

## VARIANTES DEL ALGORITMO CHC PARA PROYECTAR REDES DE RADIO FRECUENCIA EN COMUNICACIONES INALÁMBRICAS

Molina, D.<sup>1</sup> Pandolfi, D.<sup>2</sup> Villagra, A.<sup>2</sup> y Leguizamón, G.<sup>3</sup>  
<sup>1</sup>{Becario de Investigación y Postgrado}  
<sup>2</sup>{Docentes Investigadores de la UNPA}  
<sup>3</sup>{Docente Investigador de la UNSL}  
{dmolina, dpandolfi, [avillagra](mailto:avillagra@uaco.unpa.edu.ar)}@uaco.unpa.edu.ar  
legui@unl.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, 2014

### Resumen

En el presente trabajo se aplica una serie de versiones del algoritmo genético no convencional denominado *Cross generational elitist selection Heterogeneous recombination Cataclysmic mutation algorithm* (CHC) para resolver el problema de diseño de red de radio (RND). Se utiliza un conjunto de algoritmos genéticos para realizar una comparativa de rendimiento de los algoritmos propuestos. Se emplea una función objetivo basada en la eficiencia de iluminación de la señal. Se utiliza la variabilidad genética de la población como parámetro de convergencia y detección de incesto y se propone el uso de la variabilidad del mejor individuo como mecanismo de sacudida. Esto permite generar poblaciones dinámicas conforme a las soluciones más promisorias generando diferentes espacios de búsqueda. Los resultados obtenidos por los algoritmos propuestos son satisfactorios.

**Palabras Claves:** CHC, RND, variabilidad genética



## 1. Introducción

Desde 1873 cuando el físico escocés James C. Maxwell realizó la fundamentación matemática que sustenta el campo de las telecomunicaciones, el aporte de los investigadores permitió el desarrollo de las más modernas aplicaciones de nuestros días, tales como Internet, telefonía celular, televisión digital y satelital entre otras. La palabra telecomunicación proviene del griego tele que significa lejos y se traduce como comunicación a distancia. Se la puede definir como una técnica que consiste en transmitir un mensaje desde un punto a otro. Cubre todas las formas de comunicación a distancia a través de medios dirigidos (cables de cobre o fibras ópticas) y no dirigidos (forma inalámbrica).

En particular los sistemas no dirigidos quizás sean los mayores generadores del crecimiento de las comunicaciones de hoy en día. Tienen la capacidad de vencer la limitación física de un medio dirigido o basado en cable permitiendo al usuario poder desplazarse hacia cualquier lugar donde tenga un nivel de señal aceptable. Básicamente un medio de comunicación inalámbrico se compone de un emisor y un receptor y las ondas electro magnéticas trasladan el mensaje entre ambos generando un intercambio de mensajes (Treviño Cortés, 2003). Para que este fenómeno pueda ser posible, el emisor genera una señal que debe llegar al receptor con un nivel adecuado de calidad para que este pueda entender el mensaje. Las ondas al desplazarse por el espacio libre están sujetas a ruidos (atenuación, reflexión, refracción y difracción) provocados por fenómenos atmosféricos y obstáculos. Como consecuencia se generan pérdidas en el nivel de la señal emitida haciendo que muchas veces el receptor no sea capaz de decodificar el mensaje.

Desde esta perspectiva podemos inferir que el problema de diseño de la red de radio 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 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. Este enfoque reduce el problema a un nivel de radio frecuencia sin involucrar una población cuya distribución dentro de una geografía determinada puede variar dinámicamente por la propia naturaleza móvil de los clientes que hacen uso del servicio.

Es importante destacar que a nivel de radio frecuencia, el comportamiento de la señal en el espacio libre es independiente de la tecnología o el servicio que se desee brindar (radio, televisión, telefonía celular, internet, etc.).

Por lo tanto, lograr el posicionamiento de las antenas de manera tal que la mayoría de los receptores puedan tener una línea de vista sin obstáculos, asegurando un nivel de señal la mayor parte del tiempo es un gran desafío. La tarea responsable de resolver este problema según la forma tradicional se la denomina RND, (Tutschku et al., 1995). La complejidad del problema le da una característica del tipo NP-Duro, por lo que el uso de las metaheurísticas es un enfoque viable para su resolución. Una de las características más importantes de las metaheurísticas es su generalidad para ser aplicadas a cualquier problema (Talbi (b), 2009). Podemos ver que en Fritsch et al, (1995) se presenta un algoritmo denominado algoritmo adaptativo para el posicionamiento de radio bases (ABPA) que utiliza Simulated Annealing (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 Anderson et al., (1994) también se utiliza SA aplicado a este problema y se lo puede considerar como uno de los primeros antecedentes en el tema.

Basados en el enfoque tradicional de diseño de una red de radio (Gamst et al., 1986) se propone analizar y evaluar metaheurísticas para encontrar una solución aceptable al problema de RND.

Los Algoritmos Genéticos (AGs), (Goldberg (a) et al, 1989), 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 (Goldberg (b) et. al., 2002).

El algoritmo CHC es un AG no tradicional que combina una estrategia de selección conservativa que siempre preserva los mejores individuos encontrados (Vélez Langs O, 2012). El operador de recombinación produce descendientes que maximizan sus diferencias genéticas con respecto a sus padres. La reproducción solo se lleva a cabo si la distancia de Hamming (diferencia genética entre los padres) es mayor al umbral establecido. El operador de cruzamiento HUX (*Half Uniform Crossover*) maximiza la distancia genética entre los individuos. La nueva población se genera con una selección de los mejores individuos. Cuando el algoritmo converge se produce un reinicio de la población conservando los mejores individuos. Tomando como base el algoritmo CHC canónico propuesto en Eshelman et al, (1991) se generan distintas versiones del algoritmo CHC y se realiza una comparación con los AGs.

Los resultados obtenidos son validados a través de estudios experimentales y analizados bajo la teoría estadística apropiada. Para todos los algoritmos propuestos se utiliza una función objetivo, que se basa en la proporcionalidad de la cobertura de la superficie con respecto a la señal irradiada. A su vez minimiza las interferencias por superposición de lóbulos de radiación y el uso de radio bases como recursos de elevado costo. Se presentan escenarios de diferentes grados de complejidad de manera tal que pueda evaluarse el desempeño de cada algoritmo propuesto a medida que aumenta el grado de complejidad del problema. El presente trabajo se organiza de la siguiente manera, en la Sección 2 se presenta el marco teórico exponiendo un estado del arte sobre el uso de metaheurísticas, en particular de algoritmos genéticos y el algoritmo CHC aplicados al RND. En la Sección 3 se presentan los conceptos teóricos referidos a los AGs, el CHC canónico y las versiones propuestas de CHC utilizadas en el presente trabajo. En la Sección 4 se muestra la formulación del problema y los parámetros de evaluación para los algoritmos presentados. En la sección 5 se realiza una descripción del experimento y los resultados obtenidos aplicando la metaheurística seleccionada. La Sección 6 presenta las conclusiones finales y los trabajos futuros.

## 2. Marco teórico

En la presente sección se describen los aspectos teóricos que fundamentan el presente trabajo, dando una breve presentación del estado del arte del problema, la formulación del problema y los aspectos básicos de los AGs utilizados, los fundamentos del algoritmo CHC y las variantes propuestas.

### 2.1 Estado del arte

Con el surgimiento de las redes inalámbricas el problema de planificación de la red de radio ha tenido numerosas formas de resolución.

