

Aplicación y evaluación de diferentes algoritmos genéticos canónicos en el diseño eficiente de redes de radio frecuencia en comunicaciones inalámbricas

Molina, D.¹ Pandolfi, D.² y Villagra, A.²
¹{Becario de Investigación y Postgrado}
²{Docentes Investigadores de la UNPA}
{dmolina, dpandolfi, avillagra}@uaco.unpa.edu.ar

UNPA – UACO

Universidad Nacional de la Patagonia Austral – Unidad Académica Caleta Olivia

Departamento de Ciencias Exactas y Naturales
LabTEm – Laboratorio de Tecnologías Emergentes
Caleta Olivia, 2013

Resumen

La difusión de servicios inalámbricos de comunicación (telefonía, internet, etc) es cada vez mayor en la actualidad. El costo de los equipamientos necesarios para brindar el servicio con calidad adecuada es elevado. La selección de un conjunto de puntos geográficos que permitan una cobertura óptima de una señal de radio frecuencia minimizando uso de recursos es fundamental. A esta tarea se la denomina diseño de la red de radio y es un problema NP – duro de optimización, por lo tanto, es factible de ser tratado con metaheurísticas. Las metaheurísticas son métodos que integran procedimientos de mejora local y estrategias de alto nivel para realizar una búsqueda robusta en el espacio del problema. El presente trabajo propone analizar y evaluar la capacidad de tres algoritmos genéticos canónicos de encontrar una solución aceptable mediante una función objetivo que combina el grado de cobertura del terreno y el uso eficiente de recursos en diferentes escenarios poblacionales. Los resultados obtenidos son promisorios

Palabras Claves: servicios inalámbricos, red de radio, frecuencia, metaheurísticas, algoritmos genéticos

1 Introducción

El uso de medios inalámbricos basados en la propagación de las ondas de radio en los sistemas de comunicaciones es una forma de realizar una difusión masiva de cualquier servicio que pueda ser transmitido por este medio. Lugares como las montañas, las rutas, sitios rurales o las ciudades no podrían disfrutar de la magia de la telefonía móvil o sería casi imposible para nuestro proveedor de internet brindarnos el servicio sin la existencia de este medio de comunicación.

El esquema que representa la forma de establecer una comunicación [26] es muy similar a la forma en que nos comunicamos entre los seres humanos. La Figura 1 muestra de manera muy sencilla dicho esquema.

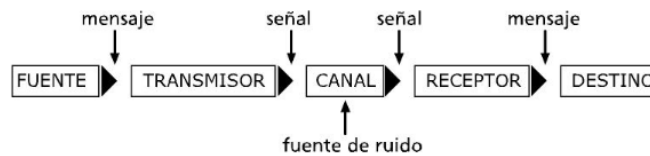


Figura 1: Esquema general de la comunicación

Si la calidad de la transmisión es buena, es decir que el medio no tiene ruidos o interferencias que puedan afectar el mensaje, entonces el receptor puede recibir el mensaje. En los medios inalámbricos puede interpretarse como si la fuente es el servicio que deseo llevar al destino (datos, voz, etc.), el mensaje es la codificación binaria en algún sistema que prepara al mensaje para poder ser transferido por un medio electrónico, el dispositivo transmisor (antena base) emite el mensaje codificado a través de un medio (aire), un canal dentro de ese medio (señal portadora que modula el mensaje codificado). Existen ruidos (obstáculos o interferencias) que generan distorsiones sobre el canal (deformaciones sobre la portadora, pérdidas de campo por obstáculos, etc.). El receptor recibe la señal portadora que trae el mensaje modulado y decodifica el mensaje nuevamente para el destino (dispositivo remoto). Este proceso se repite de manera bidireccional para el caso de la voz o los datos o uni direccional para el caso de la radio.

El medio que permite la comunicación inalámbrica entre dos puntos (base y remoto) es el canal (onda portadora), caso contrario el esquema de comunicación se rompe como se muestra en la Figura 2.

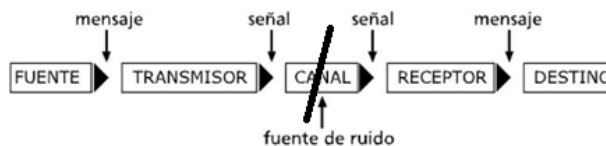


Figura 2: Ausencia de onda portadora

En consecuencia, para llevar adelante el diseño de una red inalámbrica debemos asegurarnos que la cobertura llegue a todos los puntos posibles a los cuales debemos satisfacer con el servicio; o bien asegurarnos que la onda portadora esté disponible en todo momento libre de fuentes de ruidos para asegurar que el esquema de comunicación no se

rompa. En primera instancia se debe realizar un relevamiento de los puntos que podrían ser utilizados para la instalación de radio bases. Sobre el conjunto de puntos factibles se deben seleccionar los sitios de tal manera que se maximice la cobertura de un área dada y se minimice el uso de radio bases. Este proceso según la forma tradicional [2] de diseño de redes inalámbricas orientadas al servicio de telefonía móvil se denomina Diseño de la Red de Radio o RND. Las otras etapas de esta metodología incluyen asignación de frecuencias, canales dentro una frecuencia, etc. Pero está claro que sin una cobertura de señal el resto de los problemas planteados en el diseño de una red no pueden surgir. Según [11] el problema de RND pertenece a la clase NP-Completa, lo que permite que el mismo sea abordado mediante el uso de metaheurísticas. Una de las características más importantes de las metaheurísticas es su generalidad para ser aplicadas a cualquier problema [9], y en base a las lecturas realizadas sobre comunicaciones [6], [14] y [15] el modelo matemático es el que determina el tipo de servicio que se va a implementar. Por lo tanto, es factible analizar con una metaheurística una distribución de radio bases en una ciudad aplicando el modelo Okemura-Ata¹, en un ámbito rural con el modelo Longley – Rice [14] o con modelos específicos desarrollados por compañías como Ericsson². Por lo tanto, al lograr la cobertura sobre la superficie deseada con un nivel de señal adecuado, estaríamos en capacidad de poder brindar algún servicio basado en alguna tecnología. Los Algoritmos Genéticos (AGs), son métodos adaptativos, generalmente utilizados en problemas de búsqueda y optimización de parámetros, basados en la reproducción sexual y en el principio de supervivencia del más apto [19]. En general estos algoritmos pueden ser adaptados a una amplia gama de problemas, con una implementación sencilla [9]. Estas características facilitan la representación y el tratamiento del problema de RND independientemente de la tecnología para la cual se esté diseñando la red de radio (WiMax, TETRA, GSM, 3G, 4G, EDGE, WCDMA, UMTS, etc.).

El estado del arte desarrollado en [10] establece como referencia de investigación un algoritmo genérico para la resolución del problema de RND desarrollado por [11] basado en teoría de grafos. A partir de este trabajo se llevaron adelante diversas investigaciones utilizando AGs para resolver el problema de RND, como los que se presentan en [22], [23] y [25] hasta la aplicación de modelos paralelos [9], [20], [21] y [24].

Basados en el enfoque tradicional de diseño de una red de radio [2] se aplicará y analizará el uso de diferentes AGs canónicos (con operador de cruce de un punto, de dos puntos y de cruce uniforme) para resolver el problema de RND. La variante aportada en este trabajo es el uso de una función objetivo basada en la proporcionalidad de la cobertura de la superficie con respecto a la señal irradiada que minimiza las interferencias por superposición de lóbulos de radiación y el uso de radio bases como recursos de elevado costo.

El presente trabajo se organiza de la siguiente manera, en la Sección 2 se presenta el marco teórico dando un estado del arte sobre el uso de metaheurísticas y en particular de algoritmos genéricos aplicados al RND, los conceptos relacionados con antenas, algoritmos genéticos y el uso de estos conceptos para la modelización del problema. En la Sección 3 se presenta la formulación del problema y los parámetros de evaluación. En la Sección 4 se muestra el diseño de los diferentes experimentos y los resultados obtenidos aplicando la metaheurística seleccionada. La Sección 5 presenta las conclusiones finales y trabajos futuros.

¹ Nokia Network Oy, GSM Air Interface & Network Planning, Training Document, Jan 2002

² T. Ozaki, 9999 Model Algorithm, Ericsson 2006

2 Marco Teórico

2.1 Antecedentes de uso de Metaheurísticas para el problema de RND

Con el surgimiento de las redes inalámbricas el problema de planificación de la red de radio ha tenido numerosas formas de resolución. En principio fueron empleados métodos analíticos donde se intenta predecir el valor de nivel de señal en diferentes escenarios de terreno. Uno de los primeros trabajos que permitían realizar esta predicción con un nivel de realismo adecuado y una complejidad aplicable del modelo es [14]. Originalmente fue desarrollado a fines de los 60', cuando la difusión de la radio y la televisión eran importantes sistemas que requerían mejores ingenierías. En [13] se realiza un trabajo más profundo centralizado en modelos de predicción sobre el canal de radio o medio de transmisión, un aspecto central y vital para tratar las limitaciones y la performance de los sistemas de radio.

La complejidad del problema motivó el uso de las metaheurísticas, podemos ver a [8] como uno de los primeros antecedentes en el tema con el uso de recocido simulado (Simulated Annealing, SA). La investigación muestra a la metaheurística como un enfoque viable para manejar de manera práctica el problema de seleccionar sitios para instalar radio bases en un entorno urbano. También podemos ver que [5] presenta un algoritmo denominado Algoritmo Adaptativo para el Posicionamiento de Radio Bases (ABPA) que también utiliza SA para el análisis de las soluciones y un modelo de Línea de Vista (LOS) para determinar el nivel de cobertura de la señal.

