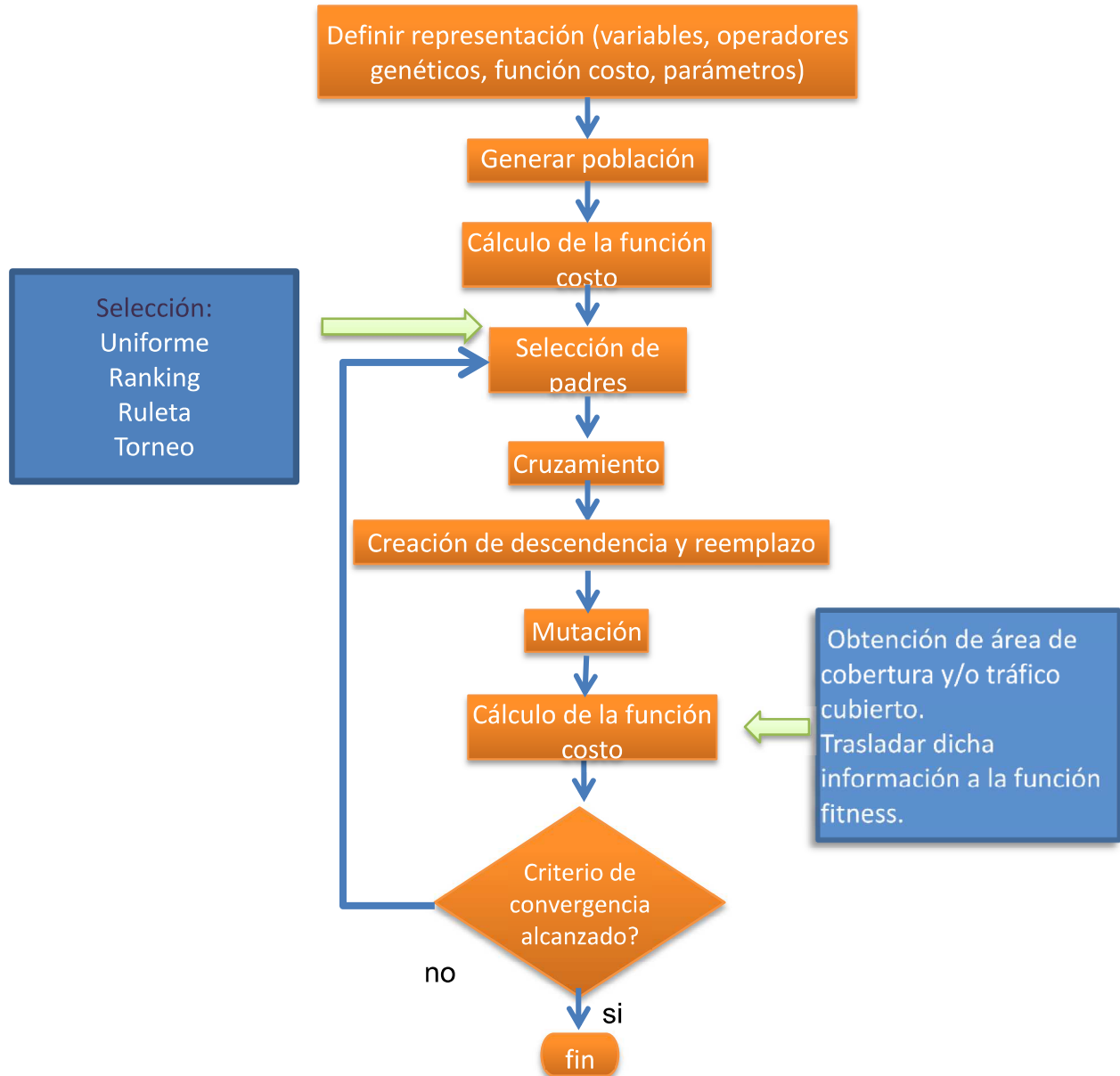


Figura 21. Diagrama de flujo simplificado de operación del algoritmo propuesto.

IV.4 Conclusiones

Se presentó la forma en que se modela el problema del emplazamiento de estaciones base utilizando un algoritmo genético. Este modelado pretende ponderar la cantidad de tráfico cubierto, potencias de transmisión y un factor de economía. Además el modelo pone a prueba ciertos recursos disponibles para este tipo de metaheurísticas (como lo es el escalamiento) que más adelante se decidirá la viabilidad y justificación de su uso.

Capítulo V

Simulación y análisis de resultados

V.1 Objetivo del capítulo

Una vez que se tiene el modelado propuesto para el emplazamiento de estaciones base, se pasa a la etapa de evaluación de resultados obtenidos por medio de la simulación. En este capítulo se propone un proceso de diferentes escenarios de simulación de complejidad creciente, a través de los cuales se determinan algunos de los parámetros de simulación adecuados, los cuales serán utilizados para satisfacer condiciones de convergencia y optimalidad en la solución del problema. Estos parámetros serán utilizados bajo condiciones del problema de mayor complejidad, los cuales representan casos más cercanos a la realidad. Finalmente se muestran los resultados alcanzados con los mismos y el análisis correspondiente.

V.2 Proceso de simulación

El proceso de simulación mencionado consta de 6 etapas principales en secuencia, cada uno de las cuales presenta un objetivo específico. Las primeras etapas son en esencia una búsqueda de valores adecuados del parámetro que indique la etapa de simulación, esto con miras a utilizar los valores hallados en un escenario de características tales que asemejen un caso cercano a la realidad.

Este proceso de simulación se muestra en la figura 22:

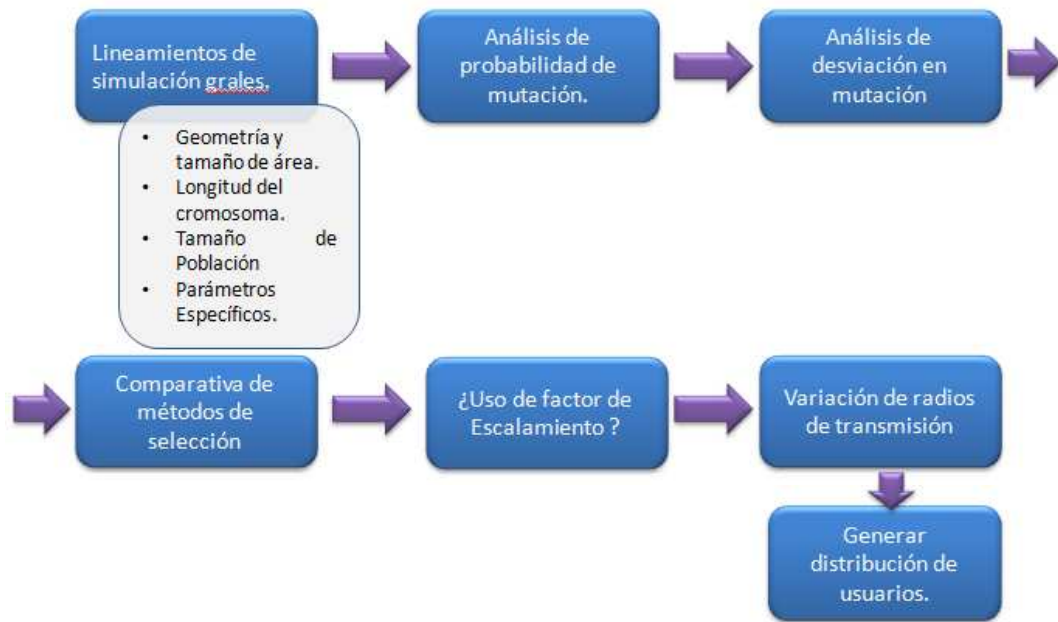


Figura 22. Diagrama simplificado del proceso de simulación propuesto.

El primer cuadro indica cuáles serán las condiciones bajo las cuales se desarrollarán las primeras etapas de simulación. Se definen cuáles serán la geometría y tamaño del área a la que se pretende dar servicio, la longitud del cromosoma (esto es el número máximo de estaciones base), el tamaño de la población y algunos otros parámetros que se definirán posteriormente. Dado que se pretende implementar escenarios de complejidad creciente, y antes de iniciar propiamente con el emplazamiento de estaciones base es necesario conocer cuáles serán los parámetros generales de simulación. De muchos de éstos parámetros no se tiene un valor en específico, y un valor adecuado le proporciona características al algoritmo como: tasa de convergencia, búsqueda dentro del espacio y la capacidad de salir de óptimos locales. Por lo tanto la primera etapa de simulación se enfoca a obtener dichos parámetros. Este no es realmente un escenario de simulación como los que se abordan posteriormente, más bien es una etapa que pretende establecer ciertas condiciones de simulación iniciales de las cuales se habla a continuación.