En Mendes et al, (2009) se realiza una revisión general de diferentes metaheurísticas resolviendo el problema de RND y utilizando la función objetivo propuesta en Calegari (a) et al, (1997) y Calegari (b) et al, (1997). 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. Se dan referencias de uso de AGs con implementaciones híbridas en Talbi (a),(2009), paralelas o multi objetivo en Celli et al, (1995), Meunier et al, (2000) y Watanabe et al,(2001). Un ejemplo de esto es Alba et al, (2005) donde se modela el problema en su máxima complejidad práctica, basado en una optimización combinatoria con restricciones multiobjetivo con un enfoque Pareto para encontrar el conjunto de redes no dominantes y diversificadas. En Corne et al, (2000) se plantea el uso de una heurística para resolver el problema de RND, formada por tres fases secuenciales. La primera fase ejecuta el preprocesamiento de las restricciones del problema, eliminando de esta forma un gran número de “malas” combinaciones. La segunda ejecuta una optimización utilizando Búsqueda Tabú (Taboo Search, TS) sobre un espacio de búsqueda reducido. La tercera es una post optimización ejecutando la sintonía fina de los parámetros de las antenas.

Uno de los primeros enfoques de un algoritmo genético (AG) no estándar es el denominado CHC. El CHC es un AG no tradicional que utiliza una estrategia de selección muy conservadora: elige siempre a los mejores individuos para formar parte de la nueva población. Aplica además un operador de recombinación (HUX), que produce una descendencia lo más diferente posible a ambos padres; el CHC incorpora un mecanismo para reiniciar el algoritmo ante una condición de convergencia prematura. También introduce un sesgo para evitar el cruce de individuos similares.

El algoritmo CHC también se aplicó al problema de diseño de la red de radio y obtuvieron buenos resultados en Vega-Rodríguez et al, (2007) y además se destaca el poco uso de este algoritmo. En (Nebro et al, 2007) se presenta una versión de CHC multi objetivo que en lugar de ordenar las soluciones en base a un valor escalar (el Fitness), el CHC multiobjetivo (Mo-CHC) las soluciones se ordenan mediante un método de ranking y crowding.

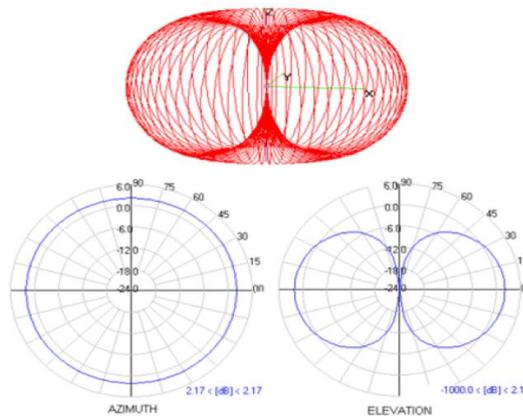
## 2.2 Definición del problema y conceptos básicos

Según Corne et al, (2000) el problema del posicionamiento de antenas puede ser descrito como: dado un conjunto de sitios candidatos, un área geográfica discretizada y un conjunto de puntos que deben intercomunicarse entre sí, se debe seleccionar un subconjunto de sitios, del conjunto de sitios candidatos, que maximicen la cobertura empleando el mínimo de recursos, cumpliendo con la estimación de tráfico y el umbral de recepción de señal entre los puntos. El nivel de señal entre el emisor y el receptor (Rappaport, 1996) determina el ancho de banda disponible, siendo el indicador para satisfacer la estimación del tráfico y el umbral de recepción. Esto es independientemente de la capacidad del equipamiento, de la tecnología o el servicio que se desee brindar (radio, televisión, telefonía celular, internet, etc.).

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), (Salling, 1998). 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 se 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 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. 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 1.

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



**Figura 1:** Patrón de irradiación de una antena omni direccional.

### 3. Algoritmos genéticos y CHCs propuestos

En la presente sección se desarrollan los conceptos relacionados con los AGs implementados, el algoritmo CHC canónico y los métodos de selección poblacional para cada una de las versiones de CHC propuestas.

#### 3.1 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 a las que aplican operaciones de mutación y recombinación y se espera que surjan mejores soluciones a partir del conjunto inicial. Este proceso continúa hasta que se

encuentra una solución lo suficientemente aceptable para el problema (Sastry et al, 2005). Los AGs codifican las variables de decisión de un problema de búsqueda dentro de un alfabeto finito representado mediante una cadena de caracteres con una cierta cardinalidad. La cadena que representa una solución candidata para el espacio de búsqueda del problema es el cromosoma, el alfabeto son los genes y el valor de los genes son los alelos. Para evolucionar las buenas soluciones e implementar la selección natural, se necesita una medida para distinguir “buenas” soluciones de las “malas” soluciones. La medida es la función objetivo o fitness, que puede ser representada mediante un modelo matemático, una simulación de computadora o podría ser una función que permita seleccionar las mejores soluciones de otras peores. En esencia, la función objetivo establece una medida que debe determinar la calidad de la solución candidata, que luego será utilizada por el AG como guía en su evolución a mejores soluciones. En el Algoritmo 1 se presenta el pseudocódigo de un AG canónico.

---

**Algoritmo 1** Pseudocódigo de un AG

---

```
1: /* Parámetros de un AG */
2: t = 0 //número de generación
3: P(0)
4: evaluar P(0)
5: while not (Condición de terminación) do
6:   P'(t)=seleccionar(P(t))
7:   P'(t) =aplicar operadores de cruce(P(t))
8:   P(t+1) = reemplazar (P(t),P'(t))
9:   evaluar P(t+1)
10:  t=t+1
11:  return Mejor Solución Encontrada
12: end while
```

---

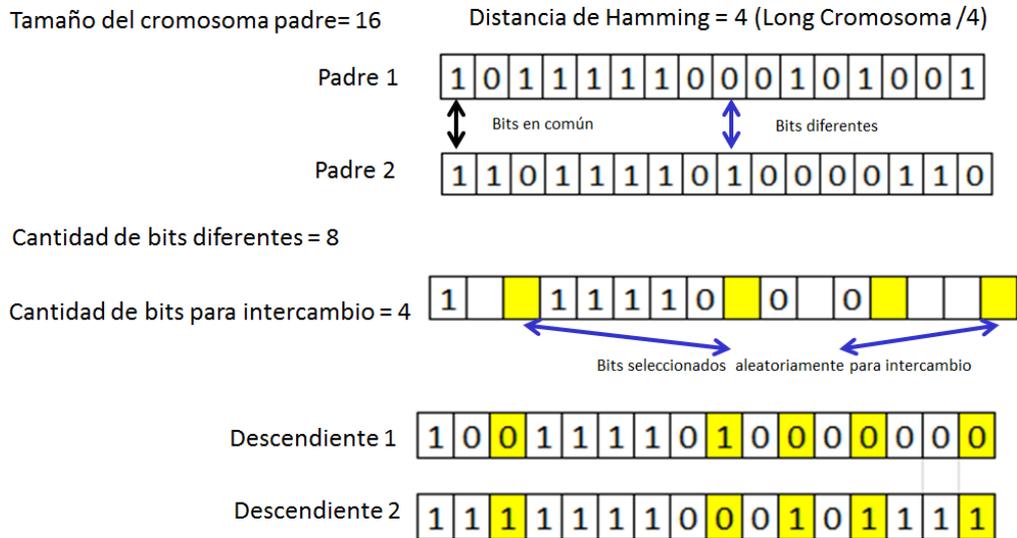
Los operadores de cruce utilizados en este trabajo son:

- Cruzamientos de un punto: 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 (AG-OPX).
- Cruzamiento de dos puntos: selecciona dos puntos de cruce en forma aleatoria. Los alelos entre los dos puntos de cruzamiento son intercambiados entre los dos individuos apareados (AG-TPX).
- Cruzamiento Uniforme: en este operador de cruzamiento cada alelo es intercambiado de a pares mediante una selección basada en probabilidad  $p_e$ , conocida como probabilidad de intercambio (AG-UX).