En [10] se realiza una revisión general de diferentes metaheurísticas resolviendo el problema de RND. El estudio pretende ofrecer una base de referencia confiable sobre un amplio espectro de algoritmos y medidas precisas de comparación de la eficiencia, confiabilidad y rapidez de las diferentes técnicas aplicadas a la resolución del RND. En este trabajo se destaca a [11] quién utilizó una AG aplicado a comunicaciones móviles a mediados de los 90 y por el desarrollo de un entorno de trabajo conocido como STORMS (Software Tools for Optimization of Resource in Mobile Systems).

Numerosos AGs han sido utilizados con implementaciones paralelas o multi objetivo. Un ejemplo de esto es [4] donde se modela el problema en su máxima complejidad práctica, basado una optimización combinatoria con restricciones multiobjetivo con un enfoque Pareto para encontrar el conjunto de redes no dominantes y diversificadas.

En [17] se plantea el uso de una heurística para resolver el problema de RND, formada por tres fases secuenciales. La fase uno ejecuta el preprocesamiento de las restricciones del problema, eliminando de esta forma un gran número de “malas” combinaciones. La fase dos ejecuta una optimización utilizando Tabu (TS) sobre un espacio de búsqueda reducido. La fase tres es de post optimización ejecutando la sintonía fina de los parámetros de las antenas.

También hay antecedentes de uso de otras metaheurísticas para la resolución de este problema como se muestra en [18], utilizando Evolución Diferencial (ED), SA, CHC (un tipo de Evolución Diferencial), PBIL (población basada en conocimiento incremental) basado en algoritmos genéticos y aprendizaje competitivo. A excepción de ED el resto de las metaheurísticas alcanzaron el 100% de la cobertura.

Nuevos trabajos de investigación aplicando algoritmos genéticos toman aspectos específicos del problema, tales como el control de potencia de los transmisores [16] o la asignación de frecuencias para las redes de tipo WCDMA [12].

2.2 Descripción del problema

Se han empleado diferentes técnicas y modelos para realizar la planificación de la red celular, el enfoque analítico desarrollado por [7] presenta las siguientes etapas:

- Definición de la red de radio:** Un experto humano selecciona los sitios donde se deben instalar las celdas a fin de obtener una estructura regular, generalmente el concepto más popular es que la distribución de los transmisores sea determinada por una grilla hexagonal sobre el terreno.
- Análisis de Propagación:** En esta fase se utilizan los parámetros del transmisor a fin de realizar una evaluación de cobertura mediante métodos predictivos (analíticos) sobre la intensidad de la señal sobre el terreno que se desea cubrir.
- Establecimiento de Frecuencias:** Los aspectos relacionados con la capacidad de la red de radio se establecen en este punto. En principio se realiza una distribución del posible tráfico dentro de la región planificada basado en la estructura demográfica del área. El número requerido de canales de tráfico y frecuencias de cada celda es computado mediante el uso de técnicas analíticas de planificación de capacidades de tráfico tales como la fórmula Erlang.
- Análisis de la red de radio:** En esta etapa se calcula la calidad del servicio que se brindaría sobre el área con respecto a la probabilidad de bloquear o quitar el servicio a una persona que esté cambiando de celda. Nuevamente, un método estocástico estima la demanda de uso del sitio basado en la base de datos de tráfico es utilizado para calcular la performance del sistema. La Figura 3 muestra el proceso de planificación basado en este modelo.

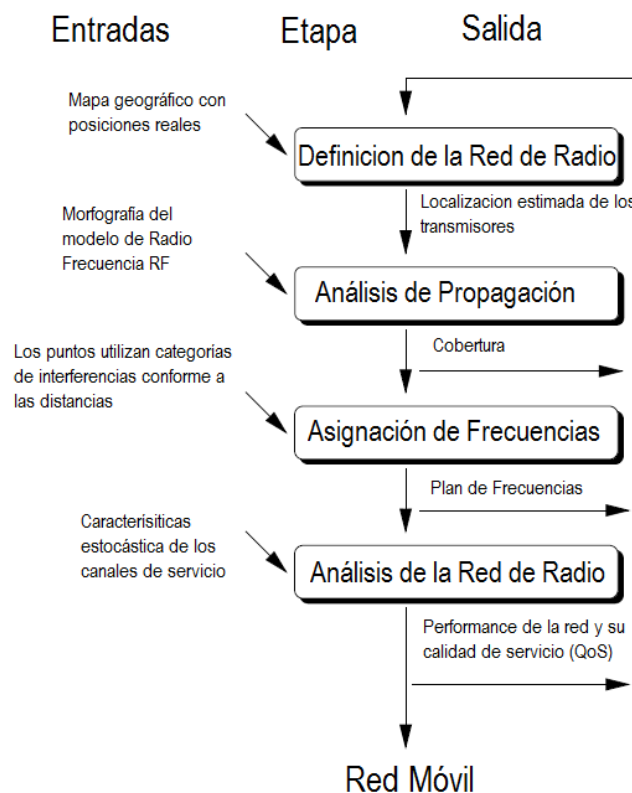


Figura 3: Proceso Analítico de una red móvil

Desde esta perspectiva podemos inferir que la base del problema surge de la combinación de dos aspectos,

- **Topográfico:** involucra todo lo relacionado con la posición geográfica de las estaciones y la topología del salto, es decir, lo referido a las cotas y los accidentes del terreno, las coordenadas y azimut (orientación con respecto al norte geográfico) de las estaciones y la distancia entre estaciones.
- **Radio eléctrico:** abarca todo lo vinculado a la propagación de la onda electromagnética como son los fenómenos de difracción, refracción, absorción, etc.

Alcanzar el objetivo de calidad de la red depende de la selección de los sitios donde se instalará la radio base junto con la determinación de los parámetros de radio frecuencia tales como la máxima potencia transmitida, la altura de las antenas o el número de antenas y su orientación sobre sectores determinados³.

Es importante destacar que este procedimiento puede extenderse a cualquier servicio del tipo inalámbrico, tales como redes, Wifi, telefonía celular, WiMax, TETRA, etc, solamente aplicando el modelo matemático correspondiente al servicio.

2.3 Antenas

Una antena se puede definir como un conductor eléctrico (o conjunto de conductores) utilizado para irradiar o captar energía electromagnética. Para transmitir la señal, la energía eléctrica proveniente del transmisor se convierte a energía electromagnética en la antena, radiándose al entorno cercano (la atmósfera, el espacio o el agua) [1]. Para recibir una señal, la energía electromagnética capturada por la antena se convierte a energía eléctrica y se pasa al receptor.

En las comunicaciones bidireccionales, la misma antena puede usar, y a menudo se usa, tanto para la transmisión como para la recepción. Esto es posible debido a que cualquier antena transfiere energía desde el entorno hacia el receptor con la misma eficacia con la que se transfiere energía en el sentido contrario, suponiendo que se utiliza la misma frecuencia en ambas direcciones. En otras palabras, las características de una antena son las mismas para recibir y para transmitir energía electromagnética.

En general, una antena radiará potencia en todas las direcciones, si bien normalmente no lo hará igual de bien en todas las direcciones. Una forma habitual de caracterizar las prestaciones de una antena es mediante su diagrama de radiación, el cual consiste en una representación gráfica de las propiedades de radiación de la antena en función de la dirección. El diagrama de radiación más simple corresponde con el caso ideal, denominado la antena isotrópica. Una antena isotrópica es un punto en el espacio que irradia potencia de igual forma en todas las direcciones. En este caso, el diagrama de radiación consistirá en una esfera centrada en la posición de la antena isotrópica.

2.3.1 Omni Direccionales

Una antena omnidireccional es aquella antena que puede irradiar la misma energía en todas las direcciones posibles a su alrededor. Para tal fin se considera una fuente de irradiación isotrópica que emite una potencia P_e y una esfera de radio “ d ” atravesada por P_e . Si la potencia total es P_e entonces la potencia por unidad de superficie a la distancia “ d ” se formula según la Ecuación 1 y el patrón de radiación se muestra en la Figura 4.

³ J. Ísola, Programa de Cálculo de Radioenlaces en Frecuencias Superiores a 1 Ghz, Mayo 2006

$$\delta = \frac{P_e}{4\pi d^2} \quad (1)$$

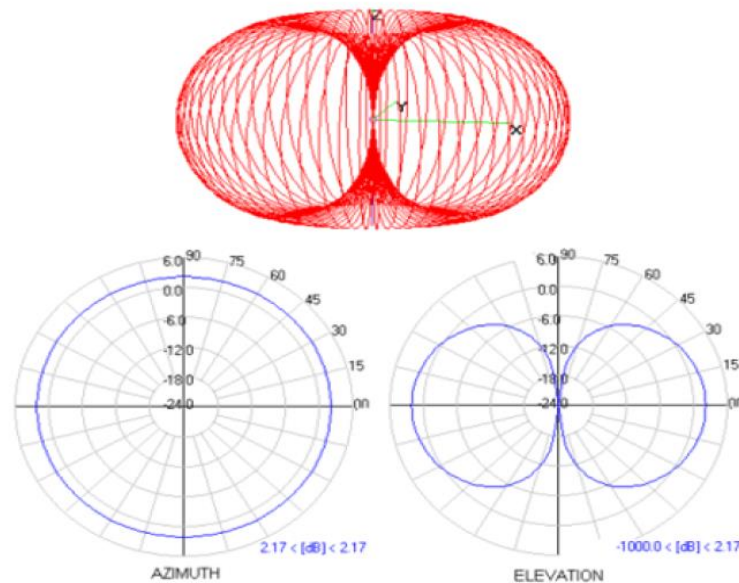


Figura 4: Patrón de irradiación de una antena omni direccional

2.4 Algoritmos Genéticos

Los AGs son algoritmos de búsqueda que imitan el comportamiento de la selección natural. Buscan la mejor solución de un determinado problema (ej. Maximizar una función) mediante la generación de un conjunto (población) de soluciones potenciales (individuos) para el problema y a través de operaciones de mutación y recombinación se espera que surjan mejores soluciones a partir del conjunto inicial. Este proceso continua hasta que se encuentra una solución lo suficientemente aceptable para el problema [19], [27].