V.2.1 Parámetros generales

Se propone un área de análisis a la cual se desea brindar servicio, como un clúster¹ de 7 celdas hexagonales de 2.5 km de radio. Dado que las configuraciones de clusters más comunes son de 4,7 y 12 celdas como se menciona en [Rappaport, 2002], se eligió uno que representara una complejidad intermedia que es el caso de 7, como el que se aprecia en la Figura 23. Se considera también que se tiene una distribución de usuarios uniforme en dicha área, ya que se trata de la etapa inicial de simulación y por lo tanto es importante elegir los casos que presenten menor complejidad. Se propuso una población de 20 individuos, esto con miras a obtener una cierta diversidad en la población y no tener una población muy grande que ralentice la búsqueda, dado que se requiere hacer una evaluación de todos los individuos. Los mejores valores de los parámetros obtenidos de las simulaciones se encuentran resumidos en la tabla IV.

Para llegar a estos valores, se tuvo que realizar todo un proceso de simulaciones exhaustivas. Los resultados obtenidos de estas simulaciones se realizarán en las secciones subsecuentes, aclarando primeramente que el parámetro a analizar es el único que se modificará, mientras que se mantienen los demás parámetros establecidos, como lo muestra la tabla IV.

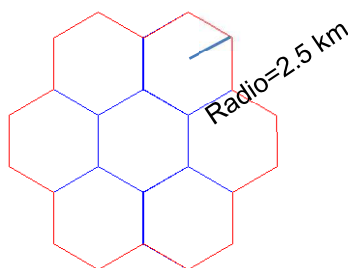


Figura 23. Área de análisis propuesta para las primeras etapas de simulación.

¹ Grupo de celdas las cuales utilizan las mismas frecuencias.

Tabla IV. Parámetros generales establecidos para las simulaciones

<i>Parámetro</i>	<i>Valor</i>
Máximo número de estaciones base	7
Tamaño de la población	20
Probabilidad de cruce	1 (Todos los individuos son candidatos a padres)
Probabilidad de mutación	0.1
Desviación en mutación	95% (para una distancia de 3.06 km) ²
Probabilidad de transición de nulo a nulo inicial, P_n^I	0.2
Probabilidad inicial de transición de definido a definido inicial, P_v^I .	0.95
Probabilidad de transición de nulo a nulo, P_n y \widetilde{P}_n^I .	0.5
Probabilidad de transición. de definido a definido, P_v	0.5
Desviación de desplazamiento inicial, σ_s .	95% (para una distancia de 6 km)
Desviación de desplazamiento en cruce, σ_c .	1
Método de selección	Torneo (binario)
Escalamiento	Sin escalamiento
Criterio de convergencia.	Número máximo de iteraciones, 1000.

Para los resultados de simulación que se mostrarán en las secciones siguientes, se iniciará con una distribución y cantidad aleatoria de las estaciones

² Esto es, que se considera una distancia máxima de desviación de posicionamiento de las estaciones base para una distancia de 6 km, se van tomando fracciones o porcentajes en base a este valor para mayor flexibilidad.

base (sin sobrepasar la cantidad máxima). El objetivo es alcanzar un proceso de mejora continua como el que se ve en la Figura 24. La última imagen de este proceso que se muestra es considerado como el óptimo para estos casos de simulación. En la Figura 24 los círculos pequeños indican el lugar donde se encuentra emplazada la estación base y los círculos grandes el área cubierta por la misma. Se puede observar como dependiendo del posicionamiento de las estaciones base, se genera entre todas una “huella” de forma irregular donde es posible brindar el servicio.

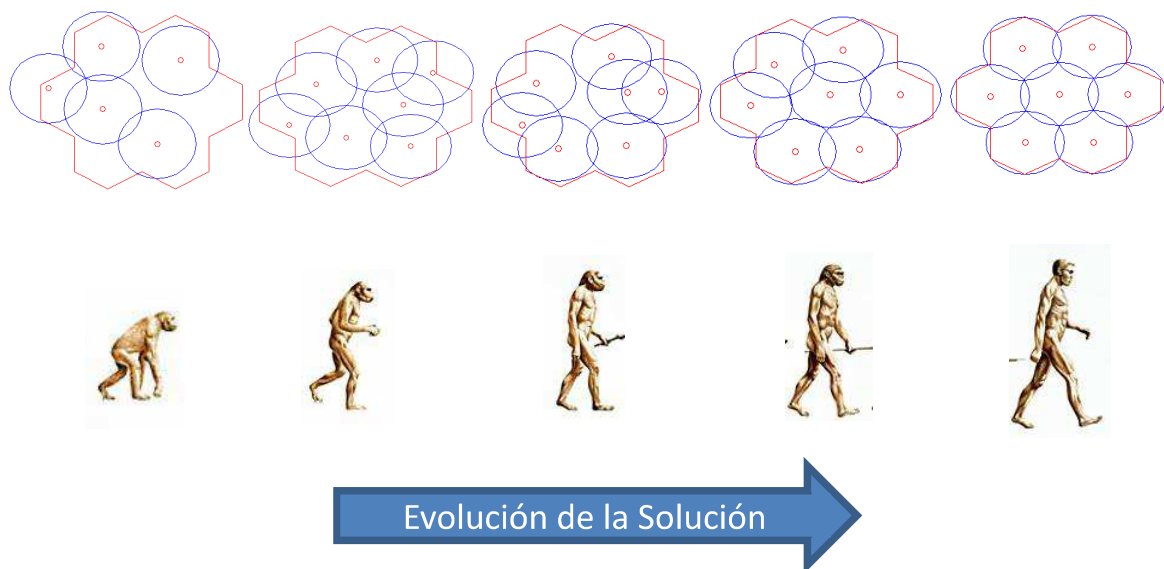


Figura 24. Evolución de la Solución obtenida por el algoritmo.

Los resultados que se presentarán a continuación se mostrarán con base en la medición de la aptitud de cada individuo o “fitness”, mostrando siempre al mejor individuo en cada generación. Un fitness de 1, o muy cercano a 1, indica un posicionamiento adecuado de las estaciones base similar al mostrado en la última etapa de la Figura 24. Los resultados que se muestran se obtienen con base en un promedio obtenido de ejecutar el algoritmo en varias ocasiones.

Cabe mencionar que dado que se considera para estos casos una distribución de usuarios uniforme, se supone que el objetivo de área de cobertura

es similar al de tráfico cubierto, por ello se mide uno de los objetivos como área de cobertura en estos casos. Así también para esquematizar el caso más sencillo se propone una potencia de transmisión de 44 dBm, que corresponde al equivalente de permitir un radio fijo de transmisión de 2.5 km alrededor de la estación base.

Salvo que se indique lo contrario, se considera para los primeros casos pesos de $\omega_t=1$ y $\omega_p=0$, ya que como se considera el caso más simple se tienen radios fijos, por lo cual la función de aptitud de potencia no se mostrará en las gráficas obtenidas.

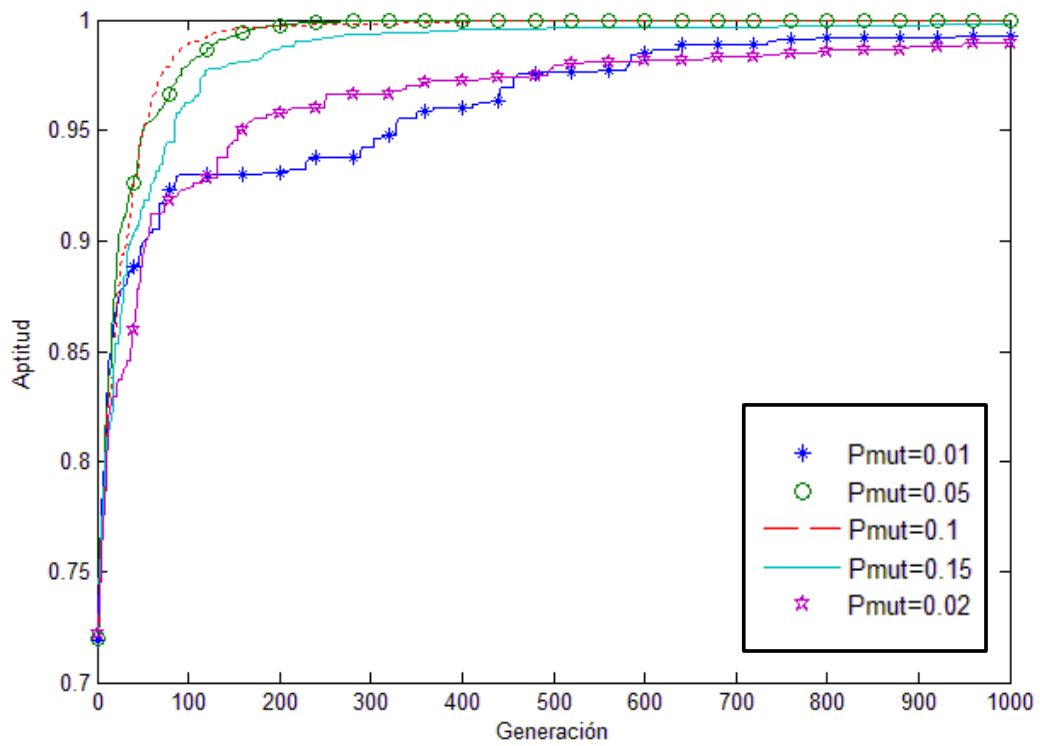
V.2.2 Caso 1. Análisis de probabilidad de mutación

Manteniendo todos los parámetros como lo establecido en la tabla IV, únicamente se variará el valor de la mutación haciendo que éste tome valores de 0.01, 0.05, 0.1, 0.15 y 0.2. Estos valores de mutación se eligieron como muy cercanos a una probabilidad 0, ya que como se indica en la literatura especializada, se desea permitir mutaciones, pero estas deben tener una baja probabilidad de ocurrencia. La razón de ello es conocer que valor otorga un mejor desempeño para el funcionamiento del algoritmo.