### 3.2 Algoritmos CHC

El algoritmo CHC aplica una estrategia de selección conservativa que preserva los mejores individuos encontrados. El operador de recombinación genera descendientes que maximizan sus diferencias genéticas con respecto a sus padres. La reproducción solo se produce si la distancia de Hamming (diferencia genética entre los padres) es mayor al umbral de incesto (1/4 del tamaño del cromosoma). El operador de cruzamiento HUX es usado para maximizar la distancia genética entre individuos. Se intercambian la mitad de los alelos diferentes entre los padres, los mismos se seleccionan de manera aleatoria. De dicho intercambio se generan dos descendientes nuevos. La Figura 2 muestra este proceso con dos

cromosomas de 16 bits. Se destacan en color amarillo los bits seleccionados para realizar el intercambio. Del mismo modo se muestran los hijos generados con los bits seleccionados aleatoriamente resaltados.



**Figura 2:** Operador HUX del algoritmo CHC.

La nueva población se genera con una selección de los mejores individuos entre padres e hijos. Por cada generación sin mejoras se disminuye la distancia, cuando la cantidad de bits distintos entre los padres seleccionados es menor al umbral, significa que los individuos son demasiado similares. Esto determina que la población ha convergido, indicando un estancamiento del algoritmo, por lo que se produce un reinicio de la población mediante un cataclismo. El Algoritmo 2 muestra el pseudocódigo de CHC canónico.

---

**Algoritmo 2** Pseudocódigo CHC

---

```

1: t = 0 //generación de tiempo
2: Inicializar (Pa, umbralIncesto)
3: while not (Condición de terminación(t,Pa)) do
4:   padres=seleccionarPadres(Pa,umbralIncesto)
5:   hijos=HUX(P(t))
6:   evaluar(hijos,padres)
7:   Pn = SelecciónElitista(hijos,padres)
8:   if not (modificación (Pa,Pn))
9:     umbralIncesto=umbralIncesto-1
10:    if umbralIncesto <= k
11:      Pn = reinicio(Pa)
12:    end if
13:  endif
14:  t = t+1
15:  Pa = Pn
16: end while
17: return Mejor Solución Encontrada

```

---

### 3.3 Algoritmos CHC propuestos

Para el problema de RND con cadenas de bits extensas (ej. 200 bits) determinar el umbral de incesto para el reinicio de la población mediante un cataclismo demanda un gran esfuerzo computacional en iteraciones y tiempo. El método propuesto utiliza la variabilidad genética de la población para medir el nivel de diversidad de los individuos que la componen. Toma como base la probabilidad de aceptación del SA (Kirkpatrick et al, 1983), pero de forma inversa, es decir, la temperatura aumenta con el paso del tiempo, incrementado la probabilidad de un cataclismo. Por cada iteración sin mejoras se compara la variabilidad de la población generada con respecto a la variabilidad patrón. La diferencia entre estas dos debe ser siempre menor al entorno con centro en la variabilidad patrón y de radio igual a la probabilidad de aceptación. A medida que las iteraciones pasan el entorno se reduce y si la variabilidad de la población generada queda fuera del entorno, se produce el cataclismo. La Ecuación 2 define la variabilidad como:

$$v = \frac{\sum_{i=1}^n \left( \sum_{j=1}^c x_{ij} \right)}{n \times c} \quad (2)$$

$x \in (0, 1)$

donde  $v$  es la variabilidad de la población,  $c$  el tamaño del cromosoma y  $n$  la cantidad de individuos de la población. La Ecuación 3 define el entorno de aceptación ( $ea$ ) como:

$$ea = 1 - e \left( \frac{(f(x') - 1)}{T} \right) \quad (3)$$

donde  $f(x')$  es el valor del óptimo local y  $T$  la cantidad de iteraciones sin mejoras. Para prevenir el incesto entre los individuos se utiliza un mecanismo alternativo a la distancia de Hamming del algoritmo original. El mismo consiste en sacar un promedio de la variabilidad de cada individuo,  $(v_a + v_b) \times 2^{-1}$ . Nuevamente este valor debe estar dentro de un entorno de aceptación tomando como centro un valor de variabilidad patrón. La Ecuación 4 define la variabilidad del individuo es definida como:

$$v_i = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \quad (4)$$

$x \in (0, 1)$

Donde  $v_j$  es la variabilidad de individuo  $j$  y  $n$  es el tamaño del cromosoma.

El algoritmo CHC propuesto queda definido según el Algoritmo 3 en el que se modifican las líneas 9 a 13 del Algoritmo 2 incorporando la prevención del estancamiento.

---

**Algoritmo 3** Pseudocódigo QCHC

---

```
1: t = 0 //generación de tiempo
2: Inicializar (Pa, umbralIncesto)
3: while not (Condición de terminación(t,Pa)) do
4:   padres=seleccionarPadres(Pa,umbralIncesto)
5:   hijos=HUX(P(t))
6:   evaluar(padres,hijos)
7:   Pn = SelecciónPoblación(padres, hijos,método)
8:   if not (modificación (Pa,Pn))
9:     varPatron =0.5 // variabilidad patrón
10:    VariabilidadPoblaciónEstancada(Pa)
11:    RadioAceptacion(T,valorObjetivoSinMejora)
12:    if variabilidad está fuera de rango
13:      Cataclismo(Pa)
14:    else
15:      T = T+1 // se incrementa T disminuyendo el ran-
      go de aceptación
16:    end if
17:    t = t+1
18:    Pa = Pn
19: end while
20: return Mejor Solución Encontrada
```

---

Al algoritmo se lo denominó QCHC (Quasi CHC) dado que mantiene la estructura general del CHC canónico. Los operadores de reinicio propuestos para este trabajo son:

- (1) Método Aleatorio (MA): en la nueva población se mantiene una copia del mejor individuo y el resto es una mutación del mejor individuo (Pal et al, 1996).
- (2) Método de Conservación de la Población (MCP): la nueva población se genera conservando el mejor individuo y variando solamente un porcentaje de bits de la cadena original (Parmee et al, 2001)
- (3) Método Dinámico (MD): se propone un nuevo método en el que la nueva población se genera a partir de la variabilidad genética del mejor individuo que se traduce como la probabilidad de valer uno de cada alelo que compone al individuo generado.

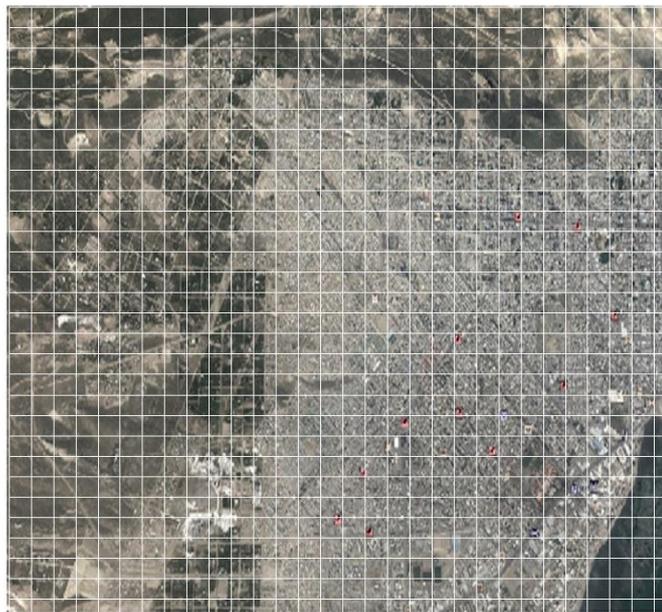
A las versiones de CHC propuestas se las denominó QCHC (Quasi CHC), y para identificar el método de sacudida utilizado en cada una se denomina QCHC-MA al método (1), QCHC-MCP al método (2) y QCHC-MD al método (3).

#### **4. Formulación del problema y parámetros de evaluación**

A continuación se desarrolla la forma en que el problema fue modelado para ser tratado computacionalmente, se explica la técnica utilizada para discretización de la superficie de terreno y la forma de representar genéticamente una red de radio.