Los AGs codifican las variables de decisión de un problema de búsqueda dentro de un alfabeto finito de una cadena de caracteres con una cierta cardinalidad. La cadena que representa una solución candidata para el espacio de búsqueda del problema es referida como un “cromosoma”, el alfabeto es referido como “genes” y el valor de los genes es llamado “alelos”. Por ejemplo para el problema del viajante, un cromosoma representa una ruta y un gen representa una ciudad. En contraste con los métodos tradicionales de optimización, los AG trabajan codificando los parámetros más que con los parámetros en sí mismos.

Para evolucionar las buenas soluciones e implementar la selección natural, se necesita una medida para distinguir buenas soluciones de las malas soluciones. La medida podría ser una función objetivo, que puede ser representada mediante un modelo matemático o una simulación de computadora o podría ser una función subjetiva que puede seleccionar las mejores soluciones de otras peores. En esencia, la función objetivo establece una medida que

debe determinar la calidad (fitness) de la solución candidata, que luego será utilizada subsecuentemente por el AG como guía en su evolución a mejores soluciones.

Una vez que el problema fue codificado dentro de un cromosoma y la función de fitness puede separar las buenas de las malas soluciones, se puede comenzar a evolucionar las soluciones en el espacio de búsqueda del problema utilizando los siguientes pasos:

1. **Inicialización:** La población inicial es generada aleatoriamente a través del espacio de búsqueda. Sin embargo, conocimiento específico del contexto del problema o cualquier otra información puede ser fácilmente incorporada.
2. **Evaluación:** Una vez que la población fue inicializada o una población descendiente es creada, el fitness de cada solución candidata es evaluado.
3. **Selección:** La selección coloca más copias de las soluciones con mayor fitness e impone un mecanismo de supervivencia para las soluciones candidatas. La principal idea de la selección es preferir las mejores soluciones de las peores. Muchos métodos de selección han sido propuestos para complementar esta idea, incluyendo la selección por rueda de la ruleta, selección estocástica universal, selección por ranking y selección por torneos.
4. **Recombinación:** La recombinación combina parte de dos o más soluciones padres para crear una nueva solución. Hay muchas maneras de llevar a cabo la misma, y el buen desempeño depende de un diseño apropiado del mecanismo de recombinación. La descendencia luego de la recombinación no será idéntica a cualquiera de los padres en particular en su lugar recombinará los rasgos de sus padres de una nueva forma. [3]. A continuación se explican los métodos utilizados en el presente trabajo:
 - **Cruzamientos de k puntos:** Cruzamientos de uno y dos puntos son la manera más simple y más utilizada de los métodos de cruzamiento. El operador de cruzamiento de un punto selecciona un punto de cruzamiento de manera aleatoria sobre la longitud total de la cadena y los alelos uno a uno son intercambiados entre los individuos. En el cruzamiento de dos puntos, dos puntos de cruzamiento son seleccionados de manera aleatoria. Los alelos entre los dos puntos de cruzamiento son intercambiados entre los dos individuos apareados. (ver Figuras 5 y 6)
 - **Cruzamiento Uniforme:** En este operador de cruzamiento cada alelo es intercambiado de a pares mediante una selección basada en probabilidad p_c , conocida como probabilidad de intercambio. El valor usual que es tomado para esta probabilidad es de 0.5 (ver Figura 7).
5. **Mutación:** Mientras que la recombinación opera sobre dos o más cromosomas padres, la mutación de manera local pero aleatoria modifica la solución. Nuevamente, hay muchas variantes para realizar una mutación, pero usualmente esta involucra uno o varios cambios sobre uno o varios rasgos de cada individuo.
6. **Reemplazo:** La población descendiente creada mediante selección, recombinación y mutación reemplaza la población original de padres. Muchas técnicas de reemplazo son utilizadas por los AGs, tales como reemplazo elitista (utilizado en este trabajo), reemplazo completo de la generación y estado estacionario.
7. Se repiten los pasos de 2 a 6 hasta que la condición de terminación es alcanzada.

La Figura 5 muestra el pseudocódigo de un algoritmo genético.

```

{
//t: generacion corriente (tiempo)
// P(t): poblacion en la generacion t
generar P(0);
evaluar P(0);
t = 0 ;
while ( not (Condicion de terminacion) ) do
    P'(t) = seleccionar( P(t) );
    P'(t) = aplicar operadores( P'(t) );
    P(t+1) = reemplazar( P(t), P'(t) );
    evaluar P(t+1);
    t = t + 1;
end while
return Mejor Solucion Encontrada;
}
    
```

Figura 5: Pseudocódigo de una algoritmo genético

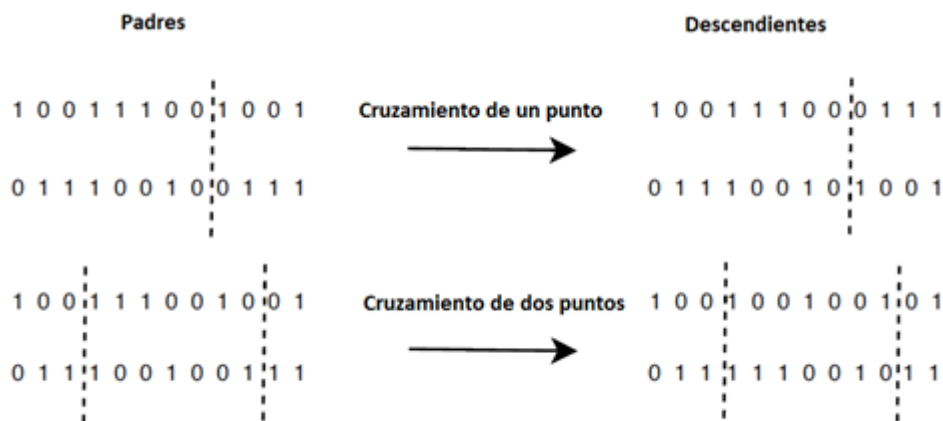


Figura 6: Operador de cruzamiento de uno y dos puntos

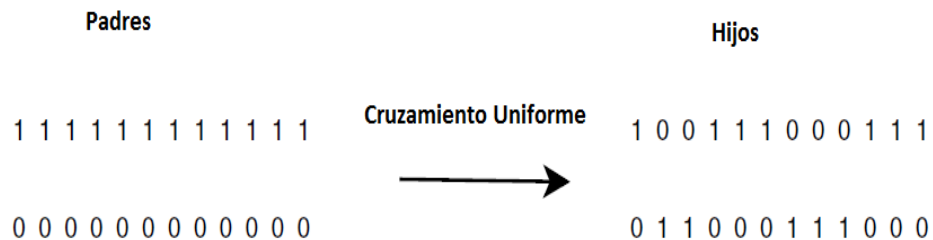


Figura 7: Operador de cruzamiento uniforme

3 Formulación del Problema y Parámetros de Evaluación

En la presente sección se muestran las diferentes formulaciones matemáticas que permiten describir los variados aspectos del problema, tales como, el terreno, el diagrama de cobertura de la antena, la distribución de las antenas en el terreno y en particular la calidad de cada una de las posibles redes de radio.

La función objetivo propuesta relaciona la cobertura de la red de radio y el uso de los recursos utilizados. Tal como lo establece el modelo tradicional de desarrollo de una red de radio se busca lograr máxima cobertura sobre una superficie a diferencia de lo propuesto por [11] que intenta satisfacer a un conjunto de puntos pre establecidos en el terreno la demanda de servicio. Se brinda un ejemplo de aplicación para analizar los resultados obtenidos de los parámetros de evaluación.

Formulación de la superficie

La formulación consiste en la discretización de la superficie a cubrir mediante el uso de una matriz T de $m \times n$, pudiendo relacionar la latitud y la longitud con coordenadas i, j de cada celda de la matriz.

La Figura 8 muestra cómo puede modelarse una superficie mediante una cuadrícula o matriz pudiéndose reunir los datos necesarios que caracterizan a la misma en el contenido de la celda. Para el caso del experimento no se consideraron obstáculos ni alturas del terreno.