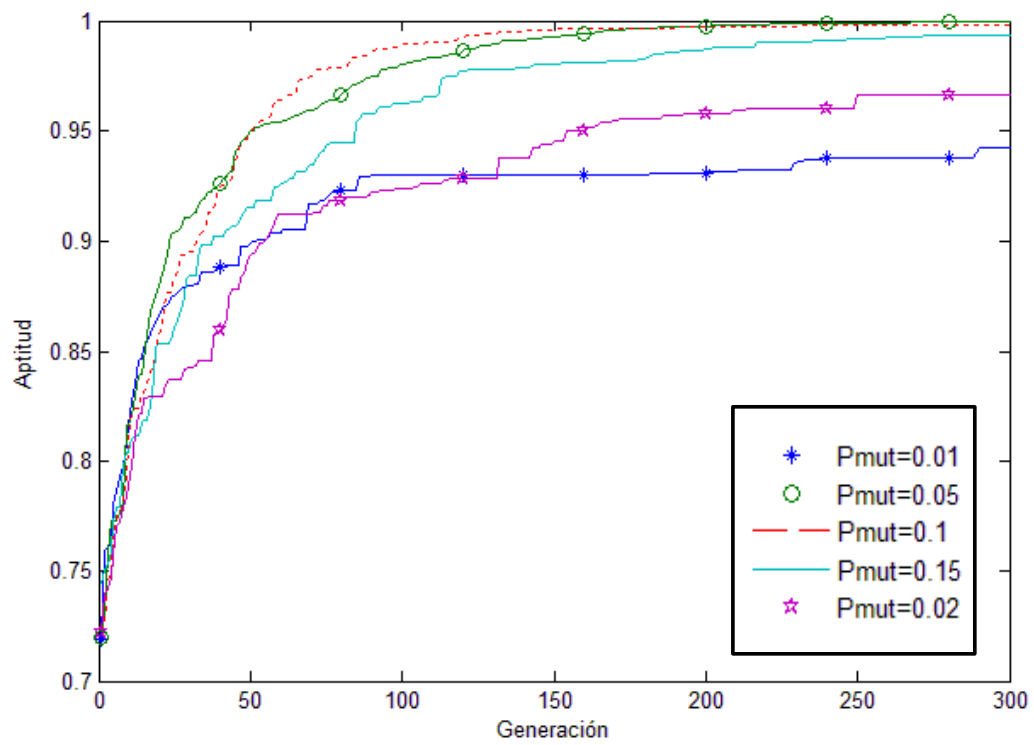
La forma en que se presenta la información es en dos ejes. El eje x indica la cantidad de generaciones³, y el eje y el fitness o aptitud correspondiente del individuo con respecto a la función objetivo, teniendo un valor máximo de 1, siendo esta la respuesta considerada como óptima.

El resultado obtenido es el que se presenta en la Figura 25 a) y b):

³ Proceso de creación de selección y creación de la nueva población.



a)



b)

Figura 25. Fitness en probabilidades de mutación variables.

En la figura 25 a) se muestra el eje x completo, correspondiente al número de generaciones. Para mayor claridad de la misma, en la Figura 25 b) se hace un acercamiento de una sección de la misma.

La información que se obtiene de la figura 25 es interesante, y está de acuerdo con lo reportado en la literatura especializada. Se aprecia que la probabilidad más baja de mutación corresponde a una convergencia más lenta del algoritmo. Incluso después de 1000 iteraciones no se logran alcanzar las mejores respuestas que se obtienen para otras probabilidades de mutación. Aumentar esta probabilidad de mutación permite que el algoritmo converja de forma adecuada. No obstante se observa que para el valor más alto de probabilidad de mutación (en este caso correspondiente a 0.2) se produce nuevamente una disminución en el desempeño de la búsqueda. Se concluye entonces que valores muy bajos y altos de probabilidad de mutación, provocan un desempeño más bajo que los valores intermedios. Se considera como adecuado por tanto el valor de probabilidad de mutación de 0.1.

V.2.3 Caso 2. Análisis de desviación de mutación

Se analiza la siguiente interrogante para el caso de que en un individuo se permita mutación: ¿que tanto se debe desplazar la posición actual de la estación base?. Para ello se toma como parámetro una desviación de 6 km, que es un valor aproximado de la distancia del centro del área utilizada a uno de sus extremos. Ésta desviación se variará en términos de porcentajes de la misma, los valores utilizados son: 60%,70%,80%,90%, 95% y 99% como lo propuesto en [Choi et al, 2008]. Cabe hacer mención que para mayor claridad de las gráficas mostradas se modifica el eje x correspondiente a las generaciones, reduciéndose el intervalo de éste hasta alrededor de 200 ó 300 generaciones. Sin embargo, para todas se alcanzó el límite impuesto de 1000 generaciones. Se propone esta forma de presentar los resultados debido al comportamiento de la misma. Un caso similar

V.2.4 Caso 3. Análisis de escalamiento

Como se mencionó anteriormente, es posible modificar el valor del fitness y producir un cambio en éste por medio de una función que le añada características determinadas, de tal forma que el método de selección sea más o menos elitista, por citar un ejemplo. Así también, de acuerdo a la forma en la que operan los 4 métodos de selección analizados, solo los métodos basados en ranking o ruleta son útiles para la utilización del escalamiento.

Se tienen 3 tipos de escalamiento que ya se mencionaron. El primero de ellos es el escalamiento lineal $f=c \times f + b$. Se decide utilizar el caso más simple haciendo $b=0$, y se analiza la función para valores de c : 1(sin escalamiento), 1.5, 2, 2.5, 3. El resultado obtenido se muestra en la Figura 27:

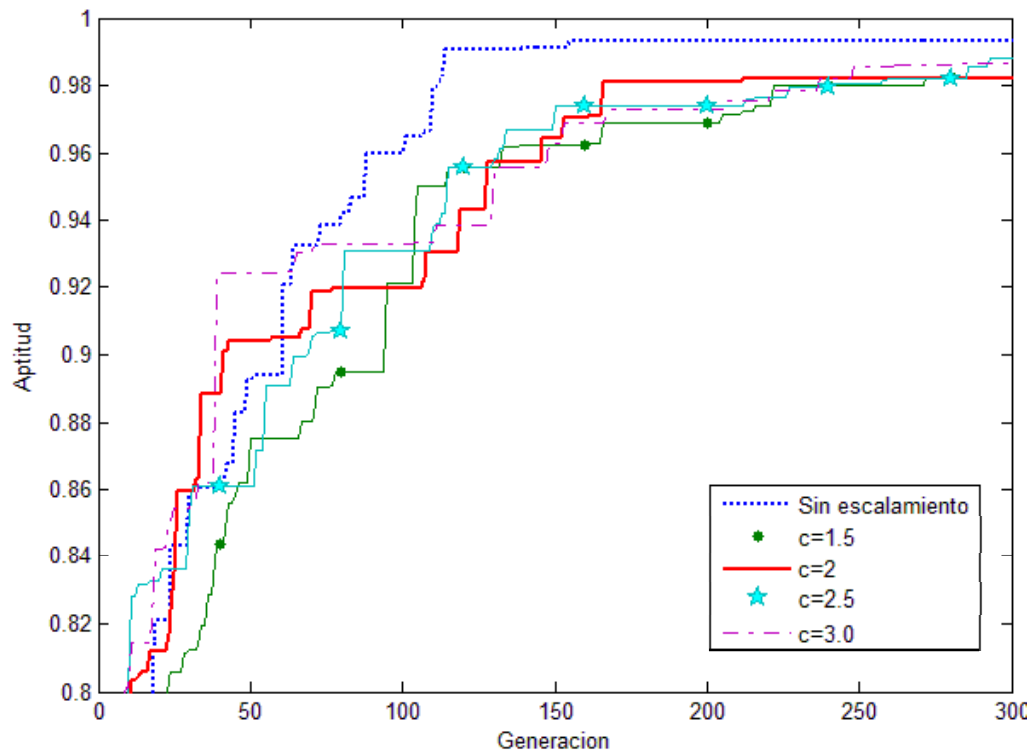


Figura 27. Fitness para escalamiento lineal con factor c variable.

Aunque se hará una conclusión posterior en general para el caso del análisis del escalamiento, del resultado mostrado en la figura 27 se tiene como una información relevante el que no utilizar escalamiento presenta mejores resultados que el caso contrario. Esto se observa para cualquiera que sea el valor de c .