## 4.1 Discretización de la superficie

Para discretizar la superficie del terreno se utiliza una matriz  $M$  de  $f \times c$ , donde se relacionan la latitud y la longitud con los subíndices  $i, j$  de las celdas de la matriz. La altura de cada punto a nivel del mar se almacena en las celdas de la matriz. Esta forma de discretización responde al modelo *raster* utilizado en los Sistemas de Información Geográfica (SIG) y ha sido utilizada en Luna et al, (2010) para resolver el problema de RND. La Figura 3 muestra gráficamente el concepto, donde cada celda de la cuadrícula encierra una porción del terreno a representar y que las mismas se referencian a través de los subíndices  $(i, j)$  como filas y columnas de una matriz.



**Figura 3:** Discretización de una superficie de terreno.

## 4.2 Diagrama de cobertura de una red de radio

Los sitios candidatos para la instalación de las antenas se representan como un subconjunto de celdas pertenecientes a la matriz  $M$ . Para este problema se utilizan antenas omnidireccionales (que irradian en todas direcciones) y se considera el terreno como plano. La Figura 4 muestra la cobertura lograda por una posible red de radio. Si la celda es cubierta por una sola antena se la marca con un 1, si es cubierta por más de una celda se produce una interferencia y se la marca con un -1 y si no tiene cobertura se la marca con un 0. Cada posible red de radio se modela mediante la activación o no de cada uno de los emplazamientos candidatos. El espacio de búsqueda del algoritmo queda determinado por  $2^n$  siendo  $n$  la cantidad de sitios candidatos.

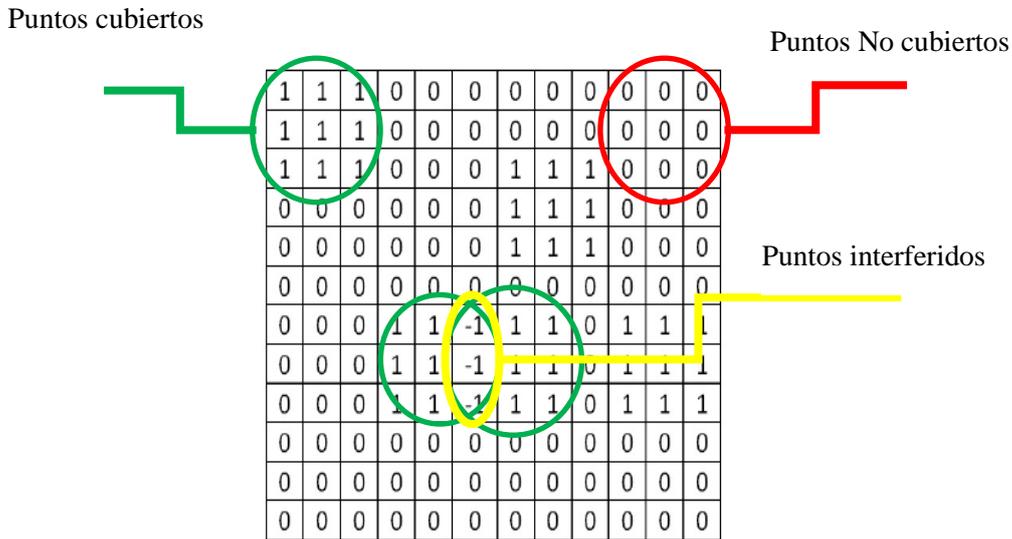


Figura 4: Terreno discretizado con valores de cobertura de una red de radio candidata.

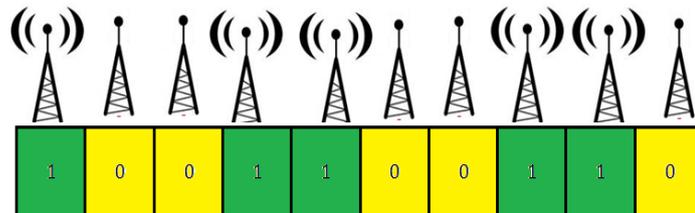
### 4.3 La función objetivo

La función objetivo propuesta utiliza las marcas de la matriz de terreno  $M$  y asigna un único valor numérico a cada solución. Este valor es una medición de la calidad de la red de radio evaluada que debe guiar a los diferentes algoritmos en la búsqueda de la red de radio que maximice la cobertura, minimice las interferencias y optimice el uso de recursos. La suma de  $1s$  indica la cantidad total de puntos cubiertos, la suma de  $0s$  determina la cantidad de puntos no cubiertos y la suma de  $-1s$  establece la cantidad de sitios iluminados por más de una antena. En la Ecuación 5 se muestra la función objetivo utilizando los valores obtenidos, el primer factor determina el grado de cobertura del terreno ya que si todos los sitios tienen señal, el numerador del cociente es 0. Con esto se satisface la primera parte del objetivo que es maximizar el área cubierta. El segundo factor de la ecuación 1 analiza la calidad con la cual se realiza la cobertura del terreno, cuanto menor es la cantidad de sitios interferidos es mejor la calidad de la cobertura lograda de los puntos irradiados. Finalmente la aptitud de la solución es mejor cuando el valor objetivo es más cercano a 1.

$$f(x) = \underbrace{\left(1 - \frac{\text{CantidadPtosNoCubiertos}}{\text{TotaldePtosdelTerreno}}\right)}_{\text{Grado de Cobertura}} \times \underbrace{\left(1 - \frac{\text{PtosInterferidos}}{\text{TotaldePtosCubiertos}}\right)}_{\text{Calidad de Cobertura}} \quad (5)$$

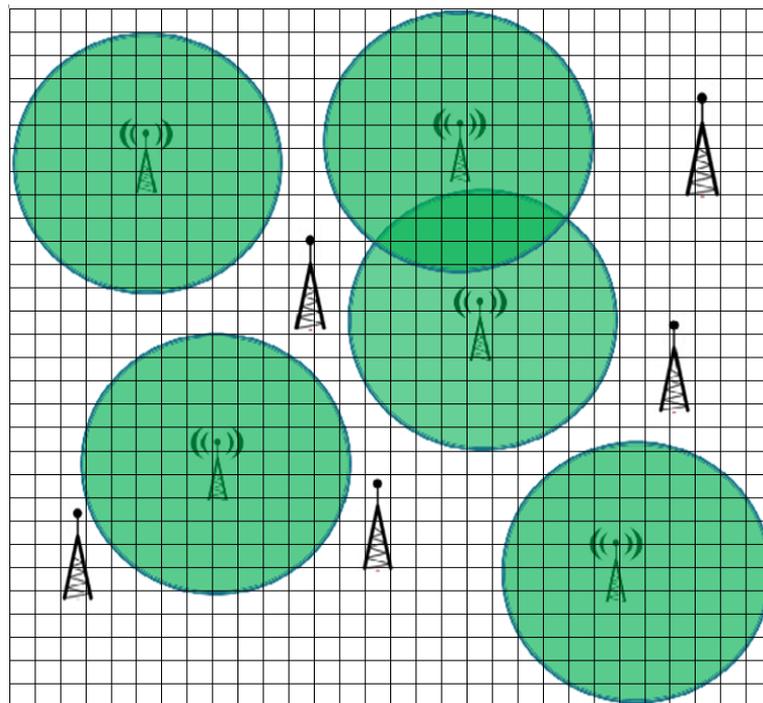
#### 4.4 Modelado del problema

En el espacio del fenotipo cada población está compuesta por un conjunto de individuos, donde cada individuo representa una posible red de radio. En el espacio del genotipo cada individuo se representa con un cromosoma de tamaño  $n$ , siendo  $n$  el número de sitios candidatos. Este concepto se representa gráficamente mediante la Figura 5.