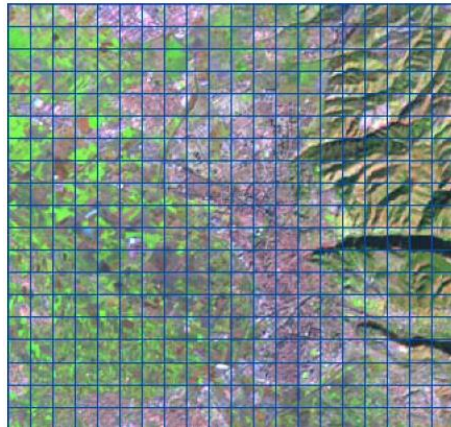


Figura 8: Discretización de una superficie de terreno

Diagrama de cobertura de una antena

Para simplificar el problema se utilizaron antenas omnidireccionales (que irradian en todas direcciones) basados en el modelo isotrópico (misma energía en todos los sentidos). Para el modelado de la misma sobre la matriz de terreno T se busca el conjunto de celdas t_{ij} de T que se encuentren a la misma distancia en celdas (lóbulo de la antena) con respecto al centro establecido por el lugar candidato c_{ij} . Para el caso de la matriz la idea de omni direccional se modela mediante una matriz cuadrada alrededor del punto candidato c_{ij} . La Figura 9 muestra un ejemplo de modelado de una antena omnidireccional de radio 2 alrededor del punto c_{ij} .

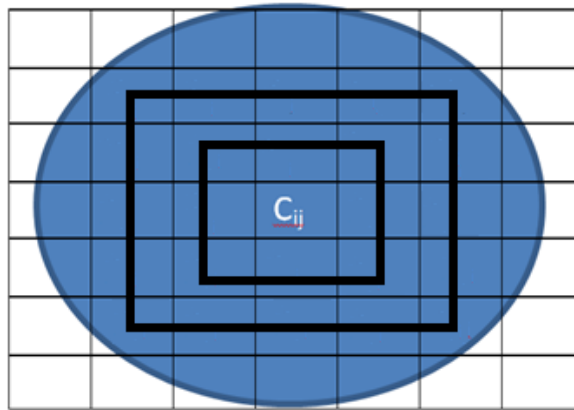


Figura 9: Modelado de una antena omni direccional

Los sitios candidatos para la instalación de las antenas se representan como un conjunto de celdas s_{ij} que pertenecen a S con S incluido en T . Estos serán el centro de irradiación de cada antena generando señal a su alrededor sobre un conjunto de celdas t_{ij} .

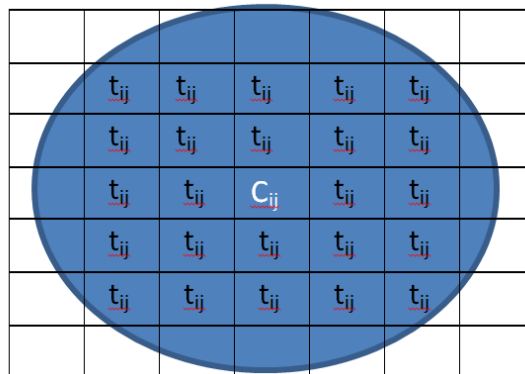


Figura 10: Modelado de puntos del terreno cubiertos por una antena omnidireccional

Distribución de antenas y cobertura de la red

El objetivo del problema es encontrar el subconjunto de sitios candidatos $r_{ij} \subseteq R$ con $R \subseteq S$ de manera tal que se maximice la cobertura del área y se minimicen las interferencias (sitio del terreno que es cubierto por más de una antena) y el uso de recursos.

La Figura 11 muestra una correcta distribución de antenas donde no se superponen lóbulos de radiación procurando una máxima cobertura.

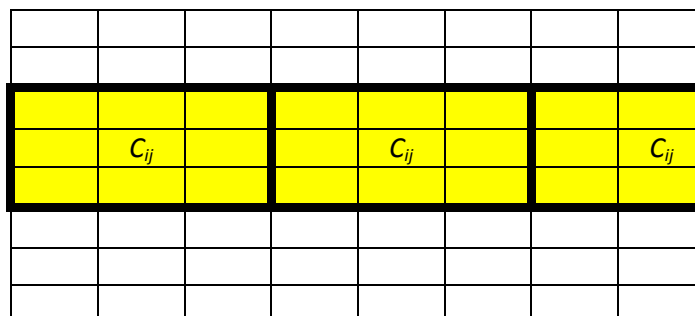


Figura 11: Distribución deseada de cobertura

La Figura 12 muestra una mala distribución donde se hay partes del terreno que son iluminadas por más de una antena

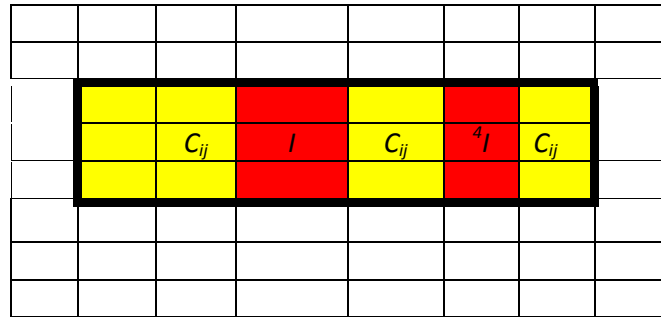


Figura 12: Distribución con interferencias

Función de evaluación

La función objetivo propuesta se muestra en la Ecuación 2, donde la primera componente de la ecuación determina el grado de cobertura del terreno siendo el valor 1 la máxima cobertura, ya que si no existen sitios sin señal, es decir sitios NO Cubiertos, el numerador del cociente es 0. Con esto se satisface la primera parte del objetivo que es maximizar el área cubierta. La segunda componente de la Ecuación 2 analiza la calidad con la cual se realiza la cobertura del terreno, siendo la mejor situación el valor 1, eso significa que no hay sitios que sean cubiertos por más de una antena.

$$f(x) = \left(1 - \frac{\text{Sitios NO Cubiertos}}{\text{Total de puntos en el terreno}}\right) \times \left(1 - \frac{\text{Sitios Interferidos}}{\text{Sitios Cubiertos}}\right) \quad (2)$$

En consecuencia esto lleva a buscar soluciones que ocupen menos antenas para realizar la cobertura del terreno. El peor caso sería poner en funcionamiento todos los sitios, se entiende que se alcanzaría la máxima cobertura pero también tendríamos el máximo nivel de interferencias y utilización de recursos. Pero si todos los sitios están cubiertos pero a su vez todos interferidos el resultado final de la ecuación sería 0, con lo cual esa solución queda descartada.

Ejemplo de Aplicación

A continuación se brinda un ejemplo consistente en el análisis de cuatro posibles soluciones de un conjunto candidato de 5 sitios coordinados en una matriz que discretiza un terreno de 5x5.

Distribución de sitios candidatos

Sea $S = \{(1,5), (2,2), (3,4), (4,1), (5,3)\}$, conjunto de todos los sitios candidatos, T la matriz de $n \times m$ que discretiza el terreno a representar, se tiene al matriz de distribución conforme se muestra en la Figura 13

⁴ I = interferencia

	1	2	3	4	5
1					X
2		X			
3				X	
4	X				
5			X		

Figura 13: Matriz de distribución de sitios candidatos

Se define una función $f(i,j)$ para caracterizar cada punto en el terreno, donde i representa las filas y j representa las columnas según se muestra en la Ecuación 3.

$$f(i,j) = \begin{pmatrix} 1 & \text{si } t_{(i,j)} \text{ está cubierto solamente por un lóbulo de radiación} \\ 0 & \text{si } t_{(i,j)} \text{ no está cubierto por ningún lóbulo de radiación} \\ 3 & \text{si } t_{(i,j)} \text{ está cubierto más de un lóbulo de radiación} \end{pmatrix} \quad (3)$$

Luego se analizan los subconjuntos $R \subseteq S$ aplicando la función objetivo propuesta

- Solución candidata 1

Sea $R_1 = \{(1,5), (2,2)\}$ el subconjunto de S cuya matriz de distribución y cobertura se muestran en la Figura 14 y Figura 15 respectivamente, siendo esta última el resultado de aplicar la función de cobertura.

	1	2	3	4	5
1					X
2		X			
3					
4					
5					

Figura 14: Matriz de distribución para R_1

	1	2	3	4	5
1	1	1	1	1	<u>1</u>
2	1	<u>1</u>	1	1	1
3	1	1	1	0	0
4	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0

Figura 15: Matriz de cobertura para R_1

Luego de aplicar la función de asignación de Ecuación 3 y basados en el modelo de un lóbulo omnidireccional como se muestra en la Figura 8 por cada sitio se procede a cuantificar los valores obtenidos. El resultado de este proceso se muestra en la Tabla 1.

Cubiertos	No Cubiertos	Interferidos	Antenas	Puntos Totales
13	12	0	2	25

Tabla 1: Cuantificación de los puntos del terreno de la matriz de cobertura R_1

La evaluación de la calidad de la solución para R_1 se muestra conforme a la Ecuación 4.

$$f(x) = \left(1 - \frac{12}{25}\right) \times \left(1 - \frac{0}{13}\right)$$

$$f(x) = (1 - 0,48) \times (1 - 0) \quad (4)$$

$$f(x) = (0,52) \times (1,0) = 0,52$$

- Solución candidata 2

Sea $R_2 = \{(1,5), (2,2), (5,3)\}$ el subconjunto de S cuya matriz de distribución y cobertura se muestran en la Figura 16 y la Figura 17 respectivamente. La Tabla 2 muestra el resultado de aplicar la función de cobertura.