Para el caso de un escalamiento de ley de potencia: $f' = f^k$, y utilizando valores k que no modifiquen en gran medida el fitness obtenido, se proponen valores de $k=1$ (sin escalamiento), 1.5, 2, 2.5, 3 y 3.5. El resultado obtenido se muestra en la Figura 28:

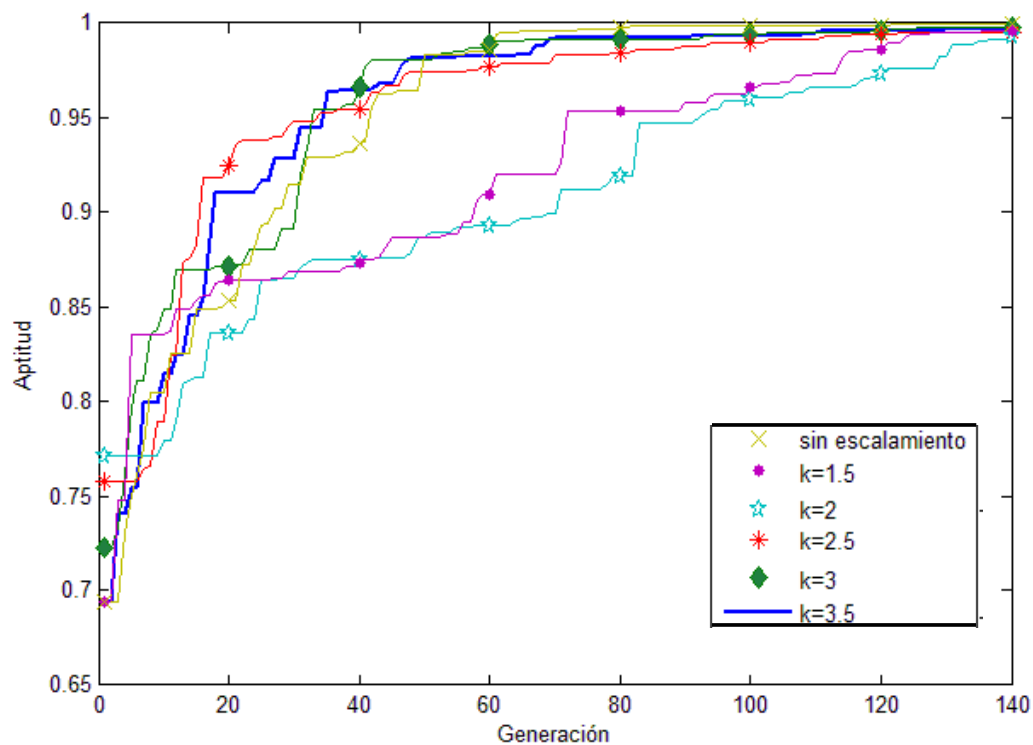


Figura 28. Fitness para escalamiento ley de potencia, factor k variable.

Una vez más, no utilizar escalamiento se encuentra dentro de los mejores resultados obtenidos. En general los valores bajos de k presentaron los peores resultados,

Para el caso de un escalamiento sigma: $f' = f - (\bar{f} - c \cdot \sigma)$, nuevamente se proponen valores que no desvirtúen en demasía el fitness, con valores de $c=2,3,4,5$ y 6 , y con $\sigma=1$. Para este caso se obtuvo el resultado que se muestra en la Figura 29. El no utilizar escalamiento se encuentra dentro de los mejores resultados. Para el valor de $c=2$ se tiene una convergencia más lenta, y $c=4$ muestra mejores resultados.

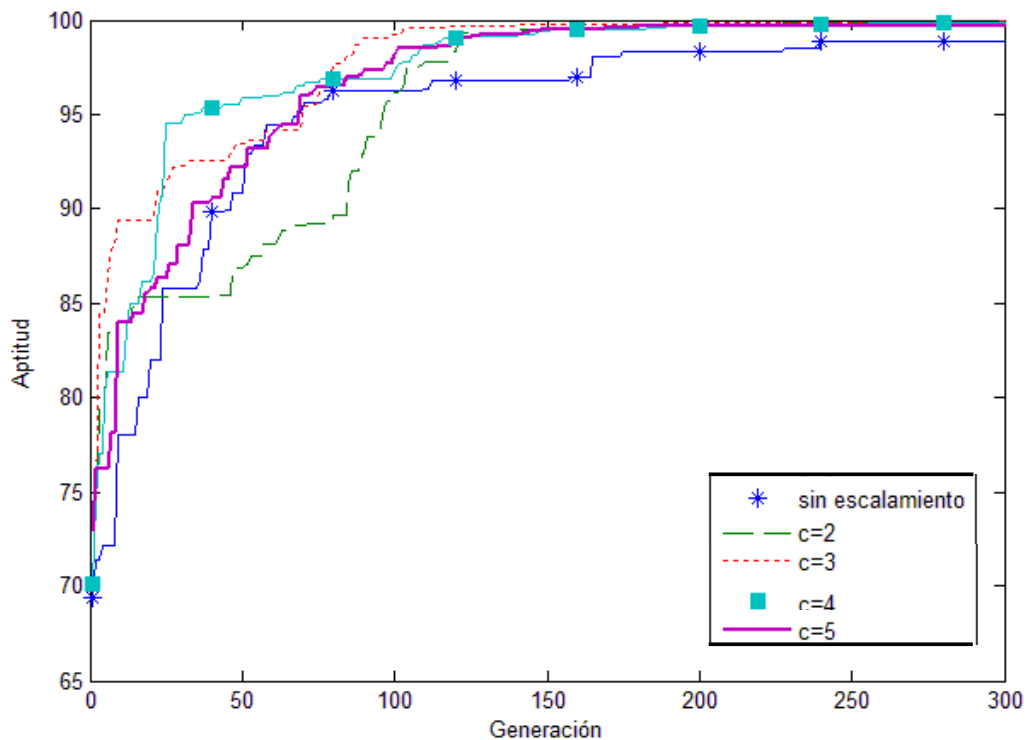


Figura 29. Fitness para escalamiento sigma, factor c variable.

Lo que se puede concluir de esta última tres análisis, es que el uso de un escalamiento no representa una mejora significativa en el desempeño del algoritmo, incluso para el caso de escalamiento lineal y ley de potencia. Los resultados obtenidos son mejores si no se utiliza escalamiento, por lo que se determina como adecuado no utilizarlo. Además, el escalamiento requiere de un procesado adicional que aunque simple para el caso de la simulación, involucra un poco más de tiempo de procesado.

V.2.5. Caso 4. Análisis de métodos de selección

Se analiza también el comportamiento de los 4 métodos de selección más comúnmente utilizados, para todos ellos no se utiliza escalamiento por lo obtenido en la sección anterior. Los resultados obtenidos se observan en la figura 30, como era de esperarse el método de selección uniforme tiene el desempeño más pobre, los mejores comportamientos en orden ascendente son uniforme, ruleta, ranking y torneo, aunque en los dos últimos métodos la diferencia es apenas apreciable. Por lo tanto basándose en los resultados, y considerando que “el método de torneo selecciona típicamente individuos con más alto fitness, más a menudo que cualquier otro método” [Park et al, 2002], se decide entonces que el método de torneo sea utilizado como el método apropiado.

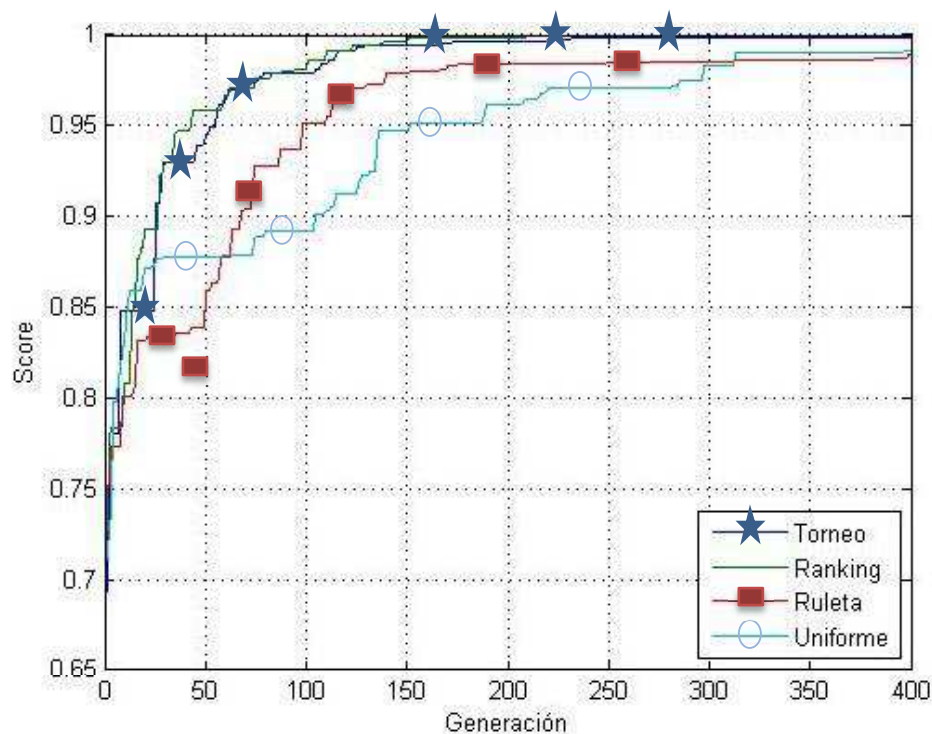


Figura 30. Fitness para los diferentes métodos de selección.