**Figura 5:** Configuración de un cromosoma que representa una posible red de radio.

El valor de cada uno de los alelos del cromosoma representa la activación o no del sitio candidato. Esto produce diferentes diagramas de cobertura que son clasificados por la función objetivo. El diagrama de cobertura del terreno de la red de radio propuesta aplicado a una matriz que discretiza el terreno se representa mediante la Figura 6.



**Figura 6:** Configuración de una red candidata sobre la matriz que discretiza el terreno.

#### 5. Descripción del experimento y resultados

Para analizar el desempeño de los algoritmos CHC propuestos (QCHC-MA, QCHC-MCP y QCHC-MD) se comparan los resultados obtenidos por los AGs con operadores de cruce de un punto (AG OPX), dos puntos (AG-TPX) y uniforme (AG-UX). Para todas las versiones de CHC propuestas se utiliza la variabilidad poblacional para la detección de la convergencia prematura y la variabilidad entre las parejas seleccionadas para reproducción como mecanismo de prevención de incesto y una alternativa a la distancia de Hamming. Cada

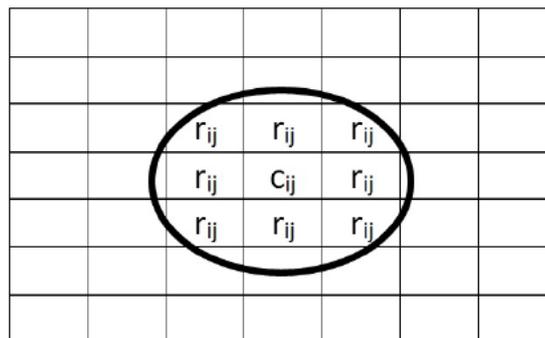
versión particular de CHC utiliza un mecanismo de sacudida distinto, dos de los mecanismos responden a variantes de uso en la literatura y el tercero es una propuesta basada en la variabilidad genética del mejor individuo. Esto aporta un comportamiento dinámico para generar la nueva población que permitirá al algoritmo salir del estancamiento. La configuración de las siete instancias utilizadas se muestra en la Tabla 1. La columna Instancia presenta el nombre de cada una de las instancias, la columna Matriz muestra los valores que indican la cantidad de filas y columnas de cada una de las matrices utilizadas para discretizar el 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. La columna Sitios indica la cantidad de sitios candidatos para cada instancia. El tamaño inicial de la matriz es de 12x12 elementos, en incremento de 3 celdas por fila y columna hasta llegar a 30x30. Se analiza el comportamiento de los algoritmos con diferentes grados de complejidad, tanto en las dimensiones del terreno como en la cantidad de sitios que componen la solución óptima.

**Tabla 1:** Configuración de las instancias.

Instancia	Matriz	Tamaño	Sitios
INST_01	12x12	144	32
INST_02	15x15	225	50
INST_03	18x18	324	72
INST_04	21x21	441	98
INST_05	24x24	576	128
INST_06	27x27	729	162
INST_07	30x30	900	200

Las antenas utilizadas por cada sitio son del tipo omnidireccional con centro  $c_{ij}$  y con radio de un elemento alrededor del centro, cubriendo una cantidad de nueve celdas de la matriz del terreno por antena: ocho  $r_{ij}$  + el centro  $c_{ij}$ .

La Figura 7 muestra un ejemplo de cobertura de una antena omnidireccional sobre la matriz  $M$ .



**Figura 7:** Modelado de una antena omni direccional.

Los AGs utilizan una población de 100 individuos y 5.000 iteraciones con una probabilidad de cruce de 0,9 y de mutación de 0,001. Para el algoritmo QCHC-MA se utilizó una probabilidad de mutación de 0,05 para QCHC-MCP se definió como porcentaje de conservación el 95% de los individuos, variando solamente el 5% del total de los individuos. Todos los algoritmos QCHC- utilizan una población de 500 individuos y 2.500 iteraciones. En todos los casos el mejor individuo siempre fue conservado en la nueva población. Para

cada una de las instancias del experimento se realizaron 30 corridas independientes para asegurar la significación estadística. Los resultados obtenidos por el experimento se organizan en diferentes Tablas para poder evaluar el rendimiento de los algoritmos presentados. Se toma como parámetro las variables de performance tiempo y número de evaluaciones para las instancias en las que al menos dos algoritmos hayan alcanzado el 100% de las veces el mejor valor conocido en las 30 corridas independientes. En las instancias en las que ningún algoritmo haya alcanzado la condición anterior se toma la variable valor objetivo como métrica de rendimiento. También se presenta una Tabla con los resultados de los tests estadísticos donde se indica si existen diferencias estadísticamente significativas entre los algoritmos. Para todas las pruebas realizadas se usó un nivel de significancia  $\alpha = 0,05$ . Por la naturaleza del experimento los valores obtenidos cumplen la condición de independencia, se aplica el test de Kolmogorov-Smirnov para determinar si los datos se ajustan a una distribución normal y el test de Levene para verificar si los datos tienen homocedasticidad. La Tabla 2 muestra el porcentaje de éxitos obtenidos por AG-UX, AG-OPX, AG-TPX y los algoritmos QCHC-MA, QCHC-MCP y QCHC-MD respectivamente para las siete instancias. La columna Instancia contiene la referencia de las diferentes configuraciones descritas en la Tabla 1. Las columnas restantes tienen el nombre de cada algoritmo analizado y el porcentaje de éxitos obtenidos en cada instancia. La fila Promedio muestra una primera aproximación sobre la eficiencia de cada algoritmo conforme a la complejidad de cada instancia.

**Tabla 2:** Porcentaje de éxitos promedios alcanzados por los algoritmos evaluados.

<b>Instancia</b>	<b>AG-UX</b>	<b>AG-OPX</b>	<b>AG-TPX</b>	<b>QCHC-MA</b>	<b>QCHC-MCP</b>	<b>QCHC-MD</b>
INST_01	<b>100%</b>	<b>100%</b>	<b>100%</b>	<b>100%</b>	<b>100%</b>	<b>100%</b>
INST_02	93%	70%	<b>100%</b>	<b>100%</b>	93%	<b>100%</b>
INST_03	67%	67%	<b>100%</b>	<b>100%</b>	97%	97%
INST_04	<b>100%</b>	<b>100%</b>	87%	<b>100%</b>	83%	90%
INST_05	90%	80%	70%	<b>100%</b>	70%	73%
INST_06	63%	67%	87%	<b>90%</b>	60%	80%
INST_07	27%	33%	30%	43%	40%	<b>63%</b>
Promedio	77%	74%	82%	<b>90%</b>	78%	86%

Observando los resultados de la Tabla 2 podemos ver que el algoritmo propuesto QCHC-MA logra el 100% de los éxitos en 5 de las 7 instancias propuestas. También obtiene el mayor porcentaje promedio de éxitos de todos los algoritmos propuestos (90%), seguido por el QCHC-MD (86%). Además podemos observar que de los AGS propuestos el AG-TPX tuvo el mayor porcentaje de éxito (82 %) con respecto a AG-UX (77%) y AG-OPX (74%). Estos últimos tuvieron rendimientos similares, con solo 2 instancias resueltas (INST\_01 e INST\_04) con un 100% de éxito. Cabe destacar que el QCHC-MA es el único algoritmo que resuelve la instancia INST\_05 con el 100% de éxito y es el que ha obtenido un mejor desempeño en la instancia INST\_06 con el 90% de éxito. Con respecto a la INST\_07, el algoritmo CHC-MD obtuvo el mejor rendimiento general con un 63% de éxito seguido por el CHC-MA con el 43% de éxito.

La Figura 8 muestra una gráfica con la cantidad de instancias resueltas por cada uno de los algoritmos y la Figura 9 presenta una gráfica del promedio del porcentaje de éxitos.