	1	2	3	4	5
1					X
2		X			
3					
4					
5			X		

Figura 16: Matriz de distribución para R_2

	1	2	3	4	5
1	1	1	1	1	<u>1</u>
2	1	<u>1</u>	1	1	1
3	1	1	1	0	0
4	0	1	1	1	0
5	0	1	<u>1</u>	1	0

Figura 17: Matriz de cobertura para R_2

Cubiertos	No Cubiertos	Interferidos	Antenas	Puntos Totales
19	6	0	3	25

Tabla 2: Cuantificación de los puntos del terreno de la matriz de cobertura R_2

La evaluación de la calidad de la solución para R_2 se muestra conforme a la Ecuación 5.

$$f(x) = \left(1 - \frac{6}{25}\right) \times \left(1 - \frac{0}{19}\right)$$

$$f(x) = (1 - 0,24) \times (1 - 0) \quad (5)$$

$$f(x) = (0,76) \times (1) = 0,76$$

- Solución candidata 3

Sea $R_3 = \{(2,2), (3,4), (1,5)\}$ el subconjunto de S cuya matriz de distribución y cobertura se muestran en la Figura. 18 y Figura 19 respectivamente. La Tabla 3 muestra el resultado de aplicar la función de cobertura.

	1	2	3	4	5
1					X
2		X			
3				X	
4					
5					

Figura 18: Matriz de distribución para R_3

	1	2	3	4	5
1	1	1	1	1	<u>1</u>
2	1	<u>1</u>	3	3	3
3	1	1	3	<u>1</u>	1
4	0	0	1	1	1
5	0	0	0	0	0

Figura 19: Matriz de cobertura para R_3

Cubiertos	No Cubiertos	Interferidos	Antenas	Puntos Totales
18	7	4	3	25

Tabla 3: Cuantificación de los puntos del terreno de la matriz de cobertura R_3

La evaluación de la calidad de la solución para R_3 se muestra conforme a la Ecuación 6.

$$\begin{aligned}
 f(x) &= \left(1 - \frac{7}{25}\right) \times \left(1 - \frac{4}{18}\right) \\
 f(x) &= (1 - 0,28) \times (1 - 0,22) \\
 f(x) &= (0,72) \times (0,78) = 0,561
 \end{aligned}
 \tag{6}$$

- Solución candidata 4

Sea $R_4 = \{(1,5), (2,2), (3,4), (4,1), (5,3)\}$ el subconjunto de S cuya matriz de distribución y cobertura se muestran en la Figura 20 y Figura 21 respectivamente. La Tabla 4 muestra el resultado de aplicar la función de cobertura.

	1	2	3	4	5
1					X
2		X			
3				X	
4	X				
5			X		

Figura 20: Matriz de distribución para R₄

	1	2	3	4	5
1	1	1	1	1	<u>1</u>
2	1	<u>1</u>	3	3	3
3	3	3	3	<u>1</u>	1
4	<u>1</u>	3	3	3	1
5	1	3	<u>1</u>	1	0

Figura 21: Matriz de cobertura para R₄

Cubiertos	No Cubiertos	Interferidos	Antenas	Puntos Totales
24	1	10	5	25

Tabla 4: Cuantificación de los puntos del terreno de la matriz de cobertura R₄

La evaluación de la calidad de la solución para R₄ se muestra conforme a la Ecuación 7.

$$f(x) = \left(1 - \frac{1}{25}\right) \times \left(1 - \frac{10}{24}\right)$$

$$f(x) = (1 - 0,04) \times (1 - 0,41) \quad (7)$$

$$f(x) = (0,96) \times (0,59) = 0,566$$

Basados en la función objetivo podemos realizar una comparativa entre las diferentes soluciones y establecer observaciones que permiten seleccionar el individuo que cumple con el objetivo planteado. La Tabla 5 resume los valores obtenidos por cada uno de los subconjuntos candidatos

Individuo	Cubiertos	No Cubiertos	Interferidos	Antenas	$f(x)$
R ₁	13	12	0	2	0,480
R₂	19	6	0	3	0,760
R ₃	18	7	4	3	0,561
R ₄	24	1	10	5	0,556

Tabla 5: Valoración de soluciones candidatas

Podemos observar que la solución R₂ es la que mejor cumple con el objetivo propuesto, ya que tiene el mayor valor objetivo, 0.76, está claro que comparada su cobertura con la solución R₄, tiene una menor cobertura, pero la calidad de R₂, en cuanto al uso de los recursos (3 antenas) y la cantidad de interferencias (0), hace que sea preferible a R₄, donde se cubren 24 puntos pero con 5 antenas y 10 interferencias.

También podemos observar que R_4 es casi la peor de todas las soluciones a pesar de lograr casi una cobertura total, esto indica que la fórmula castiga el uso excesivo de recursos e interferencias.

Modelado del Problema

Para resolver el problema planteado de manera automatizada se procedió a utilizar un algoritmo genético canónico con un operador de cruce de un solo punto (AG-OPX). El mecanismo de selección fue el de la ruleta, con una probabilidad de mutación bit a bit de cada componente de la solución. El reemplazo de la población fue del tipo elitista conservando siempre la mejor solución candidata.

El AG trabaja de la siguiente manera:

- **Soluciones**
 Se definen las soluciones candidatas como todos los subconjunto posibles R_i que conformen una red de radio.
- **Codificación**
 La codificación de los subconjuntos posibles R_i se realiza mediante un cromosoma donde cada gen representa un sitio candidato, el valor del alelo $\{0,1\}$ significa si el sitio forma parte o no de la solución candidata.
- **El cromosoma**
 El cromosoma representa la red de radio, se define un vector de tamaño n , siendo n el número de sitios candidatos que compondría la red.

A continuación se muestra cómo quedaría el gen correspondiente al ejemplo R_2 como se muestra en la Figura 22.

$$S = \{(1,5), (2,2), (3,4), (4,1), (5,3)\},$$

Solución R_2

$$R_2 = \{(1,5), (2,2), (5,3)\}$$

1	1	0	0	1
---	---	---	---	---

Figura 22: Composición del cromosoma para el problema de RND

Dado que la solución se codifica con 0 y 1 se aplican los operadores de mutación y crossover en forma directa sobre el individuo. Luego se aplica la función de evaluación propuesta utilizando reemplazo elitista.

En este trabajo se presentan además dos versiones de AG, una denominada AG-TPX que utiliza un operador de crossover de dos puntos y otra denominada AG-UX que utiliza el crossover uniforme. En la siguiente sección se presenta el diseño de experimentos y el análisis de los resultados obtenidos por los tres algoritmos propuestos.

4 Diseño de experimentos y resultados

Para analizar el desempeño de los AGs propuestos (AG-OPX, AG-TPX y AG-UX) aplicados al problema de RND, se generaron diferentes instancias variando las cantidades de sitios candidatos, tamaños de población y dimensiones de superficie. El espacio de búsqueda del algoritmo queda determinado por 2^n siendo n la cantidad de sitios candidatos. Se comenzó con un tamaño $n = 32$ y en la última instancia se utiliza un $n = 400$.

La matriz que representa el terreno tiene un tamaño inicial de 12x12 elementos, en incremento de 3 celdas por fila y columna hasta llegar a 30x30. Se busca analizar el comportamiento del algoritmo con diferentes grados de complejidad en el terreno y cantidad de sitios candidatos.

La antena utilizada representa una cobertura del tipo omnidireccional con centro c_{ij} y radio de un elemento alrededor del centro cubriendo una cantidad de nueve celdas por antena de la matriz del terreno.

La plataforma utilizada fue Windows 8 con procesador Intel® Core™ i7-3630QM con 12 Gb de memoria RAM y 1 Tb de disco rígido. Los algoritmos fueron codificados en lenguaje C con el entorno CodeBlocs 12.11⁵.

Para el tamaño de la población se utilizaron 100 y 200 individuos con 2.500 y 5.000 iteraciones respectivamente. En ambos casos se obtiene el mismo parámetro, 500.000 evaluaciones totales. La probabilidad de cruce utilizada fue de 0.9 y la de mutación 0.001 con un operador de mutación de intercambio. La condición de finalización está determinada por lograr la cobertura total o por alcanzar el número máximo de evaluaciones. A los resultados obtenidos se le aplicaron test estadísticos utilizando la herramienta SSPS 15.0.

Determinación del tamaño de la población

Para sintonizar los parámetros de entrada de los algoritmos se establecieron 14 instancias de prueba utilizando el AG-OPX como prototipo. Con la población de 100 individuos y 5.000 iteraciones se busca ver el comportamiento del algoritmo mediante la exploración. Con la población de 200 individuos y 2.500 iteraciones se estudia el comportamiento basado en la diversidad. La Tabla 6 muestra las 14 instancias utilizadas con el AG-OPX para selección de los parámetros de entrada.

Instancia	Matriz	Tamaño	Sitios	Instancia	Matriz	Tamaño	Sitios
Inst_01	12x12	144	32	Inst_08	21x21	441	196
Inst_02	12x12	144	64	Inst_09	24x24	576	128
Inst_03	15x15	225	50	Inst_10	24x24	576	256
Inst_04	15x15	225	100	Inst_11	27x27	729	162
Inst_05	18x18	324	72	Inst_12	27x27	729	324
Inst_06	18x18	324	144	Inst_13	30x30	900	200
Inst_07	21x21	441	98	Inst_14	30x30	900	400

Tabla 6: Configuración inicial de las instancias del experimento

La columna Instancia tiene el nombre de cada una de las instancias, la columna Matriz tiene los valores que indican la cantidad de filas y columnas de cada una de las matrices utilizadas para discretizar del terreno. La columna Tamaño indica la cantidad de celdas de cada una de las matrices como resultado del producto de las filas por las columnas de cada matriz. La columna sitios indica la cantidad de sitios candidatos para cada instancia.