V.2.6. Caso 5. Radios de transmisión variables

Para el caso de radios de transmisión variables ya no se realiza una comparativa de los parámetros. Se utilizan los parámetros ya seleccionados para analizar un caso de mayor complejidad. Esto implica tener radios de transmisión variables, permitiendo potencias de transmisión que van desde un mínimo (que alcanza un radio de 1.5 km), hasta un máximo de 3 km. En esta ocasión los pesos ω_t y ω_p tienen valores requeridos de 9/13 y 4/13 respectivamente, resultado de un análisis empírico que no se muestra en el presente trabajo de investigación y que es similar a los análisis de parámetros analizados con anterioridad; esto implica que se busca ponderar la cantidad de tráfico cubierto en una proporción mayor que el objetivo de economizar potencias de transmisión. Se generó una población inicial con posiciones y radios de transmisión aleatorios y el resultado se aprecia en la Figura 31. Se aprecia claramente el compromiso que existe entre los dos objetivos a optimizar. Evidentemente el tráfico cubierto se vio beneficiado, esto como consecuencia del valor establecido en el peso ω_t . Se observa como el tráfico cubierto mejora a costa de demeritar un poco el fitness de potencia. Aunque el fitness de tráfico es cercano a 1 (un 100%) ,el fitness global determinado por el evaluador del algoritmo presenta un valor máximo de aproximadamente 0.82; esto se debe a que el fitness total es una ponderación de ambos objetivos, ya que el fitness de potencia ronda un valor 0.45, que puede considerarse como un valor bajo.

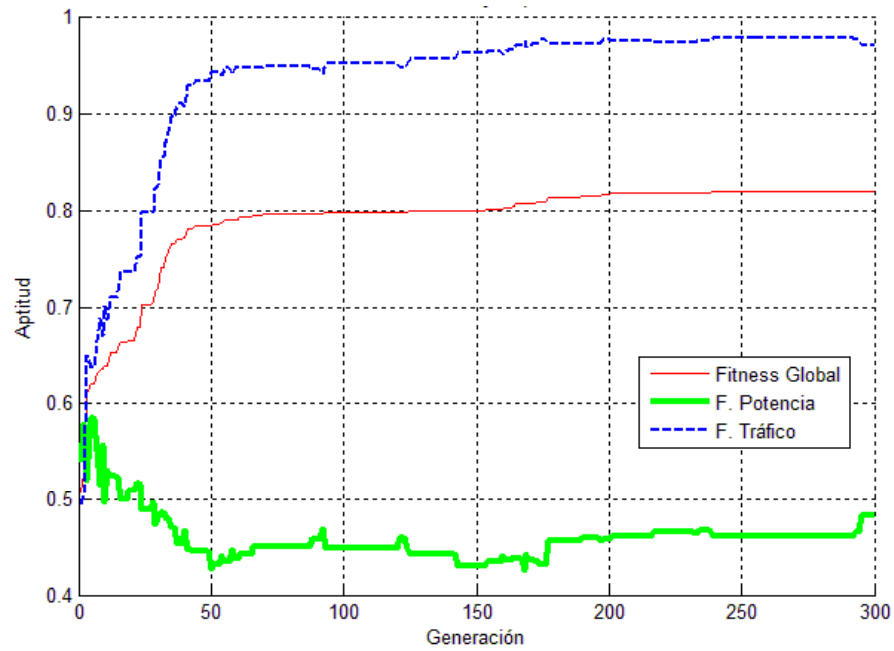


Figura 31. Fitness global y específicos para el análisis de radios de transmisión variables.

La forma en que se emplazaron las estaciones base y radios obtenidos en esta ocasión se muestran en la figura 32.

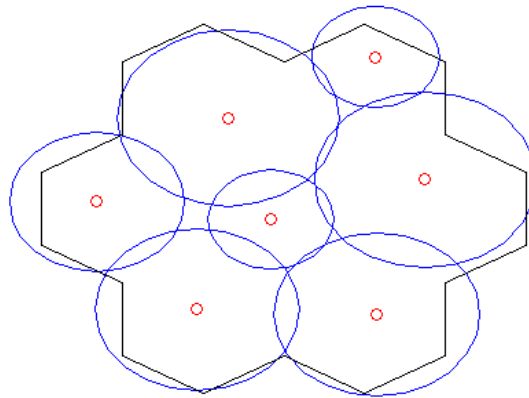


Figura 32. Mejor individuo en la generación 300, para radios de transmisión variables.

V.2.7. Caso 6. Distribución de usuarios no uniforme

Finalmente se presenta el caso analizado más complejo. Se tiene ahora una distribución no uniforme a través del área que se pretende dar servicio, con lo cual se aumenta la complejidad del caso a analizar. Una distribución no uniforme de usuarios, refleja una mayor similitud con un escenario real, en el sentido de que los usuarios se distribuyen más densamente en ciertas zonas que en otras. Para hacer este análisis se adaptó la función objetivo a una nueva función en la que se cambia el objetivo de optimización de la potencia. Ello obedece a que análisis previos del funcionamiento del mismo, mostraban que el algoritmo tendía a dar respuestas malas ya que no se cubría gran parte del tráfico; como consecuencia, se generaban radios de transmisión pequeños para optimizar las potencias. Se presentaba además otro problema adicional, las huellas generadas por las estaciones base tendían en ocasiones a tener un traslape poco aceptable. Así que se propone un nuevo objetivo que es el de solapamiento, de tal forma que se trate de dar servicio, se permita cierto traslape para los traspasos⁴ y se penalice un solapamiento excesivo. Basado en lo anterior la función objetivo se define como:

$$f(g) = \omega_t f_t(g) + \omega_s f_s(g) \quad (34)$$

$$\text{con } f_s(g) = \frac{EB_{utilizadas} - \#EB_{contraslape}}{EB_{max}} \quad (35)$$

$$f_t(G) = 0.5 \left(\frac{\text{tráfico cubierto}}{\text{tráfico total}} \right) + 0.5 \left(\frac{EB_{trafmax}}{EB_{max}} \right) \quad (36)$$

$$EB_{trafmax} = \sum_1^k e^{trafporEB} \quad (37)$$

⁴ Los traspasos (ó hand off), son de las características más importantes dentro las comunicaciones móviles celulares, ya que como su nombre lo indica le permite movilidad al usuario, de tal manera que conforme se desplaza, es muy probable que una nueva estación base más cercana es la que le tenga que dar el servicio.

$$EB_{\max} = \sum_1^k e^{\max\text{traf}} \quad (38)$$

donde $\#EB_{\text{contraslape}}$ es igual a la cantidad de estaciones base que tienen un traslape excesivo. presentar un traslape excesivo es que el posicionamiento de la estación base se encuentre dentro del radio de transmisión de una adyacente. trafporEB es la cantidad de tráfico cubierto por la k -ésima estación base, $\max\text{traf}$ es la cantidad máxima de tráfico permitido por EB, el cual se obtiene de un análisis mostrado posterior a esta sección. De esta forma el fitness de tráfico pondera no solo el tráfico cubierto, sino también considera mejores respuestas a aquellos individuos con estaciones base que tengan mayor cantidad de tráfico, aun cuando dos individuos pudieran tener la misma cantidad de tráfico cubierto total. Esto se hace para priorizar las áreas donde se tenga mayor densidad de usuarios.

En este último caso de simulación se redefine el área a la cual se pretende cubrir, siendo ésta un área de forma cuadrada de 12km x 12km. Se generan 1000 usuarios con una distribución dentro de esa área como se muestra en la Figura 33.

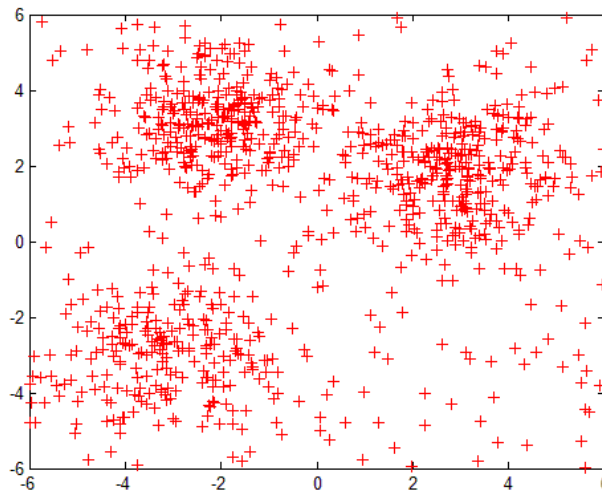


Figura 33. Distribución no uniforme de usuarios para el área a dar servicio.