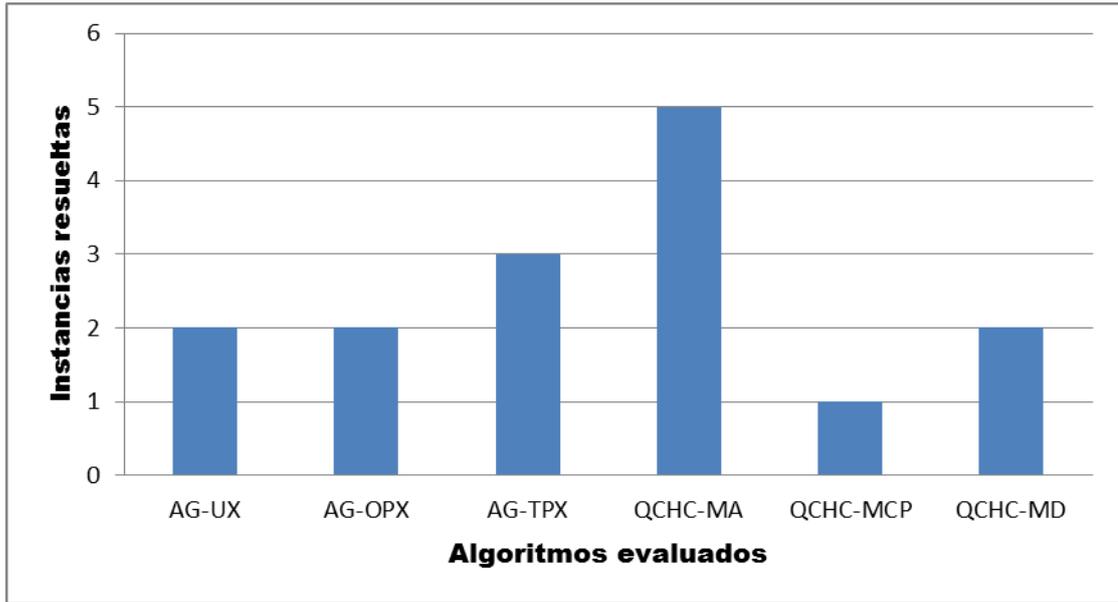


Figura 8: Instancias resueltas por los algoritmos propuestos

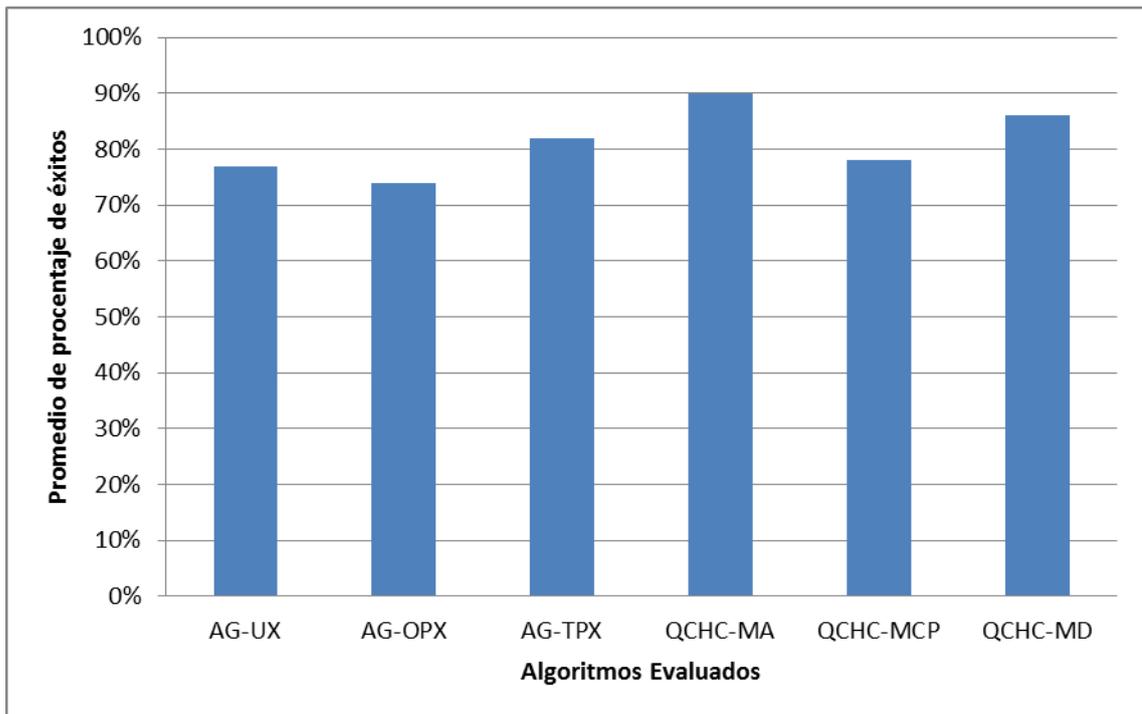


Figura 9: Promedio de porcentaje de éxitos de los algoritmos propuestos.

Los resultados obtenidos para las variables de performance tiempo (en segundos) y número de evaluaciones se muestran en las Tablas 3 y 4 respectivamente. Ambas tablas muestran los valores promedio obtenidos por cada uno de los algoritmos evaluados en las instancias que lograron el 100% de éxitos. A los algoritmos que no alcanzaron el 100% de éxitos se les colocó la sigla N/A, a los valores promedio obtenidos para cada una de las variables de performance analizadas.

En la Tabla 3 podemos observar que para los resultados obtenidos para la variable de performance número de evaluaciones, el algoritmo QCHC-MD resulta el de mejor rendimiento promedio para las instancias INST\_01 e INST\_02. El QCHC-MA obtiene el mejor número de evaluaciones promedio para la instancia INST\_03 e INST\_04. La Tabla 4 muestra los valores obtenidos para la variable de performance tiempo. El algoritmo QCHC-MCP obtiene el mejor rendimiento en las instancias INST\_01. El algoritmo QCHC-MD obtiene el mejor valor en la INST\_02 el mejor y el QCHC-MD en las instancias INST\_03 e INST\_04 el QCHC-MD. Para todos los casos las variantes QCHC-MA, QCHC-MCP y QCHC-MD tienen un mejor rendimiento con respecto a los AGs utilizados AG-UX, AG-OPX y AG-TPX. La Tabla 5 y la Tabla 6 muestran los resultados obtenidos del test de Kolmogorov-Smirnov para las variables de performance tiempo y número de evaluaciones para los AGs y las variantes de CHC respectivamente. Para ambas tablas la columna Instancia tiene el nombre de cada una de las configuraciones de las matrices, luego por cada uno de los algoritmos evaluados se utilizan dos sub columnas donde se muestran los resultados del test. La sub columna Eval muestra el resultado de la variable número de evaluaciones y la sub columna Tiempo para la variable tiempo. La Tabla 7 muestra los valores del estadístico de Levene. Para ambas tablas se utiliza un \* para los valores que no superan el grado de significancia.

**Tabla 3:** Valores promedio para la variable de performance número de evaluaciones.

Instancia	AG-UX	AG-OPX	AG-TPX	QCHC-MA	QCHC-MCP	QCHC-MD
INST_01	17023	28217	19663	6550	6567	<b>5283</b>
INST_02	N/A	N/A	32307	298033	N/A	<b>8850</b>
INST_03	N/A	N/A	52793	<b>40650</b>	N/A	N/A
INST_04	<b>86247</b>	<b>153673</b>	N/A	<b>67000</b>	N/A	N/A

**Tabla 4:** Valores promedio para la variable de performance tiempo.

Instancia	AG-UX	AG-OPX	AG-TPX	QCHC-MA	QCHC-MCP	QCHC-MD
INST_01	1,710	2,808	1,953	0,424	<b>0,410</b>	0,528
INST_02	N/A	N/A	3,317	18,219	N/A	<b>0,995</b>
INST_03	N/A	N/A	5,674	<b>3,634</b>	N/A	N/A
INST_04	9,878	17,528	N/A	<b>6,664</b>	N/A	N/A

**Tabla 5:** Test de Kolmogorov-Smirnov para las variables de performance número de evaluaciones y tiempo para AG-UX, AG-OPX y AG-TPX.