⁵ <http://www.codeblocks.org/home>

Para cada una de las instancias del experimento de la Tabla 6 con el AG-OPX se realizaron 30 corridas independientes. La Tabla 7 muestra los resultados del experimento para las 7 instancias con población de 100 individuos. La Tabla 8 muestra los resultados obtenidos para las 7 instancias con 200 individuos.

En ambas tablas la columna Valor Objetivo se compone de dos sub columnas, la sub columna Mediana del valor objetivo de las 30 iteraciones y la sub columna Error Porcentual con respecto al mejor valor conocido para este caso es el valor 1. La columna Tiempo en segundos muestra el tiempo que llevó la ejecución de cada instancia, la columna Iteración indica la cantidad de iteraciones realizadas para cada instancia y la columna Evaluaciones presenta el número de individuos evaluados. La columna instancia contiene nombre la instancia y se relaciona directamente con su correspondiente a la Tabla 6.

Instancia	Valor Objetivo		Tiempo en segundos	Iteración	Evaluaciones
	Mediana	Error Porcentual			
Inst_01	1	0	1,55	154	15400
Inst_02	0,98	0,02	49,46	5000	500000
Inst_03	1	0	2,52	248	24800
Inst_04	1	0	25,55	2483	248250
Inst_05	1	0	19,41	1850	185000
Inst_06	0,97	0,03	55,19	5000	500000
Inst_07	1	0	14,43	1282	128200
Inst_08	0,97	0,03	57,11	5000	500000
Inst_09	1	0	22,653	1908	190750
Inst_10	0,95	0,05	139,68	5000	500000
Inst_11	1	0	33,77	2857	285700
Inst_12	0,93	0,07	66,15	5000	500000
Inst_13	0,99	0,01	60,46	5000	500000
Inst_14	0,90	0,1	69,89	5000	500000

Tabla 7: Resultados obtenidos por el AG-OPX con 100 individuos

Instancia	Valor Objetivo		Tiempo en segundos	Iteración	Evaluaciones
	Mediana	Error Porcentual			
Inst_01	1	0	2,22	204	40800
Inst_02	0,98	0,02	28,88	2500	500000
Inst_03	1	0	3,45	288	57500
Inst_04	1	0	18,71	1616	323100
Inst_05	0,99	0,01	25,99	2280	455900
Inst_06	0,95	0,05	34,29	2500	500000
Inst_07	1	0	18,96	1457	291400
Inst_08	0,92	0,08	33,68	2500	500000
Inst_09	0,99	0,01	34,74	2500	500000
Inst_10	0,90	0,1	38,88	2500	500000
Inst_11	0,97	0,03	36,66	2500	500000
Inst_12	0,97	0,03	36,66	2500	500000
Inst_13	0,96	0,04	37,88	2500	500000
Inst_14	0,82	0,18	49,15	2500	500000

Tabla 8: Resultados obtenidos por el AG-OPX con 200 individuos

Las instancias Inst_01, Inst_03, Inst_04, Inst_05 , Inst_07, Inst_09 y Inst_11 de la Tabla 7 obtuvieron la mediana con valor 1. Por el contrario, en la Tabla 8, solamente las

instancias Inst_01, Inst_03, Inst_05 y Inst_07 llegaron a la mediana de valor 1. Para las instancias que no llegaron al valor 1 de mediana siempre el error porcentual cuando se utilizan 100 individuos es menor que al de 200 individuos. El ejemplo más claro es la instancia más compleja en tamaño y cantidad de sitios, la Inst_14 de la Tabla 6. La misma con 100 individuos tiene un error porcentual de 0,1 y con 200 individuos tiene un error porcentual de 0,18.

Las tablas anteriores indican que el AG-OPX con una población de 100 individuos tiene un mejor desempeño que con 200 individuos. Para confirmar esta hipótesis se realiza un nuevo análisis basado en el porcentaje de éxitos de cada instancia. La Tabla 9 muestra el porcentaje de éxitos obtenidos por el AG-OPX con 100 y 200 individuos para cada una de las 14 instancias. Los valores obtenidos indican en una proporción de 30 corridas independientes la cantidad de veces que se llegó en cada instancia al mejor valor conocido, para este caso 1.

Instancia	Porcentaje de éxitos	
	100 individuos	200 individuos
Inst_01	100 %	100 %
Inst_02	26%	33%
Inst_03	96%	96%
Inst_04	70%	66%
Inst_05	63%	50%
Inst_06	6%	0%
Inst_07	100%	80%
Inst_08	10%	0%
Inst_09	80%	30%
Inst_10	0%	0%
Inst_11	66%	0%
Inst_12	0%	0%
Inst_13	33%	0%
Inst_14	0%	0%
Mediana de éxitos	48,33 %	15%

Tabla 9: Porcentaje de éxitos para el algoritmo AG-OPX con 100 y 200 individuos

En la Tabla 9 podemos observar que 8 de las 14 instancias que el algoritmo AG-OPX utilizando 100 individuos obtiene el mejor porcentaje de éxitos. En general las instancias con 100 individuos obtuvieron una mediana de 48,33 % contra un 15% de las instancias con 200 individuos como se muestra en la base de la Tabla 9. Por lo tanto se utilizarán 100 individuos como valor de entrada para el resto de los experimentos que evalúan el desempeño del AG-OPX, AG-TPX y AG-UX.

Obtención de resultados

Una vez determinado los valores de entrada se procede a realizar 30 corridas independientes para el AG-OPX, AG-TPX y el AG-UX. La Tabla 10 muestra el porcentaje de éxitos obtenidos por cada uno de los algoritmos y para cada una de las instancias.

La instancia Inst_01 muestra que los tres algoritmos llegaron el 100% de las veces en cada una de las 30 corridas. La instancia Inst_03, Inst_04 e Inst_05 solamente el AG-TPX logró el 100% de éxitos. En la Inst_07 por el contrario, el único que no logra el 100% es el AG-TPX. En la Inst_8 se observa que el AG-TPX nunca llega a la solución óptima y que el AG-OPX y el AG-UX tienen un muy bajo porcentaje de éxitos. En la Inst_12 y en la Inst_14 ninguno de los algoritmos logra llegar a la solución óptima, los tres tienen 0% de éxitos.

Resumiendo, el algoritmo AG-TPX obtiene en 4 de las 14 instancias un porcentaje de éxitos del 100% y la mediana alcanzada para las 14 instancias por este algoritmo es de 74% de éxitos.

Porcentaje de Éxitos			
Instancia	AG-OPX	AG-TPX	AG-UX
Inst_01	100%	100%	100%
Inst_02	27%	77%	50%
Inst_03	97%	100%	93%
Inst_04	70%	100%	73%
Inst_05	67%	100%	67%
Inst_06	7%	3%	13%
Inst_07	100%	87%	100%
Inst_08	10%	0%	10%
Inst_09	80%	70%	90%
Inst_10	0%	0%	0%
Inst_11	67%	87%	63%
Inst_12	0%	0%	0%
Inst_13	33%	30%	27%
Inst_14	0%	0%	0%
Mediana	50 %	74%	57%

Tabla 10: Porcentaje de éxitos alcanzados por los tres algoritmos

Para dar mayor peso a los resultados obtenidos se realizaron test estadísticos para determinar la veracidad de los valores.

Análisis estadísticos de resultados

Luego de los resultados obtenidos procedemos a realizar test estadísticos que nos permitirán establecer si existen diferencias significativas entre los diferentes algoritmos.

Las instancias seleccionadas para el análisis son aquellas que cumplen un porcentaje de éxitos mayor al 0% y menor al %100 para los tres algoritmos evaluados. Las que cumplen con la condición para realizar la aplicación de los test son la Inst_02, Inst_06, Inst_09, Inst_11 e Inst_13 de la Tabla 10.

La Tabla 11 muestra los valores utilizados para realizar los análisis estadísticos, la columna error porcentual muestra el error porcentual promedio de cada instancia y la columna evaluaciones presenta la cantidad de evaluaciones promedio para cada instancia de los algoritmos AG-OPX, AG-TPX y AG-UX.

Instancias	AG-OPX		AG-TPX		AG-UX	
	Error Porcentual	Evaluaciones	Error Porcentual	Evaluaciones	Error Porcentual	Evaluaciones
Inst_02	2,49%	392.050	0,49%	176.370	2,11%	312.627
Inst_06	2,82%	493.497	3,19%	493.203	2,58%	457.393
Inst_09	0,16%	252.993	0,23%	283.907	0,09%	179.930
Inst_11	0,21%	322.396	0,08%	268.657	0,32%	344.617
Inst_13	0,49%	472.010	0,64%	452.073	0,74%	453.473

Tabla 11: Resultados obtenidos para los algoritmos AG-OPX, AG-TPX y AG-UX

Podemos observar en la Tabla 11 que de las 5 instancias de interés, el algoritmo AG-TPX, obtiene un número menor de evaluaciones en 3 de las 5 instancias (Inst_02, Inst_11 y la Inst_13). El algoritmo AG-OPX en ninguna de las 5 instancias logra un mejor valor en las evaluaciones y el algoritmo AG-UX supera al algoritmo AG-TPX y al AG-OPX en la Inst_06 y en la Inst_09. Con respecto al error porcentual, el algoritmo AG-TPX obtiene un menor valor en la Inst_02 y la Inst_11. El algoritmo AG-UX obtiene el mejor valor en las instancias Inst_06 e Inst_09 y el algoritmo AG-OPX solamente en la Inst_13.