En esta ocasión se requiere un análisis más detallado, ya que se necesita mantener un cierto nivel de interferencia, ello como consecuencia de garantizar el servicio a una determinada cantidad de usuarios. Primeramente se consideran las

pérdidas por propagación. En [Munyanenza, 2008] se propone el uso del modelo Hokomura-Hata para un ambiente macrocelular tal y como se planteó en el capítulo 2. Para la frecuencia de transmisión de 2100 MHz y una altura de la antena de la estación base de 30 m se simplifica la expresión a:

$$PL=135+54.6\text{Log}(Ra) \quad (39)$$

Donde Ra es el radio de transmisión de la estación base.

Se propone realizar el análisis para el enlace descendente, ya que como se menciona en [Chevallier, 2006] para la mayoría de los casos el enlace descendente limita la capacidad de la red. En [Dinan et al, 2002] y [Holma y Toskala, 2007] se establecen los parámetros para un presupuesto de enlace típico en UMTS⁵, como el de la tabla V. En la tabla V solo se muestran los parámetros que se utilizan para el presente análisis:

Tabla V. Parámetros de simulación para un análisis en UMTS.

<i>Parámetro</i>	<i>Unidad</i>	<i>Valor</i>
Potencia de Transmisión EB max.	dBm	44
Sensibilidad del receptor	dBm	-112
Tasa de transmisión kbps	kbps	7.95 (Servicio de voz)
Factor de actividad de la voz, ν	%	67
E_b/N_0	dB	4
Factor de interferencia externa-interna	NA	0.65
Factor de ortogonalidad	NA	0.5

⁵ Sistema Universal de Telecomunicaciones Móviles (Universal Mobile Telecommunications System – UMTS, también conocido como WCDMA.

Para este caso el valor máximo de radio de transmisión de una estación base está limitado por la sensibilidad del receptor. Para un radio de transmisión $R_a = 2.5\text{km}$, y sustituyendo este valor en la expresión de pérdidas por propagación de Hocomura-Hata se obtiene:

$$PL = 135 + 54.6 \log(2.5) = 156.72 \text{ dB}$$

Y si a la potencia de transmisión máxima de la estación base le sustraemos las pérdidas por propagación: $44\text{dBm} - 156.72 \text{ dBm} = -112.72 \text{ dBm}$, entonces se supera el mínimo de sensibilidad establecido. Por lo tanto se considera adecuado una potencia de transmisión máxima de 44dB , lo cual permite un radio de transmisión máximo de 2.5km para brindar servicio a potenciales usuarios dentro del mismo. Del mismo modo se propone un radio de transmisión mínimo de 1km que correspondería a una potencia de transmisión de 25.66 dBm .

Se procede ahora a encontrar el número máximo de usuarios permitidos por estación base con base al factor de carga analizado en el capítulo 2. Utilizando los parámetros de la tabla V y considerando un factor de carga del 70% (esto es que se permita un incremento adicional del 30% de tráfico en caso de ser necesario) y derivado de la ecuación 21:

$$N = \frac{\eta_{DL}}{u \cdot \frac{\left(\frac{E_b}{N_0}\right)}{W/R} \cdot [(1-\alpha) + i]} = \frac{0.7}{0.67 \cdot \frac{10^{0.4}}{3.84E6/7.95E3} \cdot [(1-0.5) + 0.65]}$$

$$N = 103.19$$

Por lo tanto se elige un número de usuarios máximo por estación base de 100. Con esto se asegura que al menos para tal cantidad de usuarios el servicio puede ser garantizado.

Para conocer la cantidad aproximadas de estaciones base necesarias para brindar el servicio, se puede hacer uso de la expresión utilizada en [Munyaneza, 2008], que da un estimado de la cobertura de una celda:

$$A=2.6xRa^2 \quad (40)$$

Como se tiene un área de 12km x 12 km=144 km, y considerando un radio de transmisión intermedio entre el máximo y mínimo considerado de 1.85 km. Se obtiene una cantidad de estaciones base=16, para brindar el servicio a dicha área.

Una vez comprobado el algoritmo para esta distribución, y con los objetivos ya enumerados, se tiene el resultado como se muestra en la Figura 34. Se alcanza una cobertura de tráfico de 88.9 %. Este valor aparenta ser mayor en la gráfica, sin embargo debe recordarse que la nueva función fitness de tráfico no solo pondera el tráfico cubierto total, sino que prioriza la cobertura de áreas más densamente pobladas. Por lo tanto este fitness es relativo. Mientras que el fitness de traslape alcanza un valor alto, el fitness global tiene un valor de 0.92. En conclusión. Se tiene una cobertura bastante buena y un nivel de solapamiento también bueno.

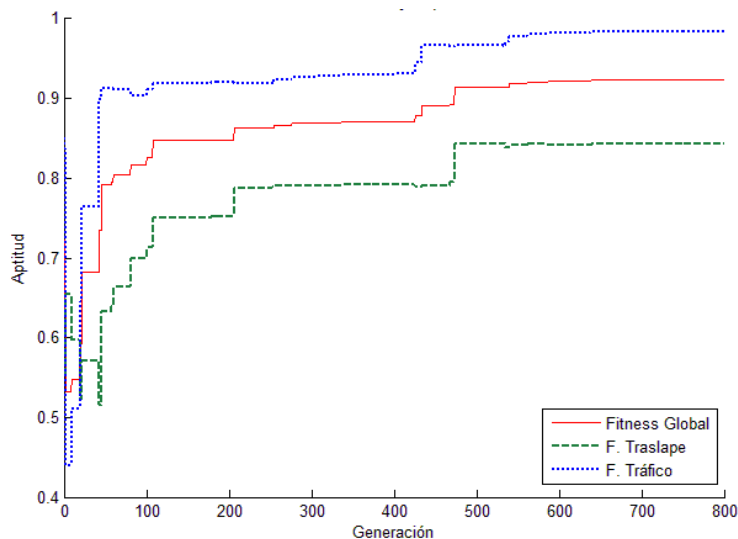


Figura 34. Fitness global, tráfico y traslape para una distribución no uniforme.

La forma en que el algoritmo emplazó las estaciones base, se muestra en la Figura 35.

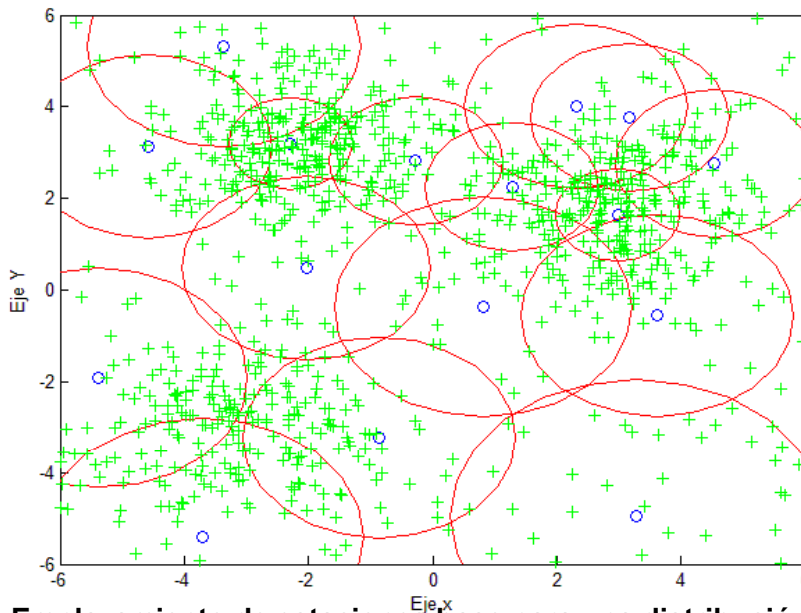


Figura 35. Emplazamiento de estaciones base para una distribución no uniforme.

Es interesante notar como para las áreas con más densidad de usuarios, se tienen radios de transmisión más pequeños. Esto es debido al límite de capacidad impuesto sobre las estaciones base debido a una alta carga en esa área y porque se prioriza el servicio en éstas áreas.

V.3 Conclusiones

Se mostró como todo el modelado esta orientado a un apropiado funcionamiento del algoritmo. Sin embargo varios de los parámetros no estaban definidos y se tuvieron que determinar por medio de un análisis de desempeño del algoritmo bajo ciertas condiciones. Se obtuvo como resultado niveles de cobertura cercanos al 90% para un caso más complejo y similar a un caso práctico con distribuciones de usuarios no uniforme, ponderando a su vez no permitir un

traslape excesivo, asumiendo un nuevo enfoque necesario en las nuevas tecnologías de las comunicaciones móviles celulares.