Instancia	AG-UX		AG-OPX		AG-TPX	
	Eval	Tiempo	Eval	Tiempo	Eval	Tiempo
INST_01	(0,073)	(0,069)	*(0,004)	*(0,001)	*(0,001)	*(0,003)
INST_02	N/A	N/A	N/A	N/A	(0,022)	(0,019)
INST_03	N/A	N/A	N/A	N/A	(0,022)	(0,207)
INST_04	(0,001)	(0,000)	*(0,065)	*(0,214)	N/A	N/A

**Tabla 6:** Test de Kolmogorov-Smirnov para las variables de performance número de evaluaciones y tiempo para QCHC-MA, QCHC-MCP y QCHC-MD.

Instancia	QCHC-MA		QCHC-MCP		QCHC-MD	
	Eval	Tiempo	Eval	Tiempo	Eval	Tiempo
INST_01	(0,548)	(0,774)	(0,660)	(0,750)	*(0,013)	*(0,013)
INST_02	*(0,038)	(0,058)	N/A	N/A	(0,468)	(0,468)
INST_03	*(0,000)	*(0,000)	N/A	N/A	N/A	N/A
INST_04	*(0,018)	*(0,016)	N/A	N/A	N/A	N/A

**Tabla 7:** Valores para el Estadístico de Levene para las variables de performance número de evaluaciones y tiempo.

Instancia	Evaluaciones	Tiempo
INST_01	*(0,000)	*(0,000)
INST_02	*(0,000)	*(0,000)
INST_03	(0,112)	*(0,016)
INST_04	*(0,000)	*(0,000)

Ninguna de las instancias cumple la condición de normalidad y homocedasticidad, por lo tanto se aplican test no paramétrico para determinar si existen diferencias estadísticamente significativas entre los resultados obtenidos por los algoritmos propuestos. Se aplica el test Kruskal-Wallis para los casos donde se comparan más de dos algoritmos y el test de Wilcoxon cuando se comparan solamente dos algoritmos. Posteriormente en los casos donde se detectan diferencias estadísticamente significativas entre más de dos algoritmos se aplica el test de Tukey para determinar entre qué algoritmos existen diferencias estadísticamente significativas y por lo tanto determinar cuál es el de mejor rendimiento. La Tabla 8 y la Tabla 9 muestran los resultados obtenidos por cada test aplicado a las variables de performance número de evaluaciones y tiempo. La columna Instancia tiene el nombre de cada una de las instancias del experimento, las columnas KW y W representan las iniciales de los test Kruskal-Wallis y Wilcoxon respectivamente. Se utiliza el símbolo (+) si existen diferencias estadísticamente significativas, el símbolo (-) en caso contrario y el símbolo N/A donde no se aplica alguno de los test.

**Tabla 8:** Resultados del test de Kruskal-Wallis y Wicoxon para los resultados obtenidos por los algoritmos para la variable de performance número de evaluaciones.

Instancia	KW	W
INST_01	(+)	N/A
INST_02	(+)	N/A
INST_03	N/A	(+)
INST_04	(+)	N/A

**Tabla 9:** Resultados del test de Kruskal-Wallis y Wicoxon para los resultados obtenidos por los algoritmos para la variable de performance tiempo.

Instancia	KW	W
INST_01	(+)	N/A
INST_02	(+)	N/A
INST_03	N/A	(+)
INST_04	(+)	N/A

Conforme a los resultados obtenidos en la Tabla 8, podemos observar que ambos test indican que existen diferencias estadísticamente significativas para la variable de performance número de evaluaciones. El test de Wilcoxon indica que entre AG-TPX y CHC-MA existen diferencias siendo la variante de CHC la de mejores resultados. Al aplicar el test de Tukey el QCHC-MD logra el mejor rendimiento en las instancias INST\_01 e INST\_02 y el QCHC-MA es el de mejor desempeño para la instancia INST\_04. Esto significa que las versiones del algoritmo CHC son una mejora efectiva con respecto a los AGs competidores.

Con respecto a los resultados obtenidos en la Tabla 9 para la variable de performance tiempo el test de Wilcoxon muestra que entre AG-TPX y CHC-MA existen diferencias siendo la variante de CHC la de mejores resultados. El test de Tukey coloca como el mejor calificado a QCH-MCP para la instancia INST\_01, a QCHC-MD para la instancia INST\_02 y a QCHC-MA para la instancia INST\_04. Podemos afirmar que las versiones propuestas del algoritmo CHC son una mejora efectiva con respecto a los AGs competidores.

Podemos afirmar que basados en el rendimiento obtenido para las variables de performance número de evaluaciones y tiempo, el QCHC-MA es una mejora efectiva con un 95% de confianza para los test estadísticos aplicados para las instancias INST\_03 e INST\_04.

Observando los resultados de la Tabla 10 para la variable de performance valor objetivo, el QCHC-MA en la instancia INST\_06 es apenas superior que AG-TPX pero tiene el mejor valor de rendimiento con respecto a AG-UX, AG-OPX, AG-TPX, QCHC-MA y QCHC-MD. El QCHC-MD en la instancia INST\_07, obtiene el mejor valor objetivo promedio con respecto al resto de sus competidores.

**Tabla 10:** Valores promedio para la variable de performance valor objetivo.

Instancia	AG-UX	AG-OPX	AG-TPX	QCHC-MA	QCHC-MCP	QCHC-MD
INST_06	0,9968	0,9979	0,9992	<b>0,9993</b>	0,9960	0,9982
INST_07	0,9926	0,9952	0,9936	0,9961	0,9962	<b>0,9976</b>

Del mismo modo se aplican los test estadísticos para determinar si los valores obtenidos por los algoritmos con respecto a la variable de performance valor objetivo responden a una distribución normal. La Tabla 11, muestra los valores obtenidos para el test Kolmogorov-Smirnov y la Tabla 12 muestra los valores del estadístico de Levene. Para los valores que no superen el grado de significancia se utiliza el símbolo \*.

**Tabla 11:** Test de Kolmogorov-Smirnov para la variable de performance valor objetivo.

Instancia	AG-UX	AG-OPX	AG-TPX	QCHC-MA	QCHC-MCP	QCHC-MD
INST_06	*(0,001)	*(0,000)	*(0,000)	*(0,000)	*(0,001)	*(0,000)
INST_07	(0,065)	(0,113)	(0,270)	*(0,043)	*(0,038)	*(0,000)

**Tabla 12:** Valores para el Estadístico de Levene para las variables de performance valor objetivo.

Instancia	Estadístico de Levene
INST_06	*(0,000)
INST_07	*(0,001)

En ninguno de los casos analizados se cumplen las condiciones de normalidad y homocedasticidad. Por lo tanto se aplican nuevamente test no paramétricos. La Tabla 13 muestra los resultados del test de Kruskal-Wallis para determinar si existen diferencias estadísticamente significativas. En caso de existir estas diferencias se aplica el test de Tukey para identificar entre qué algoritmos. La columna KW muestra los resultados del test de Kruskal-Wallis.

**Tabla 13:** Resultados del test de Kruskal-Wallis y Wicoxon para los resultados obtenidos por los algoritmos para la variable de performance valor objetivo.

Instancia	KW
INST_06	(-)
INST_07	(+)

Tanto para las variantes CHC y los AG's evaluados el test de Kruskal-Wallis no establece diferencias estadísticamente significativas para la instancia INST\_06. Se aplica el test de Tukey y se observa que QCHC-MD es el de mejor rendimiento en la INST\_07 donde aparecen diferencias estadísticamente significativas para la variable de performance valor objetivo. Podemos afirmar que la propuesta QCHC-MD para la instancia INST\_07 tiene el mejor rendimiento para la variable de performance valor objetivo con un 95% de confianza para los test estadísticos aplicados.