A continuación se aplican test estadísticos para analizar las variables de performance error porcentual y evaluaciones.

Determinación del tipo de Test

Se debe establecer qué tipo de test será aplicado, ya sea, paramétricos o no paramétricos. Para la aplicación de un test paramétrico los datos deben cumplir tres condiciones

- Independencia: Los datos de la muestra deben ser independientes.
- Normalidad: El comportamiento de los datos observados sigue una distribución normal o Gauss con media μ y varianza σ
- Homocedasticidad: Propiedad que indica si existe violación de la hipótesis de igualdad de varianzas.

La independencia se cumple ya que las ejecuciones de las instancias para cada uno de los algoritmos son independientes entre sí. Luego se aplica el test Kolmogorov-Smirnov junto con el análisis de homocedasticidad aplicando el test de Levene. Todos los test utilizados obtienen el p-valor asociado el cual representa desigualdad con respecto a la forma normal.

Para todas las pruebas realizadas se usa un nivel de significancia $\alpha = 0,05$, y como herramienta SPSS. Los p-valores que superen el nivel de significancia cumplen la condición de normalidad. La Tabla 12 muestra los resultados del p-valor obtenido para la variable de performance error porcentual. El símbolo “*” indica que los resultados no cumplen con la condición de normalidad y el valor a continuación representa el p-valor en cada caso. Podemos observar que los valores de la instancia Inst_06 y la instancia Inst_13 superan el umbral de significancia de 0,05. La Tabla 13 muestra los resultados de la condición de homocedasticidad para la variable de performance error porcentual. El símbolo “**” indica que los resultados no cumplen con la condición de homocedasticidad y el valor a continuación representa el p-valor en cada caso.

Instancia	AG-OPX	AG-TPX	AG-UX
Inst_02	(0,381)	*(0,000)	*(0,018)
Inst_06	(0,347)	(0,660)	(0,927)
Inst_09	*(0,000)	*(0,000)	*(0,000)
Inst_11	*(0,000)	*(0,000)	*(0,001)
Inst_13	(0,113)	(0,270)	(0,065)

Tabla 12: Test de normalidad de Kolmogorov-Smirnov para la variable de performance error porcentual

Instancia	Estadístico de Levene
Inst_02	** (0,000)
Inst_06	(0,870)
Inst_09	** (0,046)
Inst_11	** (0,000)
Inst_13	** (0,035)

Tabla 13: Test de homocedasticidad para la variable de performance error porcentual

Podemos observar que solamente la instancia Inst_06 de las instancias analizadas para la variable error porcentual supera el p -valor = 0,05 cumpliendo la condición de homocedasticidad.

Por lo tanto aplicaremos test paramétricos solamente a los resultados obtenidos por los algoritmos en la instancia Inst_06. Para el resto se aplicaremos test no paramétricos.

Aplicamos ahora los test para la variable de performance número de evaluaciones.

La Tabla 14 muestra los resultados de la variable de performance número de evaluaciones. Podemos observar que solamente la instancia Inst_11 supera el p -valor 0,05 por lo que la muestra responde a una distribución normal.

Instancia	AG-OPX	AG-TPX	AG-UX
Inst_02	*(0,000)	*(0,006)	*(0,004)
Inst_06	*(0,000)	*(0,000)	*(0,000)
Inst_09	(0,104)	(0,071)	*(0,012)
Inst_11	(0,103)	(0,100)	(0,077)
Inst_13	*(0,001)	*(0,000)	*(0,000)

Tabla 14: Test de normalidad de Kolmogorov-Smirnov para el número de evaluaciones

La Tabla 15 muestra los resultados del test de homocedasticidad para la variable de performance número de evaluaciones. Nuevamente el símbolo “**” indica que los resultados no cumplen con la condición de homocedasticidad y el valor a continuación representa el valor p en cada caso. Podemos observar que las instancias Inst_06 e Inst_11 los resultados son menores a 0,05, por lo tanto no cumple con la condición de homocedasticidad.

Por lo tanto aplicaremos test no paramétricos para todos los resultados obtenidos por los algoritmos para la variable de performance número de evaluaciones.

Instancia	Estadístico de Levene
Inst_02	(0,125)
Inst_06	** (0,000)
Inst_09	(0,168)
Inst_11	** (0,021)
Inst_13	(0,045)

Tabla 15: Test de homocedasticidad para el número de evaluaciones

Aplicación de test estadísticos

Para la instancia que cumple normalidad y homocedasticidad se aplicará el test paramétrico de **ANOVA** a los resultados obtenidos de los algoritmos. Para las instancias que no cumplan con los requisitos para realizar test paramétricos, se aplica el test no paramétrico de **Kruskal – Wallis** a los resultados obtenidos.

Los test permiten determinar si existen diferencias significativas entre los resultados obtenidos entre los algoritmos. Se utiliza el símbolo (+) si existen diferencias y el símbolo (-) en caso contrario.

La Tabla 16 muestra los resultados obtenidos para las instancias evaluadas con respecto a la variable de performance error porcentual. Podemos observar que solo para la instancia Inst_02 las diferencias son estadísticamente significativas.

Instancia	Kruskal - Wallis / ANOVA Error porcentual
Inst_02	(+)
Inst_06 ^(a)	(-)
Inst_09	(-)
Inst_11	(-)
Inst_13	(-)

(a) Se aplicó ANOVA

Tabla 16: Test de ANOVA / Kruskal -Wallis para la variable de performance error porcentual

La Int_02 presenta diferencias significativas, para determinar entre cuales algoritmos existen diferencias significativas se procede a aplicar el test de Tukey. El resultado del test aplicado a la Inst_02 se muestra en la Figura 23 donde se establecen las diferencias entre el AG-TPX con respecto al AG-OPX y el AG-UX. Esto significa que podemos asegurar que el AG-TPX tiene un menor error porcentual promedio para el 95% de los casos para esta instancia. El resto de las instancias no muestran diferencias estadísticamente significativas.

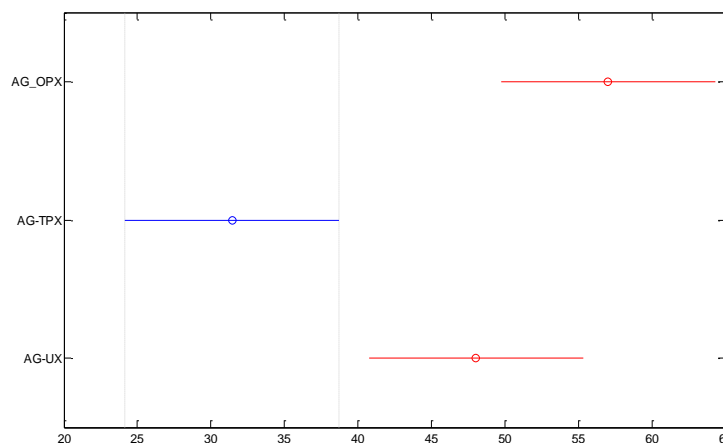


Figura 23: Test de Tukey para la variable de performance error porcentual de la Inst_02

La Tabla 17 muestra los resultados obtenidos de la aplicación de los test estadísticos para para la variable de performance número de evaluaciones. Se puede observar que los resultados de los algoritmos para la Inst_02 y la Inst_09 tienen diferencias significativas.

Instancia	Kruskal – Wallis Evaluaciones
Inst_02	(+)
Inst_06	(-)
Inst_09	(+)
Inst_11	(-)
Inst_13	(-)

Tabla 17: Test de ANOVA / Kruskal – Wallis para el número de evaluaciones

Se aplica el test de Tukey a los resultados de los algoritmos para las instancias Inst_02 y la Inst_09 para determinar entre cuales algoritmos existen diferencias significativas.

El test de Tukey aplicado a los resultados obtenidos por algoritmos para la Inst_02 arroja diferencias estadísticas significativas entre el AG-TPX con respecto al AG-OPX y AG-UX. Esto significa que podemos asegurar que el AG-TPX tiene un mejor desempeño promedio en las evaluaciones para el 95% de los casos en la Inst_02. El resultado del test aplicado a la Inst_02 se muestra en la Figura 24a.

El test de Tukey aplicado a los resultados de los algoritmos para Inst_09 indica que hay diferencias estadísticamente significativas entre el AG-UX con respecto al AG-OPX y AG-TPX. Esto significa que podemos asegurar que el AG-UX tiene un mejor desempeño promedio en las evaluaciones para el 95% de los casos en la Inst_09. El resultado del test aplicado a la Inst_09 se muestra en la Figura 23b.