Es importante hacer notar que el enfoque abordado (generar una distribución de usuarios no uniforme y realizar un análisis de factor de carga), permite hacer una consideración más realista de un entorno celular. Adicionalmente se puede comentar que en mucha de la literatura reportada para análisis similares se generan solo localizaciones fijas donde es posible emplazar las estaciones base (limitando un ajuste fino del emplazamiento), además generan una cantidad de usuarios muy pequeña que es poco trasladable a un caso real; condiciones bajo las cuales se intenta hacer un análisis de interferencia en cada usuario, lo que implicaría un mucho mayor tiempo de procesamiento del ya utilizado. Con lo anterior se puede concluir que con el modelado propuesto se obtienen soluciones satisfactorias, garantizando el nivel de servicio obtenido a diferencia de otros enfoques en los cuales dicho nivel de servicio no puede considerarse como garantizado. Se rebasó con ello el objetivo inicial de la tesis que no consideraba dicho enfoque, situación que le da mayor impacto al presente trabajo de investigación.

Capítulo VI

Conclusiones y trabajo Futuro

Este capítulo tiene como finalidad presentar las conclusiones y aportaciones generadas en el desarrollo de este trabajo de tesis. El objetivo principal de esta tesis es el emplazamiento adecuado de estaciones base, para un ambiente de comunicaciones móviles celulares, como se hace referencia en el capítulo 1. La revisión del presente capítulo, muestra como el proceso de investigación lleva a proponer el uso de Algoritmo Genético como una herramienta no convencional para la solución de nuestro problema que se plantea como multiobjetivo. Con ello se rebasa el objetivo original de la tesis, además de que los resultados obtenidos de la simulación muestran las prestaciones de la propuestas planteada los cuales se comentarán posteriormente.

VI.1 Sobre el emplazamiento de estaciones base como parte del proceso de la planificación celular

Se ha mencionado que la tarea de seleccionar el emplazamiento de estaciones base pertenece a un proceso más general: la planificación celular. Este proceso es demasiado complejo y ha sido abordado recurrentemente en la literatura especializada, y es tratado bajo casos muy específicos en trabajos de investigación (como hacer un análisis de la asignación de frecuencias de

transmisión, radios de transmisión de las estaciones base etc.). La presente tesis no es la excepción, se circunscribe el emplazamiento de estaciones base a una parte dentro de esta compleja área. No obstante existen generalidades a tomar en cuenta para una adecuada optimización de esta tarea, tales como la densidad y distribución de tráfico, condiciones del canal, modelos de propagación, análisis de capacidad, entre otros.

Se puede concluir entonces que:

- ♦ Los nuevos sistemas de comunicaciones móviles celulares (a partir de la 3ª generación) tienen una filosofía diferente en cuanto a planificación celular se refiere. Esta se aborda ahora como un problema principalmente de cobertura y capacidad. Capacidad que no es conocida a priori por la estación base, si no que dependerá de una distribución de usuarios y tipo de tráfico dado. Del mismo modo se debe considerar un objetivo de calidad que le proporcione al usuario un nivel de confiabilidad y aceptabilidad del sistema.
- ♦ Antes de realizar una planificación detalla, es necesario hacer un dimensionamiento de la red con la que se pretende dar servicio. Con este se obtienen los primeros datos aproximados que servirán como base para hallar los parámetros óptimos de funcionamiento de la red, los cuales serán hallados en la planificación detallada.
- ♦ Las partes principales sobre las que se basa esta tesis cuando se abordó la fase de la planificación son: la planificación de cobertura a través del modelo de propagación de Hokomura-Hata adoptado por la ITU para este tipo de análisis; la planificación de capacidad por medio de un análisis de factor de carga, que indica cuando una estación base alcanza su capacidad máxima para ciertos parámetros establecidos por el tipo de servicio y condiciones de la región a la que se desea dar servicio y planificación de

parámetros: que responde a datos más específicos como potencias de transmisión, cantidad de estaciones base, etc.

VI.2 Sobre la optimización y algoritmos genéticos como herramientas para el emplazamiento de estaciones base

Dado que todo problema requiere un método de solución, en el capítulo 3 se abordó una aproximación a la teoría de la complejidad computacional y de algoritmos. Ello obedece a que el planteamiento del problema es multiobjetivo, y la teoría desarrollada en estos temas, así como las características propias del emplazamiento de estaciones base, lleva hacia una transición suave que va desde el modelado del problema, a la herramienta adecuada a utilizar para resolverlo.

A continuación se muestran los puntos más importantes acerca de este tema:

- ♦ Se demostró que en la literatura especializada el problema del emplazamiento de estaciones base es de tipo NP-difícil. Debido a que este es modelado como un caso particular derivado del problema del conjunto mínimo dominante. Además, se le considera también como un problema de optimización combinatoria, que presenta múltiples objetivos a cumplir.
- ♦ El punto anterior induce a utilizar herramientas empleadas por la teoría de la optimización combinatoria, puesto que no se conoce un método exacto y efectivo que lo resuelva.
- ♦ Dado que este trabajo de investigación es la primera aproximación a este tipo de problemas en el grupo de comunicaciones inalámbricas, se propuso la utilización de un algoritmo genético como la metaheurística adecuada para dar solución al problema. Ello con base en la efectividad probada y facilidad de implementación de los mismos, así como por las características del emplazamiento de estaciones base.

- ♦ Se resalta la importancia de una codificación adecuada, de los operadores genéticos, de la formulación de una función fitness, de la evaluación de la aptitud de cada individuo, entre otros, como las características fundamentales que poseen los algoritmos genéticos.

VI.3 Sobre el modelado del emplazamiento de estaciones base

Un modelado apropiado influye fuertemente en el éxito o fracaso de la búsqueda de la solución de un problema en general cuando es utilizado un algoritmo genético. De ahí la importancia de enfatizar en este tema, además de que el modelado es una tarea intrínseca en la solución de un problema de un tema de investigación. Cabe resaltar que el modelado propuesto es novedoso y realiza una búsqueda eficiente. Permite también hacer una modelación más apegada a la realidad.

Para esta sección se concluye especialmente que:

- ♦ El modelado propuesto incluye maximizar el total de tráfico cubierto así como la región a dar servicio. Así se garantiza que la representación incluya todas las posibles soluciones, además se permite un balance entre exploración y explotación del espacio de búsqueda, y al mismo tiempo se minimiza la interferencia entre estaciones base.
- ♦ La representación cromosómica de cada individuo es de una longitud fija N , donde N es el máximo número de estaciones base requerido. Para cada cromosoma se establece un estado “definido” (que existe para ese cromosoma una estación base), o estado “nulo” (que no existe una estación base para ese cromosoma en específico). Para el caso de un estado definido, se especifica una posición y potencia de transmisión determinada.

Se crea entonces una población de tamaño $M \times N$, donde M es el número máximo propuesto de individuos para caracterizar el problema a resolver.

- ♦ Para dar solución a la tarea del emplazamiento se permite la generación de una solución inicial aleatoria, o una bajo ciertos requerimientos con base en el conocimiento o restricciones del escenario.
- ♦ Los métodos de selección analizados buscan realizar un balance entre mantener cierto elitismo y diversidad dentro de la población creada en cada generación. Por su parte, la mutación se propone como un método adicional de diversificación de las soluciones obtenidas y el medio conveniente para salir de óptimos locales en caso de que éstos se presenten.
- ♦ La función fitness propuesta está ponderada por dos objetivos en contraposición. Uno de ellos de tráfico que contabiliza la cantidad de tráfico cubierto, y el otro de potencia. que considera como buenas soluciones aquellas que den servicio con potencias menores. Puesto que altas potencias de transmisión involucran una inversión mayor en amplificadores y una probabilidad mayor de interferencia entre estaciones base.

VI.4 Sobre la simulación y análisis de resultados

Esta etapa del trabajo de tesis concluye el trabajo de investigación. A su vez es un parámetro para medir el desempeño del modelado propuesto. Con base en ello se realizaron las modificaciones y ajustes pertinentes. El proceso de simulación es llevado a través de dos etapas diferentes: la primera de ellas tiene como objetivo hallar los valores adecuados de probabilidad de mutación, desviación de mutación, comparar métodos de selección y la posibilidad de hacer uso de un factor de escalamiento para una distribución de usuarios uniforme. La segunda etapa hace uso de tales valores para aplicarlos en escenarios de mayor

complejidad y más apegados a un caso real, como en el caso de una distribución no uniforme de usuarios, siendo este el objetivo final de la simulación.