## 6. Conclusiones y trabajos futuros

En este trabajo se presentan tres AGs denominados AG-UX, AG-OPX, AG-TPX y tres versiones CHC denominadas QCHC-MA, QCHC-MCP y QCHC-MD. Se utilizó un nuevo mecanismo de prevención de incesto basado en la variabilidad promedio entre los individuos y una nueva forma de detección de la convergencia basada en la variabilidad de población. Además, se aplicó una función objetivo orientada a la eficiencia de la cobertura de señal en el terreno. Se propone un nuevo método para salir del estancamiento donde el mejor individuo se conserva en la nueva población y el resto de los integrantes se genera a partir de la variabilidad del individuo seleccionado. Para el uso de cadenas de bits extensas la forma tradicional del algoritmo CHC para la prevención del incesto demanda un gran esfuerzo computacional. El mecanismo propuesto puede detectar la convergencia prematura y dar una idea general del comportamiento de toda la población con un menor costo computacional. En todo momento se mantuvo el operador HUX y el mecanismo de selección de la población utilizó el criterio elitista como lo indica el algoritmo CHC canónico. El algoritmo QCHC-MA es el más similar al CHC canónico donde el criterio de selección poblacional es completamente elitista, el mecanismo de sacudida conserva el mejor individuo y el resto de la población se genera como una mutación del mismo.

Con respecto a las variables de performance tiempo y número de evaluaciones para las instancias donde al menos dos algoritmos obtuvieron el 100% de los éxitos, los algoritmos

QCHC-MA, QCHC-MCP y QCHC-MD se encuentran siempre en el grupo con los mejores valores de rendimiento. Podemos decir que las versiones del algoritmo CHC son una mejora efectiva con respecto a los AGs competidores para todas las instancias analizadas. Estos resultados permiten seguir buscando metaheurísticas capaces de resolver las siete instancias propuestas con una complejidad creciente de  $2^n$ . En trabajos futuros se podrán abordar tamaños de problemas con un espacio de búsqueda superior y se analizarán otros aspectos de mejoras del CHC como por ejemplo el mecanismo de selección y la paralelización de los algoritmos propuestos.

## 7. Agradecimientos

Se agradece la cooperación del equipo de proyecto del LabTEM y a la Universidad Nacional de la Patagonia Austral, por el continuo apoyo y los valiosos aportes para el desarrollo de este trabajo. Además el último autor agradece el constante apoyo de la Universidad Nacional de San Luis y a ANPCYT que financia su investigación.

## 8. Referencias

Alba E. and Chicano F. 2005, On the behavior of parallel genetic algorithms for optimal placement of antennae in telecommunications, *Int. J. Found. Comput. Sci.*, vol. 16, pp. 86–90.

Anderson H.R. and McGeehan J.P. 1994, Optimizing Microcell Base Station Locations Using Simulated Annealing Techniques. In *Proceedings 44th IEEE Conference on Vehicular Technology*, pages 858-862.

Calegari (a) P., Guidec F., Kuonen P. 1997, and Kobler D., Parallel Island Based Genetic Algorithm for Radio Network Design. In *Journal of Parallel and Distributed Computing* (47), pages 86-89.

Calegari (b) P., Guidec F., Kuonen P. 1997, and Wagner D. Genetic Approach to Radio Network 22 Optimizations for Mobile Systems. In *Proceedings 47th IEEE Conference on Vehicular Technology*, volume 2, pages 755- 759.

Celli G., Costamagna E., and Fanni A. 1995, Genetic Algorithms for Telecommunication Network Optimization, presented at *IEEE Int. Conf. Syst., Man and Cybernetics*.

Corne W., Oates M., Smith G. 2000, *Telecommunications Optimization: Heuristic and Adaptive Techniques*. John Wiley & Sons Ltd, ISBNs: 0-471-98855-3 (Hardback); 0-470-84163X.

Eshelman L. 1991, The CHC Adaptive Search Algorithm: How to Have Safe Search When Engaging in Nontraditional Genetic Recombination. In *Foundations of Genetic Algorithms*, pages 265–283. Morgan Kaufmann.

Fritsch Th., Tutschku K., Leibnitz K. 1995, Field Strength Prediction by Ray Tracing for Adaptive Base Station Positioning in Mobile Communication Networks.

Gamst A., E.G. Zinn, Beck R., Simon and R. 1986, Cellular Radio Network Planning. En revista *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, (1):8, 11.



Goldberg (a) D. 1989, Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning, Addison-Wesley.

Goldberg (b) D. 2002, Design of Innovation: Lessons From and For Competent Genetic Algorithms, Kluwer, Boston, MA.

Kirkpatrick S, Gelatt C. D., and Vecchi M. P. 1983, Optimization by simulated annealing. Science , New Series, Vol. 220, No. 4598. pp. 671-680.

Luna F., Durillo J. J., Nebro A. J., and Alba E. 2010, Evolutionary algorithms for solving the automatic cell planning problem: a survey. Engineering Optimization, 42(7):671–690, Dec. 2010.

Mendes S., Molina G., Vega-Rodríguez M., Gómez-Pulido J., Sáez Y., Miranda G., Segura C., Alba E., P. Isasi, León C., and Sánchez-Pérez J. 2009, Benchmarking a Wide Spectrum of Metaheuristic Techniques for the Radio Network Design Problem. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, vol. 13, no. 5.

Meunier H., Talbi E. G., and Reininger P. 2000, A Multiobjective Genetic Algorithm for Radio Network Optimization, presented at Congr. Evol. Comput, 2000.

Nebro A. J., Alba E., Molina G., Chicano F., and J. J. Luna, Francisco y Durillo J. 2007. Optimal antenna placement using a new multi-objective chc algorithm. In Proceedings of the 9th annual conference on Genetic and evolutionary computation, pages 876–883. ACM.

Pal S.K. and Wang P.P.1996, Genetic Algorithms for Pattern Recognition. Computer science mathematics. Taylor & Francis.

Parmee I.C. 2001, Evolutionary and Adaptive Computing in Engineering Design: With 98 Figures. Springer London.

Rappaport T. 1996, Wireless communications principles and practice. 1ra ed. New Jersey: Prentice Hall, ISBN: 0-13-375536-3.

Salling W. 2008, Comunicaciones y Redes de computadores, 7ma edición, Ed Pearson Prentice Hall.

Sastry K., Goldberg D., Kendall G. 2005, Search Methodologies: Introductory Tutorials in Optimization and Decision Support Techniques.

Talbi (a) E. 2009, Metaheuristics From Design To Implementation, Copyright ©2009 by John Wiley & Sons, Inc. ISBN: 978-0-470-27858-1.

Talbi (b) E. G., Cahon S., and Melab N. 2007, “Designing cellular networks using a parallel hybrid metaheuristic on the computational grid,” Comput. Commun., vol. 30, no. 4, pp. 698–713.

Treviño Cortés J. 2003, Propagación de RF en las bandas: LF, MF, HF, VHF, UHF y VHF, Cap5. Modelos de Propagación.



Tutschku K., Gerlich N., and Tran-Gia P. 1995, An integrated Approach to Cellular Network Planning, Institute of Computer Science, University of Wurzburg.

Vega-Rodríguez M., Gómez-Pulido J., Alba E., Vega-Pérez D., Priem-Mendes S., Molina G. 2007, Evaluation of Different Metaheuristics Solving the RND Problem ,EvoWorkshops 2007, LNCS 4448, pp. 101–110.

Vélez Langs O. 2012, Enfoques no estándar de algoritmos evolutivos en un dilema de optimización. En Revista Mutis, Volumen 2, Número 2, pp. 126-138.

Watanabe S., Hiroyasu T., and Mikiand M. 2001, 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.