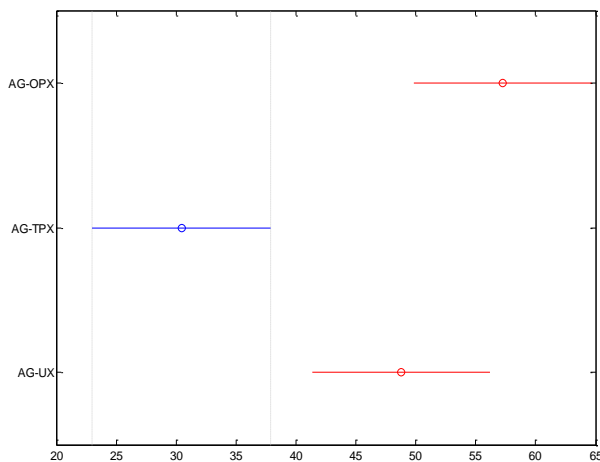


Figura 24a: Test de Tukey para la variable número de evaluaciones la Inst_02

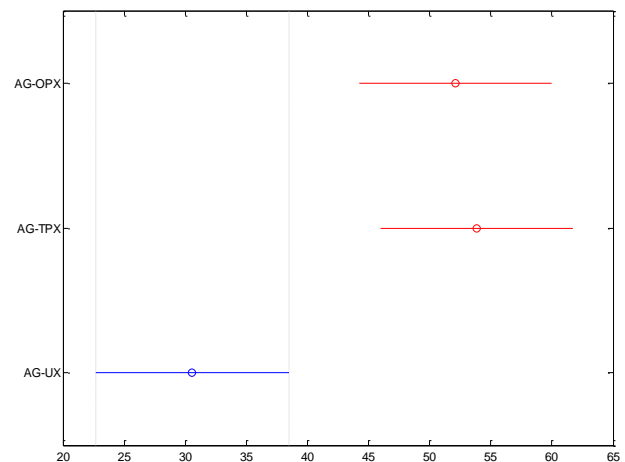


Figura 24b: Test de Tukey para la variable número de evaluaciones de la Inst_09

5 Conclusiones y Trabajos Futuros

El presente trabajo muestra la aplicación y el uso de tres AG's canónicos en la búsqueda de una red de radio eficiente para resolver el problema de RND. Se utilizó el modelo de diseño tradicional, donde el problema es dividido en diferentes etapas. Solamente se trabajaron los aspectos referidos a la cobertura de una superficie plana utilizando una antena omni direccional, el resto de los problemas asociados (asignación de frecuencias, uso de canales, etc.) se dejan para trabajos posteriores. La función objetivo utilizada relaciona la maximización de la cobertura alcanzada por un conjunto de sitios y la minimización de uso de recursos en una sola expresión. Se proponen tres algoritmos para llevar a cabo los experimentos, el AG-OPX, el AG-DPX y el AG-UX.

Los tres algoritmos fueron capaces de alcanzar una buena solución utilizando la función objetivo propuesta que establece una relación para maximizar la cobertura y minimizar el uso de recursos. Se pudo verificar que la eficiencia en el uso de recursos se desprende como consecuencia de una correcta distribución geográfica, ya que si las antenas se encuentran a la distancia adecuada maximizan la cobertura disminuyendo las interferencias.

Los errores porcentuales son bajos en las instancias que no alcanzaron la mediana 1 para el Valor Objetivo. Esto se nota aún más cuando se generan configuraciones de terreno y sitios candidatos más complejas. Para las instancias que tuvieron un porcentaje de éxitos

mayor al 0% y menor al 100% se realizaron test estadísticos para determinar que algoritmos tenía un mejor desempeño tanto en evaluaciones realizadas como en error porcentual.

Se obtuvieron diferencias estadísticamente significativas entre los algoritmos propuestos, tanto para la variable de performance error porcentual como para la variable evaluaciones. El algoritmo AG-TPX es el que ha obtenido mejor desempeño en la mayoría de las instancias propuestas. No obstante existen instancias complejas donde ningún algoritmo encuentra soluciones óptimas, por esta razón en trabajos futuros se incluirán otras metaheurísticas aplicadas al problema.

Es importante optimizar la velocidad de procesamiento de datos por lo que el paralelismo se ve como una herramienta válida para el incremento en la performance de convergencia. Se pueden emplear modelos matemáticos de cálculos de enlace reales y junto con una cartografía satelital. Además se pueden incorporar otros modelos de antenas que pueden ser más eficientes que una antena isotrópica

6 Agradecimientos

Se agradece la cooperación del equipo de proyecto del LabTEM y la Universidad Nacional de la Patagonia Austral, por el continuo apoyo y los valiosos aportes para el desarrollo de este trabajo.

7 Referencias

- [1] W. Salling Comunicaciones y Redes de computadores, 7ma edición, Ed Pearson Prentice Hall, 2008
- [2] K. Tutschku, N. Gerlich, and P. Tran-Gia An integrated Approach to Cellular Network Planning, Institute of Computer Science, University of Wurzburg, 1995
- [3] D. Goldberg, 2002, Design of Innovation: Lessons From and For Competent Genetic Algorithms, Kluwer, Boston, MA.
- [4] E. G. Talbi, S. Cahon, and N. Melab, "Designing cellular networks using a parallel hybrid metaheuristic on the computational grid," *Comput. Commun.*, vol. 30, no. 4, pp. 698–713, 2007.
- [5] Th. Fritsch, K. Tutschku, K Leibnitz, Field Strength Prediction by Ray Tracing for Adaptive Base Station Positioning in Mobile Communication Networks, August 1995.
- [6] J. Treviño Cortés, Propagación en RF n bandas: LF, MF, HF, VHF, UHF y VHF, Cap5. Modelos de Propagación. Diciembre 2003
- [7] A. Gamst, E.-G. Zinn, R. Beck, and R. Simon, Cellular Radio Network Planning. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, (1):8, 11, 1986.
- [8] H.R. Anderson and J.P. McGeehan. Optimizing Microcell Base Station Locations Using Simulated Annealing Techniques. In *Proceedings 44th IEEE Conference on Vehicular Technology*, pages 858-862, 1994.
- [9] E. Talbi, *Metaheuristics From Design To Implementation*, Copyright ©2009 by John Wiley & Sons, Inc. ISBN: 978-0-470-27858-1, July 2009
- [10] S. Mendes, G. Molina, M. Vega-Rodríguez, J. Gómez-Pulido, Y. Sáez, G. Miranda, C. Segura, E. Alba, P. Isasi, C. León, and J. Sánchez-Pérez, Benchmarking a Wide Spectrum of Metaheuristic Techniques for the Radio Network Design Problem. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 13, no. 5, October 2009
- [11] P. Calegari, F. Guidec, P. Kuonen, and D. Wagner. Genetic Approach to Radio Network Optimizations for Mobile Systems. In *Proceedings 47th IEEE Conference on Vehicular Technology*, volume 2, pages 755-759, 1997.

- [12] N. Erradi, F. Alami, N. Akin, A. El Moussaoui, Genetic algorithms to optimize base station sitting in WCDMA networks (IJACSA) International Journal of Advanced Computer Science and Applications, Vol. 4, No. 3, 2013
- [13] J. Parsons, The Mobile Radio Propagation Chanel, Second Edition. Print ISBN 0-471-98857 Online ISBN 0-470-84152-4
- [14] G.A. Hufford, A.G. Longley, W.A. Kissick, A Guide to the Use of the ITS Irregular Terrain Model in the Area Prediction Model, Ntia Report 82-100, 1982
- [15] Rappaport, T. Wireless communications principles and practice. 1ra ed. New Jersey: Prentice Hall, 1996. ISBN: 0-13-375536-3.
- [16] L. Boumediene, Z. Gao, S. Liu, S. Leghmizi and R. Yang, Genetic Algorithm-Based Approach to Spectrum Allocation and Power Control with Constraints in Cognitive Radio Networks, College of Automation, Harbin Engineering University, Harbin, Heilongjiang 150001, China, Research Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology 5(1): 100-107, 2013
- [17] W. Corne, M. Oates, G. Smith Telecommunications Optimization: Heuristic and Adaptive Techniques. John Wiley & Sons Ltd, ISBNs: 0-471-98855-3 (Hardback); 0-470-84163X (Electronic)
- [18] M. Vega-Rodríguez, J. Gómez-Pulido, E. Alba, D. Vega-Pérez, S. Priem-Mendes, G. Molina, Evaluation of Different Metaheuristics Solving the RND Problem, EvoWorkshops 2007, LNCS 4448, pp. 101–110, 2007.
- [19] K. Sastry, D. Goldberg, G. Kendall, Search Methodologies: Introductory Tutorials in Optimization and Decision Support Techniques. ISBN Springer, 2005
- [20] P. Calegari, F. Guidec, P. Kuonen, and D. Kobler, Parallel Island Based Genetic Algorithm for Radio Network Design, J. Parallel Distrib. Comput., vol. 47, no. 1, pp. 86–90, 1997.
- [21] E. Alba and F. Chicano, On the behavior of parallel genetic algorithms for optimal placement of antennae in telecommunications, Int. J. Found. Comput. Sci., vol. 16, pp. 86–90, 2005.
- [22] G. Celli, E. Costamagna, and A. Fanni, Genetic Algorithms for Telecommunication Network Optimization, presented at IEEE Int. Conf. Syst., Man and Cybernetics, 1995.
- [23] H. Meunier, E. G. Talbi, and P. Reininger, A Multiobjective Genetic Algorithm for Radio Network Optimization, presented at Congr. Evol. Comput., 2000.
- [24] S. Watanabe, T. Hiroyasu, and M. Mikiand, Parallel Evolutionary Multicriterion Optimization for Mobile Telecommunication Networks Optimization, presented at Eurogen 2001—Evol. Methods Design, Optimisation Control with Applicat. Ind. Problems Conf., Athens, Greece, 2001.
- [25] C. M. Fonseca and P. J. Fleming, Genetic Algorithms for Multiobjective Optimization: Formulation, Discussion and Generalization, in Proc. 5th Int. Conf. Genetic Algorithms, 1993, pp. 416–423.
- [26] W. Weaver, Contribuciones a la Teoría Matemática de la Comunicación", C.E. Shannon y W. Weaver Teoría Matemática de la Comunicación. Madrid: Forja, pp. 17-42, (1981)
- [27] D. Goldberg, Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning, Addison-Wesley 1989