Luego de un análisis puntual en cada simulación se concluye lo siguiente:

- Una probabilidad de mutación 10% es la que presenta mejores resultados en la búsqueda de la solución. Valores mayores o menores a este tienden a aleatorizar de más la búsqueda. Así también una desviación de mutación del 95%, para el posicionamiento de las estaciones base, es el valor que arroja mejores resultados en términos de convergencia y calidad de la solución.
- Un análisis riguroso resultado de una comparativa de métodos de selección, mostró que el método más adecuado para este caso corresponde al método de selección de torneo que tiende a ponderar a los mejores individuos dentro de la población y permitir mayor diversidad para la búsqueda de nuevas soluciones.
- Del mismo modo se concluye que no es necesario el uso de un factor de escalamiento, debido a que su utilización no presenta una mejora significativa, además de que el escalamiento requería un tiempo de procesado adicional, que es un tema a considerar dentro del algoritmo.
- Se impone un criterio de convergencia por número de iteraciones, en este caso fue de 1000 iteraciones. Como resultado de la primera fase de simulación se obtienen resultados aceptables, alcanzándose niveles de cobertura mayores al 90% para generaciones menores a doscientos,
- Los resultados arrojados en la segunda etapa de simulación, hacen necesario un replanteamiento de la función fitness utilizada, ponderando ahora un factor de tráfico y traslape. Este último permite un traslape mínimo para permitir traspasos, pero castiga uno excesivo ya que causa interferencia adicional en el sistema.
- Se realiza un análisis de factor de carga para las estaciones base para una distribución no uniforme de 1000 usuarios en un área de 12 x 12 km. Esto

con la intención de que las estaciones base no alcancen su capacidad máxima mientras se implementan las soluciones al problema con base en las condiciones especificadas en el capítulo 4. El resultado es que se presentan niveles de cobertura cercanos al 90% y niveles de traslape adecuados. Esto demuestra que la solución propuesta es un método adecuado en la tarea de la selección del emplazamiento de estaciones base.

- Cabe hacer mención que con el análisis del factor de carga se rebasa el objetivo inicialmente planteado, habiendo logrado establecer una representación más cercana de un entorno real.

VI.5 Trabajo Futuro

Todo trabajo de investigación es perfectible en la medida en que se profundiza en el tema y se requiere que el modelado represente de una forma más cercana el entorno real. Con base en la experiencia adquirida en el tema, se hacen las siguientes propuestas para la realización y complemento de futuros trabajos de investigación sobre una línea similar:

Aunque se utiliza un modelo de propagación apropiado, vale la pena dirigir esfuerzos y analizar resultados con el uso de algún otro, como el modelo semideterminístico de Walfish-Ikegami, suponiendo de que se conoce más acerca de las características de la región a la que se requiere dar servicio, y utilizando estos parámetros del entorno en el modelo. Situación que tendría que ponderarse con el procesado del algoritmo, puesto que el utilizar un esquema más complejo involucra un tiempo de procesado mayor.

Otras características que son factibles de añadir al modelo es generar u obtener un mapa que considere altitudes con la finalidad de hacer más preciso el modelo. Se propone también un análisis específico de calidad de servicio.

También se puede realizar el análisis con el uso de antenas inteligentes en la estaciones base, las cuales seguramente tendrán un impacto positivo en cuanto a la interferencia se refiere. A diferencia del caso de antenas omnidireccionales utilizado en el presente trabajo de investigación.

Finalmente, se propone utilizar otras metaheurísticas, como búsqueda tabú, enjambre de partículas, recocido simulado etc. y hacer un análisis de las prestaciones que ofrecen cada uno de estos.

Referencias

Alba, E., Chicano, F., Durillo, J. J., Luna, F. Molina, G. y Nebro, A. (2007). Optimal antenna placement using a new multi-objective CHC algorithm. Genetic and evolutionary Computation Conference 2007. Julio 7-11. London, Inglaterra.

Amaldi, E. y Capone, A. (2003). Planning UMTS base station location: optimization models with power control and algorithms. IEEE transactions on wireless communications, 2(5): 939-952 p.

Andrade Reátiga, A. G. (2005). Metodología para la evaluación técnica y económica de sistemas móviles celulares de tercera generación. Tesis de Doctorado en electrónica y telecomunicaciones. CICESE. 138 pp

Aydin, M.E., Yang, J. y Zhang, J. (2007). A comparative investigation on heuristic optimization of WCDMA radio networks. Lecture Notes in Computer Science. 4448:111-120.

Blum, C. y Roli, A. (2003). Metaheuristics in combinatorial optimization: Overview and conceptual comparison. ACM Computing Surveys. 35(3):268-308 p.

Chevallier, C. (2006). RF Planning and optimization. En: Chevallier, C., et al. WCDMA (UMTS) Deployment handbook planning and optimization aspects. John Wiley & Sons Ltd.387 pp

Choi, Y. S., Kim, K.S. y Kim, N. (2008). The displacement of base station in mobile communication with genetic approach. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking. 2008:10 pp.

Cormen, H. T. (2001). Introduction to Algorithms. The MIT Press. Segunda edición. Massachusetts. 984 pp.

Dinan, E, Kurochkin, A. y Kettani S. (2002). UMTS radio interface system planning and optimization. Bechtel Telecommunications Technical Journal. 10 pp.

Dumitrescu, D., Dumitrescu, A., Jain, L.C y Lazzerini, B. (2000). Evolutionary Computation. CRC Press. Primera edición. 424 pp.

Floreano, D. y Mattiussi, C. (2008). Bio-inspired artificial intelligence theories, methods, and technologies. The MIT Press. Primera edición. Cambridge. 659 pp.

Gutierrez López, E. (2003). Algoritmos genéticos para el problema de localización de radio bases. Tesis de Maestría en Ciencias en electrónica y telecomunicaciones. CICESE. 89 pp.

Han, J. K., Park, B.S., Choi, Y.S. y Park, H.K. (2001). Genetic approach with a new representation for base Station placement in mobile communications. 4:2703-2707 p.

Haup, R. L. y Haup, S. E. (2004). Practical genetic algorithms. Wiley interscience. Segunda Edición. Hoboken. 272 pp.

Holma, H. y Toskala A. (2007). WCDMA for UMTS-HSPA evolution and LTE. John Wiley & Sons Ltd. Cuarta edición. The Atrium, 539 pp.

Kähkönen, J., Larhissi N., Gillis, C. Särkioja, M., Mishra, A.R. y Sharma, T. (2007). Radio Network Planning and Optimisation. En: Mishra, A. R. Advanced cellular network planning and optimization: 2G/2.5G/3G... evolution to 4G. Wiley. Primera edición. 542 pp.

Kyriazakos, S. A. y Karetos, G. T. (2004). Practical radio resource management in wireless systems. Artech House universal Personal communications library. Primera edición. Norwood, 242 pp.

Lee, J. S. y Miller, L. E. (1998). CDMA systems engineering. Artech House Publishers. Primera edición. 1228 pp.

Lempiäinen, J. y Manninen M. (2002). Radio Interface System Planning for GSM/GPRS/UMTS. Kluwer Academic Publishers. Primera edición. New York. 278 pp.

Mathar, R. y Niessen, T. (2000). Optimum positioning of base stations for cellular radio networks. Wireless Networks. 6:421-428 p.

Maple, C., Guo, L. y Zhang, J. (2004). Parallel genetic algorithms for third generation mobile network planning. Proceedings of the international conference on parallel computing in electrical engineering. 229-236 p.

Meunier, H., Talbi, E. y Reininger, P. A multiobjective genetic algorithm for radio network optimization. Evolutionary Computation, (2000). 1:317-324.

Munyaneza, J., Kurien, A. y Wyk, B.V. (2008). Optimization of antenna placement in 3G networks using genetic algorithms. Broadband Communications, Information Technology & Biomedical Applications. 1:30-37 p.

Panya, R. (1999). Mobile and personal communication services and systems. IEEE Press. Primera edición. Nueva York, 334 pp.

Park, B., Yook, J. y Park H. (2002). The determination of base station placement and transmit power in an inhomogeneous traffic distribution for radio network planning. Vehicular Technology Conference. 4:2051-2055 p.

Rappaport, T. S. (2002). *Wireless communications principles & practice*. Prentice Hall. Segunda edición. New Jersey. 736 pp.

Sakthivel, S. y Suresh R. (2006). A Genetic Algorithm Approach to Solve Mobile Base Station Location Problem. *International Journal of Soft Computing*. 1(3):160-165 p.

Sivanandam, S.N. y Deepa, S. N. (2008). *Introduction to genetic algorithms*. Springer. Primera edición. Berlin. 442 pp.

Tutschku, K. (1997). Demand-based radio network planning of cellular mobile communication systems. University of Würzburg Institute of Computer Science. Research report series. 1-23 p.

Tutschku, K., Gerlich, N. y Tran-Gia, P. (1997). An integrated approach to cellular network planning. In *Proc. of the IEEE/VTS 47th Vehicular Technology Conference*. 6 pp.

Vélez, M. C. y Montoya, J. A. (2007). METAHEURÍSTICOS: UNA ALTERNATIVA PARA LA SOLUCIÓN DE PROBLEMAS COMBINATORIOS EN ADMINISTRACIÓN DE OPERACIONES. *Revista EIA*. 8:99-115 p.

Weicker, N., Szabo, G., Weicker, K., Widmayer, P. (2003). Evolutionary multiobjective optimization for base station transmitter placement with frequency assignment. *IEEE transactions on evolutionary computation*. 7(2):189-203 p.

Yangyang, Z., Chunlin, J., Ping, Y., Manlin, L., Chaojing, W. y Guangxing, W. (2004). Particle swarm optimization for base station placement in mobile communication. *Networking, Sensing and Control*. 1:428-432 p.